Yudi Siswanto

Get Press Indonesia

MANAJEMEN PERAWATAN MESIN INDUSTRI LOGAM







ISBN 978-634-255-758-7

9 786342 557587

MANAJEMEN PERAWATAN MESIN INDUSTRI LOGAM

Yudi Siswanto

GET PRESS INDONESIA

MANAJEMEN PERAWATAN MESIN INDUSTRI LOGAM

Penulis : Yudi Siswanto
Editor : Mila Sari, M.Si.
Desain Sampul dan Tata Letak : Yuliatri Novita, M.Hum.

PENERBIT : GET PRESS INDONESIA
Anggota IKAPI No. 033/SBA/2022
Jl. Palarik RT 01 RW 06 Kelurahan Air Pacah
Kecamatan Koto Tangah Padang Sumatera Barat
website: www.getpress.co.id
email: adm.getpress@gmail.com

ISBN : 978-634-255-758-7

Cetakan Pertama, September 2026

Hak cipta dilindungi undang-undang. Dilarang memperbanyak karya tulis ini dalam bentuk dan dengan cara apapun tanpa izin tertulis dari penerbit.

Undang Undang Republik Indonesia Nomor 19 *Tahun 2002*
Tentang Hak Cipta

Ketentuan Pidana:
Pasal 72

1. Barangsiapa dengan sengaja dan tanpa hak melakukan perbuatan sebagaimana dimaksud dalam Pasal 2 ayat (1) atau Pasal 49 ayat (1) dan ayat (2) dipidana dengan pidana penjara masing-masing paling singkat 1 (satu) bulan dan/atau denda paling sedikit Rp 1.000.000,00 (satu juta rupiah), atau pidana penjara paling lama 7 (tujuh) tahun dan/ atau denda paling banyak Rp 5.000.000.000,00 (lima miliar rupiah).
2. Barangsiapa dengan sengaja menyiarkan, memamerkan, mengedarkan, atau menjual kepada umum suatu Ciptaan atau barang hasil pelanggaran Hak Cipta atau Hak Terkait sebagaimana dimaksud pada ayat (1) dipidana dengan pidana penjara paling lama 5 (lima) tahun dan/ atau denda paling banyak Rp 500.000.000,00 (lima ratus juta rupiah).

KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan ke hadirat Tuhan Yang Maha Esa, karena atas rahmat dan karunia-Nya buku yang berjudul *"Manajemen Perawatan Mesin Industri Logam"* ini dapat disusun dan diselesaikan dengan baik. Buku ini lahir dari kebutuhan akan referensi yang komprehensif, sistematis, dan berbasis ilmiah dalam bidang manajemen perawatan mesin, khususnya pada industri logam yang memiliki tingkat kompleksitas tinggi serta tuntutan operasional yang semakin dinamis. Industri logam merupakan salah satu sektor strategis yang memiliki peran penting dalam mendukung pembangunan infrastruktur, manufaktur, serta pertumbuhan ekonomi secara keseluruhan. Dalam praktiknya, industri ini sangat bergantung pada keandalan mesin dan peralatan produksi. Gangguan kecil pada sistem mekanik dapat berdampak besar terhadap keseluruhan proses produksi, baik dari segi kuantitas maupun kualitas output. Oleh karena itu, pengelolaan sistem perawatan mesin yang efektif dan efisien menjadi suatu keharusan yang tidak dapat diabaikan. Perkembangan teknologi dalam beberapa dekade terakhir telah membawa perubahan signifikan dalam paradigma manajemen perawatan.

Pendekatan tradisional yang bersifat reaktif mulai ditinggalkan dan digantikan dengan pendekatan yang lebih proaktif, seperti *preventive Maintenance*, *predictive Maintenance*, serta *Condition-Based Maintenance*. Selain itu, integrasi teknologi digital seperti *Internet of Things* (IoT), big data *analytics*, dan kecerdasan buatan telah membuka peluang baru dalam meningkatkan akurasi prediksi kegagalan serta efisiensi pengelolaan aset industri. Transformasi ini menuntut adanya pemahaman yang lebih mendalam serta kemampuan adaptasi yang tinggi dari para praktisi maupun akademisi di bidang teknik mesin. Buku ini disusun dengan tujuan untuk memberikan pemahaman yang menyeluruh mengenai konsep, metode, dan implementasi manajemen perawatan mesin dalam konteks industri logam. Materi yang disajikan tidak hanya mencakup aspek teoritis, tetapi juga dilengkapi dengan pendekatan analitis dan praktis yang relevan dengan kondisi industri saat ini.

Pembahasan dalam buku ini mencakup berbagai topik penting, mulai dari konsep dasar *Maintenance*, strategi perawatan, analisis keandalan, metode analisis kegagalan, hingga perencanaan dan penjadwalan *Maintenance* serta integrasi teknologi digital dalam sistem perawatan *modern*. Penulis menyadari bahwa masih terdapat kesenjangan antara teori yang berkembang di dunia akademik dan praktik yang diterapkan di industri. Oleh karena itu, buku ini juga berupaya menjembatani kesenjangan tersebut dengan menyajikan pendekatan yang aplikatif dan berbasis kebutuhan nyata di lapangan.

Dengan demikian, diharapkan buku ini dapat menjadi referensi yang bermanfaat tidak hanya bagi mahasiswa dan peneliti, tetapi juga bagi praktisi industri yang ingin meningkatkan kinerja sistem perawatan di lingkungan kerjanya. Dalam proses penyusunan buku ini, penulis banyak memperoleh inspirasi dari berbagai literatur ilmiah, hasil penelitian, serta pengalaman praktis di bidang perawatan mesin. Penulis juga menyadari bahwa perkembangan ilmu pengetahuan dan teknologi di bidang ini sangat pesat, sehingga buku ini diharapkan dapat menjadi dasar yang kuat bagi pembaca untuk terus mengembangkan pengetahuan dan kompetensinya secara berkelanjutan. Akhir kata, penulis menyampaikan terima kasih kepada semua pihak yang telah memberikan dukungan dalam proses penyusunan buku ini, baik secara langsung maupun tidak langsung. Penulis menyadari bahwa buku ini masih memiliki keterbatasan, oleh karena itu kritik dan saran yang konstruktif sangat diharapkan untuk perbaikan di masa yang akan datang. Semoga buku ini dapat memberikan manfaat yang luas dan menjadi kontribusi nyata dalam pengembangan ilmu pengetahuan, khususnya di bidang manajemen perawatan mesin industri logam.

.

Padang, Juni 2026

Penulis

DAFTAR ISI

KATA PENGANTAR i

DAFTAR ISI iii

DAFTAR TABEL viii

BAB I PENDAHULUAN 1

1.1 Tantangan Global Industri Logam *Downtime*, Biaya, dan Keberlanjutan 3

1.2 Peran Strategis *Maintenance* dalam Daya Saing Industri 6

1.3 Kesenjangan antara Teori Akademik dan Praktik Industri 8

1.4 Urgensi Pendekatan Data-Driven *Maintenance* 9

REFERENSI 12

BAB II KONSEP DASAR *MAINTENANCE MANAGEMENT* 14

2.1 Mengapa Fondasi Konseptual Itu Penting 14

2.2 Definisi *Maintenance* Dari Klasik Menuju *Modern* 15

2.3 Evolusi Strategi *Maintenance*: Sebuah Perjalanan Paradigmatik 20

2.4 Key Performance Indicators Utama *Maintenance* 26

2.5 Life Cycle Cost (LCC) 31

2.6 Peran *Maintenance* dalam Produktivitas dan *Reliability* 34

2.7 *Framework* Terintegrasi *Maintenance* Management untuk Industri Logam 38

REFERENSI 40

BAB III STRATEGI *MAINTENANCE* DI INDUSTRI LOGAM 43

3.1 Lanskap Strategi *Maintenance Modern* 43

3.2 *Corrective Maintenance* (CM) Strategi Reaktif 44

3.3 *Preventive Maintenance* (PM) Strategi Berbasis Waktu 49

3.4 *Predictive Maintenance* (PdM) Strategi Berbasis Kecerdasan Analitik 53

3.5 *Condition-Based Maintenance* (CBM) Strategi Berbasis Kondisi Aktual 58

3.6 Analisis Perbandingan Kritis Antar Strategi 64
3.7 Strategi *Hybrid* dan Integrasi dalam Industri Logam 69
REFERENSI 71
BAB IV *RELIABILITY ENGINEERING* DALAM *MAINTENANCE* 74
4.1 Mengapa *Reliability engineering* Penting bagi Industri Logam 74
4.2 Konsep Fundamental *Reliability*, Failure Rate, dan Hazard *Function* 76
4.3 *Mean Time to Failure*, *Mean Time Between Failures*, dan *Mean Residual Life* 80
4.4 Distribusi Kegagalan *Weibull*, Eksponensial, dan Distribusi Lainnya 83
4.5 Estimasi Parameter Distribusi dari Data Kegagalan 88
4.6 Analisis Keandalan Sistem Dari Komponen ke Sistem 90
4.*7 Failure Mode and Effects Analysis* (FMEA) dalam Konteks Industri Logam 94
4.8 Hubungan *Reliability engineering* dengan Perencanaan *Maintenance* 97
4.9 Studi Kasus Analisis Weibull dan Optimasi *Maintenance Bearing* Rolling Mill 100
REFERENSI 102
BAB V METODE ANALISIS KEGAGALAN 104
5.1 Signifikansi Analisis Kegagalan dalam Industri Logam 104
5.2 Failure Mode and Effects Analysis (FMEA) 106
5.3 Root Cause Analysis (RCA) 113
5.4 Fault Tree Analysis (FTA) 118
5.5 Analisis Komparatif: FMEA, RCA, dan FTA 123
5.6 Analisis Kritis dan Relevansi bagi Industri Logam Indonesia 125
5.7 Integrasi Metode Analisis Kegagalan dengan Sistem Manajemen Perawatan *Modern* 129

REFERENSI 131

BAB VI OPTIMASI SISTEM *MAINTENANCE*..... 133

6.1 Mengapa Optimasi Diperlukan dalam *Maintenance*.....133

6.2 Formulasi Masalah Optimasi *Maintenance*: Kerangka Umum 134

6.3 Fungsi Objektif: Biaya, Down*time*, dan *Reliability*.....136

6.4 Variabel Keputusan dalam Optimasi *Maintenance* 140

6.5 *Constraint* Batasan yang Membentuk Ruang Solusi yang Layak.....144

6.6 *Model* Matematis *Single-Objective*: Formulasi dan Solusi Analitik.....147

6.7 Multi-*Objective Optimization* (MOO) dalam *Maintenance*.....151

6.8 Optimasi *Maintenance* di Bawah Ketidakpastian 155

6.9 Joint *Optimization*: Integrasi *Maintenance*, Produksi, dan Inventaris 158

6.10 Implementasi Digital: Optimasi *Maintenance* Berbasis AI dan *Digital twin*.....159

6.11 Studi Kasus: MOO *Maintenance Rolling mill* Biaya vs Down*time* vs *Reliability* 160

REFERENSI 163

BAB VII LEAN *MAINTENANCE* DAN TOTAL PRODUCTIVE *MAINTENANCE* (TPM) 165

7.1 Dari Reactive Menuju Proactive *Maintenance* Culture.....165

7.2 Konsep Lean dalam Manajemen Perawatan.....166

7.3 Total *Productive Maintenance* (TPM) 171

7.4 Delapan Pilar TPM: Prinsip, Mekanisme, dan Implementasi di Industri Nikel 175

7.5 Integrasi TPM dengan Sistem Produksi 181

7.6 Dampak Lean *Maintenance* dan TPM terhadap Efisiensi dan Pengurangan Pemborosan 185

7.7 Analisis Implementasi TPM di Industri Logam Nikel Indonesia.....188

7.8 Analisis Kritis: Keterbatasan dan Peluang Pengembangan..... 195
REFERENSI 197
BAB VIII MANAJEMEN PERAWATAN BERBASIS RISIKO DAN BERKELANJUTAN 199
8.1 Konvergensi Risiko, Keberlanjutan, dan Perawatan 199
8.2 Risk-Based Inspection (RBI) 200
8.3 Life Z..... 205
8.4 Green *Maintenance*..... 210
8.5 Pelaporan Kinerja Perawatan Terintegrasi dengan Metrik Keberlanjutan Korporat 214
8.6 Membangun Ekosistem Manajemen Risiko dan Keberlanjutan dalam Perawatan 218
REFERENSI 221
BAB IX IMPLEMENTASI SISTEM MANAJEMEN PERAWATAN TERINTEGRASI 224
9.1 Dari Teori Menuju Implementasi..... 224
9.2 Audit Kesiapan Memahami Titik Awal..... 225
9.3 Pemilihan dan Implementasi CMMS Tulang Punggung Digital..... 229
9.3.1 Nilai Strategis CMMS..... 229
9.4 Manajemen Perubahan Mengelola Dimensi Manusia 232
9.5 Pengembangan Sistem KPI Perawatan 234
9.6 *Roadmap* Menuju *Maintenance* Excellence..... 237
9.7 Integrasi Sustainability dalam Sistem Manajemen Perawatan 239
9.8 Tantangan dan Peluang Implementasi di Indonesia 240
REFERENSI 242
BAB X IMPLEMENTASI MANAJEMEN PERAWATAN INDUSTRI LOGAM 244
10.1 Sistem Produksi dan Peralatan Kritis..... 245
10.2 Identifikasi Masalah..... 248

10.3 Metode yang Digunakan....252
10.4 Analisis Hasil Dampak Terukur Program Transformasi Perawatan....258
10.5 Evaluasi Kritis dan Insight dari Studi Kasus....263
REFERENSI.... 268
BAB XI MASA DEPAN MANAJEMEN PERAWATAN REFLEKSI, VISI, DAN ARAH.... 270
11.1 Refleksi Perjalanan: Dari Reaktif Menuju Cerdas....270
11.2 Tren Masa Depan....271
11.3 Tantangan Global yang Membentuk Lanskap *Maintenance* Masa Depan....277
11.4 *Roadmap* Implementasi: Dari Visi Menuju Aksi....282
11.5 Dimensi Manusia: Yang Tidak Akan Pernah Dapat Digantikan Algoritma....287
REFERENSI.... 289

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Evolusi Definisi Maintenance Dari Klasik hingga Modern 18
Tabel 2. 2 Perbandingan Karakteristik Empat Generasi Strategi Maintenance 25
Tabel 2. 3 Ringkasan KPI Utama *Maintenance* Formula, Interpretasi, dan Target Industri Logam 31
Tabel 3. 1 Perbandingan Komprehensif Empat Strategi Maintenance dalam Konteks Industri Logam 65
Tabel 3. 2 Matriks Keputusan Pemilihan Strategi Maintenance di Industri Logam 68
Tabel 4. 1 Perbandingan Distribusi Kegagalan Utama dan Relevansinya untuk Industri Logam 87
Tabel 4. 2 Konfigurasi Sistem Keandalan dan Implikasinya terhadap Maintenance di Industri Logam 94
Tabel 4. 3 Contoh FMEA Parsial untuk Sistem Bearing Rolling mill (Industri Logam) 96
Tabel 5. 1 Skala Referensi RPN untuk FMEA dalam Lingkungan Industri Logam 107
Tabel 5. 2 Contoh Worksheet FMEA untuk Peralatan Kritis Industri Logam 111
Tabel 5. 3 Simbol Gate dalam Fault Tree Analysis (FTA) dan Definisinya 120
Tabel 5. 4 Analisis Komparatif FMEA, RCA, dan FTA dalam Konteks Industri Logam 124
Tabel 6. 1. Kategorisasi Variabel Keputusan dalam Optimasi Sistem *Maintenance* Industri Logam 142
Tabel 6. 2. Tipologi Constraint dalam Optimasi Maintenance Industri Logam 146
Tabel 6. 3 Evaluasi Numerik C(T) untuk Model ARP — Bearing Rolling mill (β=2,74; η=14.320 jam) 148
Tabel 6. 4 Perbandingan Metode Multi-Objective Optimization untuk Maintenance Industri Logam 154
Tabel 6. 5 Parameter Sistem Rolling mill untuk Studi Kasus MOO (Data Ilustratif) 160
Tabel 6. 6 Solusi Pareto Representatif dari Optimasi MOO Rolling Mill 161

Tabel 7. 1 Delapan Pemborosan dalam Lean Maintenance dan Manifestasinya di Industri Logam Nikel....168
Tabel 7. 2 Komponen OEE, Formula, dan Benchmark Industri Logam Nikel....174
Tabel 7. 3 Delapan Pilar TPM: Deskripsi, Mekanisme, dan Aplikasi di Industri Nikel....176
Tabel 7. 4 Matrix Integrasi Pilar TPM dengan Fungsi Organisasi Produksi Industri Nikel....182
Tabel 7. 5 Roadmap Implementasi TPM di Fasilitas Nickel Smelting Indonesia....190
Tabel 7. 6 Perbandingan KPI Kinerja Maintenance Sebelum dan Sesudah Implementasi TPM....192
Tabel 8. 1 Matriks Risiko 5×5 untuk Risk-Based Inspection di Fasilitas Pengolahan Nikel....201
Tabel 8. 2 Tahapan Implementasi RBI dan Aplikasinya di Industri Logam Nikel....202
Tabel 8. 3 Kategori Biaya dalam LCCA dan Ilustrasinya di Industri Logam Nikel....206
Tabel 8. 4 Framework Green Maintenance Dimensi, Praktik, Dampak, dan Aplikasi di Industri Nikel....211
Tabel 8. 5 Framework KPI Perawatan Terintegrasi dengan Metrik Keberlanjutan Korporat....216
Tabel 9. 1 Matriks Readiness Assessment Indikator per Dimensi dan Instrumen Penilaian....227
Tabel 9. 2 Tipologi Platform CMMS dan Konteks Aplikasi Optimal di Industri Logam....230
Tabel 9. 3 Sistem KPI Maintenance Terintegrasi Formula, Target, dan Tindakan Korektif....236
Tabel 9. 4 Roadmap Lima Tahun Aktivitas, Milestone, dan Target KPI per Fase....238
Tabel 10. 1 Profil Peralatan Kritis HSM PT. Baja Nusantara Terpadu: Klasifikasi dan Karakteristik Operasional....247
Tabel 10. 2 Identifikasi Masalah Akar Masalah, Dampak Terukur, dan Prioritas Intervensi....250
Tabel 10. 3 Hasil FMEA: Sepuluh Mode Kegagalan Prioritas Tertinggi pada Finishing Mill HSM PT. BNT....253
Tabel 10. 4 Perbandingan KPI Perawatan dan Produksi: Baseline (2020–2022) vs. Post-Implementation (Jul 2023–Des 2025)....259

Tabel 11. 1 Peta Kematangan Teknologi Maintenance Masa Depan dan Estimasi Horizon Implementasi 275
Tabel 11. 2 Matrix Tantangan Global dalam Manajemen Perawatan Industri Logam dan Strategi Responsnya..... 277
Tabel 11. 3 Roadmap Transformasi Manajemen Perawatan Menuju Smart Maintenance Industri Logam 282

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3. 1 Alur Proses Corrective Maintenance 46
Gambar 3. 2 *Preventive Maintenance* 52
Gambar 3. 3 Predictive Maintenance 56
Gambar 3. 4 Condition-Based Maintenance 60
Gambar 4. 1 Posisi *Reliability engineering* Sebagai Dasar Perencanaan Maintenance Yang Optimal 75
Gambar 4. 2 Hubungan Fungsi kehandalan 77
Gambar 4. 3 Laju Kegagalan Dan Aplikasi Terhadap Strategi Maintenance 81
Gambar 4. 4 Reliability Sistem: Seri, peralel dan kombinasi 93
Gambar 7. 1 Total Productive Maintenance (TPM) 172
Gambar 9. 1 Model Kematangan Manajemen Perawatan (Maintenance Maturity Model) Lima Level dari Reaktif menuju AI-Driven Excellence 225
Gambar 9. 2 Radar Readiness Assessment Profil Kematangan Aktual vs. Target Industri Nikel Indonesia 226
Gambar 9. 3 Ekosistem Integrasi CMMS sebagai Pusat Saraf Sistem Manajemen Perawatan Modern 229
Gambar 9. 4 Lima Fase Implementasi CMMS Dari Fondasi Data hingga Predictive Maintenance Berbasis AI 231
Gambar 9. 5 Model ADKAR Siklus Lima Tahap Manajemen Perubahan Individual dalam Implementasi Maintenance 233
Gambar 9. 6 Piramida KPI Maintenance Arsitektur Tiga Tingkat dari Strategis hingga Operasional 235
Gambar 9. 7 Roadmap Lima Tahun Menuju Maintenance excellence Fase, Aktivitas, dan Proyeksi OEE per Fase 237
Gambar 10. 1 Analisa Preto 248

BAB I
PENDAHULUAN

Industri logam merupakan salah satu tulang punggung peradaban industri *modern*. Baja, aluminium, tembaga, titanium, dan paduan logam lainnya menjadi fondasi bagi sektor manufaktur, konstruksi, otomotif, dirgantara, energi, hingga infrastruktur pertahanan. Tanpa produk-produk logam berkualitas tinggi, transformasi digital dan transisi energi hijau yang sedang berlangsung secara masif di seluruh penjuru dunia tidak akan pernah terwujud. Namun, di balik peranan yang begitu fundamental tersebut, industri logam global tengah menghadapi tekanan multidimensional yang semakin kompleks dan menuntut respons strategis yang menyeluruh dari setiap pelaku industri.

Laporan World Steel Association (2023) mencatat bahwa produksi baja mentah global mencapai 1,888 miliar ton pada tahun 2022, sebuah angka yang mencerminkan betapa besarnya skala operasi industri ini. Namun, bersamaan dengan kapasitas produksi yang besar tersebut, terdapat tekanan-tekanan yang tidak bisa diabaikan: volatilitas harga bahan baku, ketegangan rantai pasokan global akibat pandemi COVID-19 dan konflik geopolitik, meningkatnya tuntutan regulasi lingkungan, serta persaingan yang kian ketat dari produsen dengan biaya tenaga kerja rendah, terutama dari Asia Timur dan Asia Tenggara. Dalam lanskap yang demikian, efisiensi operasional bukan lagi sekadar keunggulan kompetitif ia telah menjadi prasyarat eksistensial bagi kelangsungan bisnis.

Di antara sekian banyak faktor yang memengaruhi efisiensi operasional, manajemen perawatan mesin (*Maintenance management*) menduduki posisi yang sangat kritis namun seringkali kurang mendapat perhatian yang sepadan. Sebuah studi komprehensif yang dilakukan oleh Mobley (2002) dan dikonfirmasi oleh berbagai penelitian berikutnya menunjukkan bahwa biaya perawatan di industri manufaktur berat,

termasuk industri logam, dapat mencapai 15 hingga 40 persen dari total biaya produksi. Lebih dari itu, kegagalan peralatan yang tidak terduga yang dalam literatur teknik dikenal sebagai *unplanned downtime* dapat menyebabkan kerugian finansial yang sangat besar, kecelakaan kerja, dan degradasi kualitas produk secara simultan.

Menurut laporan ARC Advisory Group (2020), kerugian akibat *unplanned downtime* di sektor industri global mencapai angka yang mencengangkan, yaitu sekitar 50 miliar dolar Amerika per tahun. Khusus untuk industri baja dan logam *non-ferrous*, angka ini bahkan lebih tinggi secara proporsional mengingat intensitas modal yang sangat besar dari peralatan seperti *blast furnace, electric arc furnace, rolling mill, continuous casting machine, dan annealing line*. Sebuah *blast furnace modern*, misalnya, memiliki nilai investasi yang mencapai ratusan juta hingga miliaran dolar, dan *downtime* selama satu jam saja dapat mengakibatkan kerugian produksi senilai puluhan ribu dolar.

Tantangan ini diperparah oleh dimensi keberlanjutan *(sustainability) yang* kini menjadi agenda utama industri global. Sektor industri logam, khususnya produksi baja, merupakan salah satu kontributor terbesar emisi karbon dioksida di dunia bertanggung jawab atas sekitar 7-9 persen dari total emisi CO2 global (IEA, 2022). Komitmen Paris Agreement dan target Net Zero Emission 2050 telah mendorong *regulator* di berbagai negara untuk memberlakukan standar emisi yang semakin ketat. Dalam konteks ini, peralatan yang tidak dirawat dengan baik tidak hanya mengancam produktivitas, tetapi juga meningkatkan konsumsi energi dan emisi polutan secara signifikan. Peralatan yang aus dan tidak optimal akan beroperasi dengan efisiensi termal dan mekanik yang lebih rendah, sehingga mengkonsumsi energi lebih banyak untuk output yang sama.

Urgensi strategis manajemen perawatan mesin dalam industri logam, dengan demikian, dapat dilihat melalui tiga lensa yang saling berkaitan: lensa produktivitas dan daya saing, lensa keselamatan kerja, dan lensa keberlanjutan lingkungan. Buku ini hadir sebagai upaya sistematis untuk mengintegrasikan ketiga perspektif tersebut ke dalam sebuah kerangka manajemen perawatan yang komprehensif, berbasis data, dan relevan dengan tantangan industri logam kontemporer.

1.1 Tantangan Global Industri Logam *Downtime*, Biaya, dan Keberlanjutan

1.1.1 Permasalahan *Downtime* dan Kegagalan Peralatan

Downtime dalam konteks industri manufaktur dapat didefinisikan sebagai periode waktu di mana sistem produksi tidak dapat beroperasi sebagaimana mestinya akibat kegagalan peralatan, prosedur perawatan terjadwal, atau faktor-faktor eksternal lainnya. Dalam industri logam, konsekuensi *downtime* sangat berbeda dibandingkan industri manufaktur diskret karena sifat produksi logam yang bersifat kontinu (*continuous process*). Penghentian mendadak pada proses peleburan, pengerolan, atau annealing tidak hanya menghentikan produksi secara sementara, tetapi seringkali menyebabkan pembekuan material dalam jalur proses, kerusakan sekunder pada komponen lain, serta waktu start-up yang panjang dan mahal untuk memulihkan operasi.

Penelitian Alsyouf (2007) yang dipublikasikan dalam *Journal of Quality in Maintenance Engineering* menganalisis hubungan antara efektivitas perawatan dan kinerja bisnis pada 10 perusahaan manufaktur di Swedia, dan menemukan bahwa peningkatan efektivitas perawatan berkorelasi langsung dengan peningkatan produktivitas, kualitas produk, dan keuntungan perusahaan. Studi ini menjadi salah satu referensi seminal yang menegaskan bahwa investasi dalam sistem perawatan yang baik bukan merupakan biaya *(cost),* melainkan investasi strategis yang menghasilkan *return* terukur.

Kegagalan peralatan dalam industri logam dapat diklasifikasikan ke dalam beberapa kategori berdasarkan mekanisme kegagalannya. Kegagalan mekanik mencakup kelelahan *material (fatigue),* keausan *(wear),* korosi, deformasi plastis*, dan fracture.* Kegagalan termik mencakup *overheating, thermal fatigue, dan* degradasi material akibat paparan suhu tinggi yang berkelanjutan. Kegagalan elektrik dan elektronik semakin relevan seiring meningkatnya automasi dan digitalisasi peralatan produksi logam *modern*. Pemahaman mendalam

tentang mode kegagalan ini merupakan fondasi dari setiap strategi perawatan yang efektif.

Studi yang dilakukan oleh Swanson (2001) mengidentifikasi bahwa pendekatan perawatan yang berbasis pada pemahaman mode kegagalan yang kemudian berkembang menjadi metodologi *Reliability-Centered Maintenance* (RCM) mampu mereduksi biaya perawatan hingga 40-70 persen dibandingkan pendekatan perawatan tradisional yang sepenuhnya reaktif. Namun, implementasi RCM yang efektif memerlukan data historis kegagalan yang komprehensif, kompetensi teknis yang memadai, serta komitmen organisasional dari manajemen puncak prasyarat yang seringkali tidak terpenuhi di banyak perusahaan industri logam, terutama yang berskala menengah ke bawah.

1.1.2 Beban Biaya Perawatan dan Implikasinya terhadap Daya Saing

Struktur biaya perawatan dalam industri logam merupakan persoalan yang kompleks dan multidimensi. Biaya perawatan tidak hanya mencakup biaya langsung seperti suku cadang, bahan habis pakai, dan tenaga kerja teknisi, tetapi juga biaya tidak langsung yang seringkali jauh lebih besar, meliputi kehilangan produksi akibat *downtime*, biaya kualitas akibat produk cacat yang dihasilkan oleh peralatan yang tidak optimal, biaya keselamatan akibat kecelakaan kerja, dan biaya lingkungan akibat kebocoran atau emisi yang melebihi batas regulasi.

Dhillon (2006) dalam bukunya yang komprehensif, *Maintainability*, *Maintenance*, and *Reliability for Engineers*, menyebutkan bahwa di negara-negara industri maju, total biaya perawatan secara keseluruhan mencapai lebih dari 300 miliar dolar per tahun, dengan sektor industri berat termasuk industri logam menyumbang porsi terbesar. Di tingkat perusahaan individual, rasio biaya perawatan terhadap nilai aset tetap (*Maintenance Cost to Asset Value Ratio) pada* industri logam umumnya berkisar antara 2 hingga 6 persen per tahun, sebuah beban yang signifikan terutama mengingat intensitas modal industri ini.

Namun, paradoks yang menarik dan relevan adalah bahwa pengurangan biaya perawatan secara serampangan justru dapat mengakibatkan peningkatan *total cost of ownership yang* jauh lebih besar. Pendekatan *"run-to-failure" yang* murni reaktif, meskipun tampak hemat dalam jangka pendek karena tidak memerlukan investasi dalam sistem *monitoring* dan prosedur perawatan *preventif* yang terstruktur, sesungguhnya mengakibatkan biaya total yang jauh lebih tinggi akibat frekuensi kegagalan yang lebih sering, kerusakan sekunder yang lebih parah, dan down*time* yang lebih panjang. Pemahaman tentang *false economy* dalam manajemen perawatan ini merupakan titik awal yang esensial bagi setiap manajer industri logam yang serius mengelola daya saing perusahaannya.

Bechtold (1997) memperkenalkan konsep optimasi biaya perawatan melalui pendekatan matematis yang mempertimbangkan *trade-off* antara biaya pencegahan dan biaya kegagalan. Konsep ini kemudian dikembangkan lebih lanjut dalam literatur *modern* melalui berbagai *Model* optimasi yang menggabungkan teori keandalan *(reliability theory),* pemrograman matematika, dan kecerdasan buatan. Relevansinya bagi industri logam sangat besar, mengingat tingginya nilai investasi peralatan dan konsekuensi finansial yang besar dari setiap keputusan alokasi sumber daya perawatan.

1.1.3 Dimensi Keberlanjutan dalam Manajemen Perawatan

Hubungan antara manajemen perawatan dan keberlanjutan lingkungan *(environmental sustainability)* merupakan dimensi yang relatif baru namun semakin penting dalam literatur ilmiah dan praktik industri. Konsep Sustainable *Maintenance* atau *Green Maintenance* telah mulai mendapat perhatian serius dalam satu dekade terakhir, seiring meningkatnya kesadaran bahwa keputusan-keputusan perawatan memiliki implikasi lingkungan yang sangat signifikan.

Shohet dan Lavy (2004) menunjukkan dalam penelitian mereka bahwa peralatan yang dirawat dengan baik mampu beroperasi dengan efisiensi energi yang secara konsisten lebih tinggi dibandingkan peralatan yang mengalami degradasi akibat kurangnya perawatan. Untuk industri logam yang merupakan salah satu sektor *paling energy-intensive di dunia*

konsumsi energi untuk produksi baja, misalnya, berkisar antara 18-30 GJ per ton tergantung pada teknologi yang digunakan implikasi dari temuan ini sangat besar. Perbedaan efisiensi energi sebesar 5-10 persen saja pada skala produksi jutaan ton per tahun dapat menghasilkan penghematan energi dan pengurangan emisi yang setara dengan kontribusi sebuah kota berukuran sedang.

Lebih jauh, Jasiulewicz-Kaczmarek dan Gola (2019) dalam artikel mereka di *International Journal of Production Economics* berargumen bahwa manajemen perawatan harus diintegrasikan ke dalam *strategi sustainability* perusahaan secara holistik, bukan diperlakukan sebagai fungsi teknis yang terisolasi. Integrasi ini mencakup minimalisasi limbah dari proses perawatan itu sendiri (oli bekas, suku cadang yang diganti), optimalisasi penggunaan bahan kimia perawatan, dan pertimbangan siklus hidup *(life cycle assessment)* dalam pengambilan keputusan penggantian peralatan. *Framework* yang mereka kembangkan memberikan landasan konseptual yang kuat untuk pendekatan *Maintenance* management yang benar-benar sustainable.

1.2 Peran Strategis *Maintenance* dalam Daya Saing Industri

Pergeseran paradigma dalam pemahaman tentang fungsi perawatan mesin merupakan salah satu perkembangan paling signifikan dalam manajemen industri *modern*. Selama dekade-dekade awal industrialisasi, departemen perawatan dipandang semata-mata sebagai fungsi pendukung *(support function) yang* bertugas memperbaiki peralatan yang rusak — sebuah pandangan yang menempatkan perawatan sebagai pusat biaya (*cost center*) yang idealnya diminimalkan anggarannya. Pandangan ini, yang dalam literatur disebut sebagai "*Maintenance* as a necessary evil," masih dapat dijumpai di banyak perusahaan industri logam di negara-negara berkembang.

Namun, revolusi pemikiran yang dimulai sejak pengenalan konsep *Total Productive Maintenance* (TPM) oleh Seiichi Nakajima pada akhir 1970-an di Jepang, dan berlanjut dengan perkembangan *Reliability-Centered Maintenance* (RCM), *Condition-Based Maintenance* (CBM), hingga *Predictive Maintenance* berbasis kecerdasan buatan, telah secara

fundamental mengubah cara pandang terhadap fungsi perawatan. *Maintenance* tidak lagi sekadar aktivitas teknis reaktif, melainkan sebuah fungsi strategis yang secara langsung memengaruhi kapasitas kompetitif sebuah perusahaan industri.

Wireman (2004) mengidentifikasi enam dimensi daya saing yang secara langsung dipengaruhi oleh kualitas sistem manajemen perawatan*: (1) Overall Equipment Effectiveness (OEE) dan* produktivitas aset, (2) kualitas produk dan konsistensinya, (3) keselamatan dan kesehatan kerja, (4) efisiensi energi dan sumber daya, (5) kemampuan responsif terhadap permintaan pasar, dan (6) kepuasan pelanggan melalui keandalan pengiriman. Keenam dimensi ini saling berkaitan dan secara kolektif menentukan posisi kompetitif sebuah perusahaan industri logam dalam pasar global yang semakin kompetitif.

Dalam konteks industri 4.0 dan transformasi digital yang sedang berlangsung, peran strategis *Maintenance* semakin diperkuat oleh tersedianya teknologi-teknologi baru yang memungkinkan implementasi *Predictive Maintenance* dengan akurasi dan efektivitas yang belum pernah ada sebelumnya*. Internet of Things (IoT)* memungkinkan pengumpulan data kondisi peralatan secara *real-time dan* berkelanjutan. *Machine learning* dan kecerdasan buatan memungkinkan analisis prediktif yang mampu mengidentifikasi pola degradasi dan memprediksi kegagalan jauh sebelum ia terjadi. *Digital twin* memungkinkan simulasi perilaku peralatan dalam berbagai skenario operasi tanpa harus mengorbankan ketersediaan sistem nyata.

Penelitian *Karim et al. (2016) yang* dipublikasikan dalam jurnal bergengsi *Reliability engineering and System Safety* mengkuantifikasi dampak implementasi sistem *Predictive Maintenance* berbasis sensor dan *machine learning* pada sebuah pabrik baja terintegrasi di Eropa. Hasilnya menunjukkan reduksi biaya perawatan sebesar 25 persen, peningkatan ketersediaan peralatan *(equipment availability)* sebesar 18 persen, dan pengurangan kecelakaan kerja yang terkait dengan kegagalan peralatan sebesar 30 persen dalam kurun waktu tiga tahun implementasi. Temuan ini memberikan bukti empiris yang kuat tentang potensi transformatif dari pendekatan *Maintenance* management *modern*.

1.3 Kesenjangan antara Teori Akademik dan Praktik Industri

Salah satu motivasi terpenting penulisan buku ini adalah keprihatinan mendalam penulis terhadap gap yang signifikan antara perkembangan teori dan metodologi manajemen perawatan di tingkat akademik dengan praktik yang berlangsung di lantai produksi industri logam, terutama di negara-negara berkembang termasuk Indonesia. Gap ini bukan hanya merupakan fenomena lokal, tetapi juga diakui secara luas dalam literatur internasional sebagai salah satu hambatan terbesar dalam upaya peningkatan produktivitas industri manufaktur global.

Pada tataran akademik, riset tentang manajemen perawatan telah berkembang dengan sangat pesat dalam dua dekade terakhir. Jurnal-jurnal bereputasi tinggi seperti *Reliability engineering and System Safety, International Journal of Production Economics, Journal of Quality in Maintenance* Engineering, dan *Computers* and *Industrial Engineering* secara konsisten mempublikasikan penelitian-penelitian mutakhir tentang *Model* optimasi perawatan, algoritma predictive *Maintenance*, *Framework* RCM dan CBM, serta aplikasi kecerdasan buatan dalam diagnostik peralatan industri. Namun, seberapa banyak dari inovasi-inovasi akademik ini yang benar-benar diterapkan di industri logam, terutama di negara-negara dengan keterbatasan sumber daya teknologi dan manusia?

Penelitian Pinjala *et al. (2006) yang* melakukan survei terhadap 51 perusahaan manufaktur di Belgia menemukan bahwa meskipun konsep-konsep seperti TPM dan RCM telah dikenal luas, implementasi penuhnya masih sangat terbatas bahkan di negara industri maju. Hambatan utama yang teridentifikasi meliputi: kurangnya pemahaman tentang nilai finansial dari investasi dalam sistem perawatan yang sophisticated, keterbatasan kompetensi sumber daya manusia, resistensi budaya terhadap perubahan, serta kompleksitas teknis dan biaya implementasi sistem *monitoring* kondisi yang canggih. Realitas ini semakin memprihatinkan ketika dipotret dari perspektif industri di negara

berkembang, di mana infrastruktur pendidikan teknik dan akses terhadap teknologi terkini seringkali lebih terbatas.

Di Indonesia, sebagai salah satu negara dengan basis industri logam yang sedang berkembang pesat seiring dengan program hilirisasi mineral dan percepatan industrialisasi, kesenjangan ini memiliki implikasi strategis yang sangat serius. Industri baja nasional yang mencakup perusahaan-perusahaan seperti PT Krakatau Steel, PT Gunawan Dianjaya Steel, dan berbagai produsen baja canai panas dan canai dingin, serta industri aluminium dan tembaga yang sedang berkembang, memerlukan peningkatan substansial dalam kapabilitas manajemen perawatan untuk dapat bersaing di era perdagangan bebas yang semakin kompetitif.

Gap antara teori dan praktik ini juga tercermin dalam kurikulum pendidikan teknik di Indonesia. Mata kuliah terkait manajemen perawatan di sebagian besar program teknik mesin dan teknik industri masih didominasi oleh pendekatan konvensional yang belum mengintegrasikan perkembangan terkini dalam predictive *Maintenance*, IoT, dan *machine learning* secara memadai. Akibatnya, para insinyur muda yang memasuki industri seringkali memiliki pemahaman yang terbatas tentang metodologi dan teknologi perawatan *modern*, menciptakan hambatan sumber daya manusia yang menghalangi adopsi praktik-praktik terbaik industri.

1.4 Urgensi Pendekatan Data-Driven *Maintenance*

Transformasi menuju data-*driven Maintenance* sebuah pendekatan di mana keputusan perawatan didasarkan pada analisis data empiris dari kondisi aktual peralatan alih-alih semata-mata pada jadwal waktu atau pengalaman subjektif teknisi merupakan salah satu pergeseran paradigma paling signifikan dalam manajemen perawatan industri *modern*. Urgensi transisi ini semakin meningkat seiring dengan konvergensi beberapa megatren teknologi dan bisnis yang saling memperkuat.

Dari perspektif teknologi, proliferasi sensor berbiaya rendah, konektivitas IoT, kapasitas komputasi awan (cloud computing), dan kemajuan pesat dalam algoritma machine learning dan deep learning telah secara dramatis menurunkan hambatan teknis dan finansial untuk implementasi sistem Predictive Maintenance yang canggih. Apa yang sebelumnya hanya dapat dilakukan oleh perusahaan-perusahaan raksasa dengan anggaran riset yang sangat besar, kini menjadi semakin terjangkau bahkan bagi perusahaan industri logam berukuran menengah. Zhao et al. (2019) dalam sebuah tinjauan komprehensif yang dipublikasikan di Mechanical Systems and Signal Processing mendokumentasikan kemajuan pesat dalam aplikasi deep learning untuk diagnostik kerusakan peralatan berputar komponen yang sangat kritis dalam proses produksi logam dan menunjukkan tingkat akurasi deteksi yang mencapai lebih dari 95 persen dalam kondisi laboratorium.

Dari perspektif bisnis, intensifikasi persaingan global dan marjin keuntungan yang semakin tipis mendorong perusahaan industri logam untuk mengeksplorasi setiap peluang efisiensi yang tersedia. Data-*driven Maintenance* menawarkan potensi efisiensi yang sangat signifikan: menurut McKinsey Global Institute (2017), implementasi *Predictive Maintenance* di sektor industri berat berpotensi mengurangi biaya perawatan sebesar 10-40 persen, meningkatkan ketersediaan peralatan sebesar 10-20 persen, dan memperpanjang umur peralatan sebesar 20-40 persen. Dalam skala industri logam global dengan total nilai aset peralatan yang mencapai triliunan dolar, potensi nilai ekonomi dari optimasi ini sungguh luar biasa.

Namun, transisi menuju data-*driven Maintenance* tidak semata-mata merupakan tantangan teknologi. Ia adalah, lebih dari itu, tantangan organisasional, kultural, dan manajemen perubahan. Implementasi sistem *Predictive Maintenance* yang sukses memerlukan integrasi yang mulus antara departemen perawatan, operasional, IT, dan manajemen senior. Ia memerlukan perubahan budaya dari pendekatan "perbaiki jika rusak" menuju budaya *preventif* dan prediktif yang berbasis bukti. Dan ia memerlukan investasi dalam pengembangan kompetensi sumber daya manusia yang mampu mengoperasikan, menginterpretasikan, dan bertindak berdasarkan output dari sistem analitik yang canggih.

Dari perspektif ilmiah, pendekatan *data-driven juga* membuka cakrawala baru dalam pemahaman kita tentang degradasi material dan kegagalan peralatan. Data sensor yang dikumpulkan dari ribuan jam operasi mesin industri logam mengandung pola-pola kompleks yang tidak dapat diidentifikasi melalui analisis manual konvensional. *Machine learning*, terutama teknik-teknik seperti *random forest, gradient boosting, dan neural network* mendalam, mampu mengekstrak pola-pola tersembunyi dari data multidimensi ini dan menghasilkan *Model* prediktif dengan kemampuan generalisasi yang jauh lebih baik dibandingkan *Model-Model* fisika deterministik tradisional, terutama dalam menghadapi variabilitas kondisi operasi yang tinggi di lingkungan produksi riil.

REFERENSI

Alsyouf, I. (2007). The role of *Maintenance* in improving companies' productivity and profitability. International Journal of Production Economics, 105(1), 70–78. https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2004.06.057

Bechtold, R. (1997). Essentials of total productive *Maintenance*. American Management Association.

Dhillon, B. S. (2006). Maintainability, *Maintenance*, and *reliability* for engineers. CRC Press / Taylor & Francis Group.

International Energy Agency (IEA). (2022). Iron and Steel Technology *Roadmap*: Towards More Energy-Efficient and CO2-Reduced Steel Production. OECD/IEA. https://www.iea.org/reports/iron-and-steel

Jasiulewicz-Kaczmarek, M., & Gola, A. (2019). *Maintenance* 4.0 technologies for sustainable manufacturing – an *over*view. IFAC-PapersOnLine, 52(10), 91–96. https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2019.10.005

Karim, R., Westerberg, J., Galar, D., & Kumar, U. (2016). *Maintenance analytics* – the new know in *Maintenance*. IFAC-PapersOnLine, 49(28), 214–219. https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2016.11.037

McKinsey Global Institute. (2017). A future that works: Automation, employment, and productivity. McKinsey & Company. https://www.mckinsey.com/featured-insights

Pinjala, S. K., Pintelon, L., & Vereecke, A. (2006). An empirical investigation on the relationship between business and *Maintenance* strategies. International Journal of Production Economics, 104(1), 214–229. https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2004.12.024

Shohet, I. M., & Lavy, S. (2004). Development of an integrated healthcare facilities management *Model*. Facilities, 22(5/6), 129–140. https://doi.org/10.1108/02632770410540482

Swanson, L. (2001). Linking *Maintenance* strategies to performance. International Journal of Production Economics, 70(3), 237–244. https://doi.org/10.1016/S0925-5273(00)00067-0

Wireman, T. (2004). Benchmarking best *practices* in *Maintenance* management (2nd ed.). Industrial Press.

World Steel Association. (2023). World Steel in Figures 2023. worldsteel.org.

Zhao, R., Yan, R., Chen, Z., Mao, K., Wang, P., & Gao, R. X. (2019). Deep learning and its applications to machine health *monitoring*. *Mechanical Systems* and Signal Processing, 115, 213–237. https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2018.05.050

— akhir Bab I —

BAB II

KONSEP DASAR *MAINTENANCE MANAGEMENT*

2.1 Mengapa Fondasi Konseptual Itu Penting

Sebelum seorang manajer perawatan dapat merancang strategi yang efektif, seorang insinyur dapat memilih teknologi *monitoring* yang tepat, atau seorang direktur operasional dapat mengalokasikan anggaran perawatan secara optimal, mereka semua perlu berdiri di atas fondasi konseptual yang kokoh dan konsisten. Tanpa pemahaman yang mendalam tentang apa sesungguhnya yang dimaksud dengan '*Maintenance*', mengapa aktivitas ini ada, bagaimana ia telah berevolusi sepanjang sejarah industri, dan dengan metrik apa kinerjanya diukur - semua keputusan operasional dan strategis berisiko dibangun di atas asumsi yang samar dan berpotensi kontraproduktif.

Bab ini hadir untuk membangun fondasi konseptual tersebut secara sistematis dan menyeluruh. Pembahasan dimulai dari yang paling mendasar: definisi *Maintenance* itu sendiri, baik dari perspektif klasik yang telah mapan maupun perspektif *modern* yang terus berkembang seiring transformasi industri. Selanjutnya, bab ini menelusuri evolusi strategi *Maintenance* dari pendekatan yang sepenuhnya reaktif hingga pendekatan prediktif berbasis kecerdasan buatan sebuah perjalanan yang mencerminkan perkembangan pemahaman manusia tentang kegagalan mesin dan respons optimalnya.

Bagian tengah bab ini mendedikasikan perhatian yang substansial pada *Key Performance Indicators* (KPI) utama *Maintenance*: *Mean Time Between Failures* (MTBF), *Mean Time To Repair (MTTR), Availability, dan Overall Equipment Effectiveness* (OEE). KPI-KPI ini bukan sekadar angka statistik - mereka adalah bahasa universal yang menghubungkan aktivitas

teknis di lantai produksi dengan keputusan bisnis di ruang rapat. Pemahaman yang tepat tentang definisi, formula, interpretasi, dan keterbatasan masing-masing KPI merupakan kompetensi dasar yang tidak dapat diabaikan oleh siapapun yang serius mengelola sistem perawatan industri.

Bab ini kemudian membahas konsep *Life Cycle Cost* (LCC) - sebuah kerangka analitis yang fundamental untuk pengambilan keputusan jangka panjang yang melibatkan aset-aset kapital bernilai tinggi seperti yang umum dijumpai di industri logam. Akhirnya, bab ini mengintegrasikan semua konsep tersebut dalam pembahasan tentang peran strategis *Maintenance* dalam produktivitas *dan reliability* perusahaan menjembatani fungsi teknis perawatan dengan nilai bisnis yang dihasilkannya.

2.2 Definisi *Maintenance* Dari Klasik Menuju *Modern*

2.2.1 Akar Historis dan Definisi Klasik

Kata '*Maintenance*' dalam konteks teknik berasal dari bahasa Latin 'manutenere', yang secara harfiah berarti 'memegang dengan tangan' - sebuah metafora yang dengan tepat menggambarkan esensi paling dasar dari aktivitas ini: menjaga sesuatu agar tetap berfungsi dengan intervensi manusia yang berkelanjutan. Dalam perkembangan industri awal abad ke-20, ketika mesin-mesin mulai menggantikan tenaga manusia dan hewan dalam skala besar, konsep *Maintenance* muncul secara organik sebagai respons terhadap realitas tak terelakkan bahwa semua mesin, tanpa kecuali, akan mengalami keausan, kerusakan, dan akhirnya kegagalan.

Definisi klasik *Maintenance* yang paling banyak dikutip dalam literatur teknik selama beberapa dekade adalah definisi yang dikemukakan oleh British Standards Institution melalui British Standard BS 3811:1984: 'the combination of all technical and associated administrative actions intended to retain an item in, or restore it to, a state in which it can perform its required *function*.' Definisi ini, meskipun sederhana, mengandung beberapa elemen konseptual yang penting: pertama, ia mengakui bahwa *Maintenance* mencakup tidak hanya

tindakan teknis tetapi juga tindakan administratif; kedua, ia mengidentifikasi dua mode fundamental *Maintenance* - mempertahankan fungsi *(preventive orientation) dan* memulihkan fungsi *(corrective orientation);* ketiga, ia mendefinisikan 'required *function*' sebagai standar referensi untuk menilai keberhasilan *Maintenance*.

Waeyenbergh dan Pintelon (2002) dalam tinjauan mereka tentang *Framework* pengembangan konsep *Maintenance* mencatat bahwa definisi BS 3811:1984 memiliki kelemahan mendasar: ia bersifat sangat berorientasi pada peralatan secara individual dan tidak mencakup dimensi sistem, organisasional, atau bisnis dari *Maintenance*. Dalam konteks industri logam yang memiliki sistem produksi yang sangat terintegrasi dan saling bergantung, keterbatasan pandangan yang hanya berfokus pada item individual ini menjadi semakin nyata. Kegagalan satu komponen dalam *continuous casting machine,* misalnya, bukan hanya persoalan teknis tentang item tersebut, melainkan peristiwa sistem yang berdampak pada seluruh rantai produksi.

Definisi klasik lainnya yang signifikan datang dari Duffuaa dan Raouf (2015) yang mendefinisikan *Maintenance* sebagai *'all actions necessary for retaining an item in, or restoring it to, a specified condition.'* Penambahan frasa *'specified condition'* - kondisi yang ditentukan - merupakan kemajuan konseptual yang berarti karena mengakui bahwa standar kinerja yang diharapkan dari sebuah peralatan harus didefinisikan secara eksplisit sebelum aktivitas *Maintenance* dapat dirancang secara rasional. Sebuah mesin frais di bengkel umum mungkin memiliki 'specified condition' yang sangat berbeda dengan mesin frais CNC presisi di industri komponen dirgantara, meskipun keduanya adalah alat yang secara mekanis serupa.

2.2.2 Transformasi Menuju Definisi *Modern*

Perkembangan pemahaman tentang *Maintenance* dalam dua hingga tiga dekade terakhir telah menghasilkan transformasi yang mendalam dalam cara kita mendefinisikan dan memahami konsep ini. Transformasi ini didorong oleh tiga kekuatan utama: pertama, evolusi filosofi dari reaktif menuju proaktif dan prediktif; kedua, integrasi *Maintenance* ke dalam strategi bisnis yang lebih luas; dan ketiga,

munculnya paradigma Industri 4.0 yang mengubah cara data dikumpulkan, dianalisis, dan digunakan dalam pengambilan keputusan *Maintenance*.

Standar internasional European Standard EN 13306:2017 memberikan definisi *Maintenance* yang jauh lebih komprehensif dan *modern*: *'combination of all technical, administrative and managerial actions during the life cycle of an item intended to retain it in, or restore it to, a state in which it can perform the required function.'* Kata-kata kunci yang membedakan definisi ini dari pendahulunya adalah: pertama, penyebutan eksplisit *'managerial actions'* yang menempatkan *Maintenance* sebagai fungsi manajerial yang sah; kedua, frasa 'life cycle of an item' yang mengintegrasikan perspektif jangka panjang dan pertimbangan siklus hidup aset penuh; dan ketiga, konteks yang lebih luas yang mengakui *Maintenance* sebagai aktivitas multidisiplin yang melampaui ranah teknik semata.

Dari perspektif manajemen aset strategis, ISO 55000:2014 memberikan kerangka yang menempatkan *Maintenance* dalam konteks yang bahkan lebih luas: sebagai salah satu serangkaian aktivitas yang dikoordinasikan untuk merealisasikan nilai dari aset sepanjang siklus hidupnya. Perspektif ini secara fundamental mengubah cara pandang terhadap *Maintenance* - dari aktivitas biaya menjadi aktivitas penciptaan nilai. Dalam industri logam, di mana nilai aset tetap seperti *blast furnace, electric arc furnace, dan rolling mill sangat* besar, perspektif ini memiliki implikasi strategis yang sangat signifikan bagi cara perusahaan merancang dan mengelola program *Maintenance*nya.

Assis dan Julião (2020) mengajukan definisi *Maintenance modern* yang secara eksplisit memasukkan dimensi nilai dan strategi bisnis: *'the ensemble of activities aimed at keeping or restoring assets and systems in a state that allows them to ensure their designed function, in an economically and socially sustainable manner, throughout their life cycle, while preserving human safety and environmental protection.*' Definisi ini sangat relevan untuk konteks industri logam kontemporer karena: (1) secara eksplisit memasukkan keberlanjutan ekonomi dan sosial; (2) mengakui dimensi keselamatan dan perlindungan lingkungan; (3) mengadopsi

perspektif siklus hidup penuh; dan (4) menempatkan 'designed *function*' bukan sekadar 'any *function*' sebagai standar referensi.

Tabel 2. 1 Evolusi Definisi Maintenance Dari Klasik hingga Modern

Sumber / Tahun	Era	Elemen Kunci Definisi	Orientasi
BS 3811:1984	Klasik	Tindakan teknis & administratif; mempertahankan atau memulihkan item ke fungsi yang dibutuhkan	Reaktif / *Preventif*
Duffuaa & Raouf (2015)	Transisi	Semua tindakan untuk mempertahankan item pada kondisi yang ditentukan (*specified condition)*	Kondisi-sentris
EN 13306:2017	*Modern*	Tindakan teknis, administratif & manajerial; perspektif siklus hidup penuh	Manajerial & Strategis
ISO 55000:2014	*Modern*	Aktivitas koordinasi untuk merealisasikan nilai aset sepanjang siklus hidupnya	Nilai Aset
Assis & Julião (2020)	Kontemporer	Multidimensi: fungsi, ekonomi, sosial, keselamatan, lingkungan, siklus hidup	Keberlanjutan Holistik

2.2.3 Dimensi-Dimensi *Maintenance* dalam Pemahaman Kontemporer

Pemahaman kontemporer tentang *Maintenance* mengakui setidaknya empat dimensi yang saling berkaitan dan harus dikelola secara terintegrasi. Dimensi pertama adalah dimensi teknis, yang mencakup semua aktivitas langsung yang berhubungan dengan kondisi fisik

peralatan: inspeksi, pelumasan, pembersihan, penyetelan, perbaikan, dan penggantian komponen. Dimensi ini adalah yang paling tradisional dan langsung diasosiasikan dengan '*Maintenance*' dalam penggunaan sehari-hari, tetapi hanya merupakan salah satu dari empat dimensi yang membentuk pemahaman *modern* yang komprehensif.

Dimensi kedua adalah dimensi informasi dan pengetahuan, yang mencakup pengumpulan, penyimpanan, analisis, dan pemanfaatan data tentang kondisi dan kinerja peralatan. Dalam era Industri 4.0, dimensi ini menjadi semakin sentral karena volume dan kecepatan data yang dihasilkan oleh sistem sensor *modern* jauh melampaui kemampuan analisis manual manusia. Teoh, Gill, dan Parlikad (2021) dalam penelitian mereka tentang *Model Predictive Maintenance* berbasis IoT dan fog computing menekankan bahwa kualitas data dan infrastruktur informasi merupakan prasyarat fundamental bagi kualitas keputusan *Maintenance* sebuah prinsip yang sangat relevan untuk industri logam dengan kompleksitas peralatan dan proses yang tinggi.

Dimensi ketiga adalah dimensi organisasional dan manajemen, yang mencakup struktur organisasi departemen *Maintenance*, sistem perencanaan dan penjadwalan, manajemen sumber daya manusia, manajemen inventori suku cadang, serta sistem manajemen informasi *Maintenance (CMMS). Muchiri et al. (2010)* dalam analisis empiris mereka tentang pengukuran kinerja *Maintenance* di industri Belgia menunjukkan bahwa efektivitas sistem *Maintenance* lebih banyak ditentukan oleh faktor-faktor organisasional dan manajemen daripada oleh teknologi yang digunakan - sebuah temuan yang mengingatkan kita bahwa investasi dalam teknologi tanpa pembenahan organisasional tidak akan menghasilkan peningkatan kinerja yang optimal.

Dimensi keempat yang semakin mendapat perhatian dalam literatur terkini adalah dimensi keberlanjutan dan nilai jangka panjang. *Franciosi et al. (2020)* dalam tinjauan literatur sistematis mereka tentang dampak *Maintenance* terhadap keberlanjutan industri manufaktur mengidentifikasi tiga subdimensi: keberlanjutan ekonomi (melalui optimasi biaya siklus hidup dan maximisasi nilai aset), keberlanjutan lingkungan (melalui minimasi konsumsi energi, emisi, dan limbah yang dihasilkan oleh dan selama aktivitas *Maintenance*), dan keberlanjutan

sosial (melalui peningkatan keselamatan kerja dan pengembangan kompetensi tenaga kerja). Ketiga subdimensi ini sangat relevan untuk industri logam, mengingat dampak signifikan sektor ini terhadap lingkungan dan masyarakat.

2.3 Evolusi Strategi *Maintenance*: Sebuah Perjalanan Paradigmatik

Evolusi strategi *Maintenance* sepanjang sejarah industri merupakan salah satu narasi paling menarik dalam perkembangan manajemen teknik. Ia bukan sekadar kronologi perubahan teknik, melainkan refleksi dari perkembangan fundamental dalam cara manusia memahami kegagalan mesin, menghargai waktu dan biaya, dan mengintegrasikan teknologi informasi ke dalam pengambilan keputusan operasional. Sharma, Yadava, dan Deshmukh (2011) dalam tinjauan literatur mereka mengidentifikasi empat generasi utama dalam evolusi ini, yang masing-masing dikarakterisasi oleh asumsi-asumsi dasar yang berbeda tentang kegagalan dan respons optimalnya.

2.3.1 Generasi Pertama *Corrective Maintenance* (Era Reaktif)

Generasi pertama *Maintenance*, yang mendominasi praktik industri hingga sekitar akhir Perang Dunia II, dapat disebut sebagai era 'fix it when it breaks' perbaiki ketika rusak. Dalam paradigma ini, *Maintenance* pada dasarnya identik dengan perbaikan: teknisi *Maintenance* hanya dipanggil ketika mesin sudah berhenti berfungsi, dan tugas mereka adalah memulihkan fungsi tersebut secepat mungkin. Tidak ada upaya sistematis untuk mencegah kegagalan, memantau kondisi peralatan, atau merencanakan intervensi sebelum kegagalan terjadi.

Paradigma reaktif ini, meskipun tampak primitif dari perspektif *modern*, sebenarnya rasional dalam konteks zamannya. Mesin-mesin awal abad ke-20 relatif sederhana secara mekanis dan mudah diperbaiki. Redundansi dalam sistem produksi seringkali tinggi, sehingga kegagalan satu mesin tidak selalu menghentikan seluruh proses. Biaya peralatan relatif rendah dibandingkan biaya tenaga kerja, sehingga 'menunggu sampai rusak' sebelum melakukan investasi waktu dan uang untuk

perbaikan adalah strategi yang dapat dibenarkan secara ekonomi. Dan pemahaman tentang kegagalan mesin masih sangat terbatas konsep seperti distribusi kegagalan, kurva bathtub, atau mode kegagalan belum ada dalam kosakata teknik pada masa itu.

Wang (2002) dalam survei komprehensifnya tentang kebijakan *Maintenance* untuk sistem yang mengalami degradasi mencatat bahwa *Corrective Maintenance* (CM) juga dikenal sebagai Breakdown *Maintenance* atau *Run-to-Failure Maintenance* masih memiliki tempat yang valid dalam portfolio strategi *Maintenance modern*, tetapi hanya untuk peralatan yang memenuhi semua kriteria berikut: kegagalannya tidak memiliki konsekuensi keselamatan atau lingkungan; redundansi tersedia sehingga kegagalan tidak menghentikan produksi; biaya perbaikan tidak jauh lebih tinggi dari biaya pencegahan; dan tidak ada tren degradasi yang dapat diprediksi. Dalam industri logam kontemporer, peralatan yang memenuhi semua kriteria ini adalah minoritas kecil.

2.3.2 Generasi Kedua: *Time*-Based *Preventive Maintenance*

Generasi kedua *Maintenance* muncul antara sekitar tahun 1950 hingga 1970, didorong terutama oleh pertumbuhan industri penerbangan yang sangat tidak toleran terhadap kegagalan tak terduga dan oleh perkembangan teori keandalan *(reliability theory)* sebagai disiplin ilmu yang sah. Asumsi inti dari pendekatan *Time-Based Preventive Maintenance* (TBPM) adalah bahwa semua komponen memiliki umur operasional yang dapat diperkirakan, dan bahwa melakukan penggantian atau *over*haul pada interval waktu yang telah ditentukan sebelum kegagalan terjadi akan secara signifikan mengurangi frekuensi kegagalan tak terduga.

Model matematika yang mendasari TBPM umumnya mengasumsikan bahwa laju kegagalan komponen meningkat seiring waktu operasi sebuah asumsi yang secara grafis digambarkan sebagai bagian terakhir *(wear-out zone)* dari kurva bathtub yang ikonik. Jika suatu komponen diganti sebelum memasuki *zona wear-out* ini, argumennya, kemungkinan kegagalan dapat diminimalkan. Logika ini mendorong pengembangan jadwal perawatan berbasis waktu (*time*-based *Maintenance* schedules) yang menjadi tulang punggung program

Maintenance preventif di ribuan perusahaan industri di seluruh dunia sepanjang dekade 1960-an hingga 1980-an.

Namun, TBPM menghadapi tantangan konseptual yang serius yang diidentifikasi oleh penelitian-penelitian terperinci tentang pola kegagalan aktual peralatan. Studi revolusioner yang dilakukan oleh Nowlan dan Heap (1978) untuk United Airlines - yang kemudian menjadi fondasi dari *Reliability-Centered Maintenance* menemukan bahwa hanya sekitar 11 persen dari peralatan penerbangan yang menunjukkan pola kegagalan yang meningkat seiring usia (age-related failure), sementara 89 persen sisanya menunjukkan pola kegagalan yang acak atau bahkan menurun seiring usia. Temuan ini secara fundamental melemahkan asumsi universal TBPM bahwa penggantian berkala pasti mengurangi risiko kegagalan untuk 89 persen peralatan tersebut, penggantian berkala justru memperkenalkan risiko kegagalan baru melalui 'infant mortality' setelah setiap intervensi *Maintenance*.

Meskipun demikian, De Jonge dan Scarf (2020) dalam tinjauan mereka tentang optimasi *Maintenance* mencatat bahwa TBPM tetap merupakan strategi yang valid dan efisien untuk kategori komponen yang memang menunjukkan degradasi berbasis usia yang jelas dan dapat diprediksi. Komponen seperti seal, gasket, filter, sabuk transmisi*, dan bearing pada* kondisi operasi tertentu sering menunjukkan pola keausan yang sangat dapat diprediksi, sehingga penggantian berbasis interval waktu atau siklus operasi merupakan pendekatan yang rasional dan cost-effective.

2.3.3 Generasi Ketiga: Condition-Based *Maintenance*

Generasi ketiga *Maintenance Condition-Based Maintenance* (CBM) mewakili pergeseran paradigma yang fundamental dari pertanyaan 'kapan kita seharusnya melakukan *Maintenance*?' (berbasis waktu) menuju pertanyaan 'apa kondisi aktual peralatan saat ini?' (berbasis kondisi). CBM didasarkan pada premis yang sederhana namun kuat: *Maintenance* seharusnya dilakukan ketika kondisi aktual peralatan menunjukkan bahwa ia dibutuhkan, bukan hanya karena jadwal waktu tertentu telah tiba. Untuk mengetahui kondisi aktual peralatan,

diperlukan teknologi pemantauan kondisi (condition *monitoring*) yang tepat.

Alaswad dan Xiang (2017) dalam tinjauan mereka tentang *Model* optimasi CBM untuk sistem yang mengalami degradasi stokastik mengidentifikasi tiga komponen fundamental CBM: (1) condition *monitoring* pengumpulan data tentang kondisi peralatan secara berkelanjutan atau periodik menggunakan berbagai teknik seperti analisis vibrasi, thermografi inframerah, analisis pelumas, emisi akustik, dan pemantauan arus listrik; (2) diagnosis interpretasi data kondisi untuk menentukan status kesehatan peralatan dan mengidentifikasi jenis serta lokasi kerusakan yang berkembang; dan (3) prognosis prediksi tentang kapan kerusakan akan mencapai titik kritis yang memerlukan intervensi *Maintenance*.

Dalam konteks industri logam, CBM memiliki relevansi yang sangat besar karena karakteristik peralatan yang umumnya beroperasi dalam kondisi berat dengan beban tinggi, suhu ekstrem, getaran signifikan, dan paparan partikel abrasif. Peralatan seperti motor elektrik besar, pompa sirkulasi pendingin, kipas *induced draft pada blast furnace, roller pada rolling mill, dan* berbagai jenis *bearing* dapat dipantau secara efektif menggunakan teknik analisis vibrasi dan thermografi inframerah. Peng, Dong, dan Zuo (2010) dalam tinjauan mereka tentang status terkini machine prognostics dalam CBM mengkonfirmasi bahwa implementasi CBM yang berhasil secara konsisten menghasilkan pengurangan biaya *Maintenance* sebesar 25-30 persen dan peningkatan ketersediaan peralatan sebesar 10-20 persen dibandingkan TBPM konvensional.

2.3.4 Generasi Keempat: Predictive *Maintenance* dan *Maintenance* 4.0

Generasi keempat dan terkini dalam evolusi *Maintenance* yang sering disebut sebagai *Predictive Maintenance* (PdM) atau dalam konteks yang lebih luas sebagai *Maintenance* 4.0 merupakan hasil konvergensi revolusioner antara tiga kemajuan teknologi*: Internet of Things (IoT) yang* memungkinkan pengumpulan data sensor dalam jumlah masif secara *real-time, platform* komputasi awan *(cloud computing) dan edge computing yang* menyediakan kapasitas komputasi yang dibutuhkan

untuk memproses data tersebut, serta algoritma *machine learning* dan kecerdasan buatan yang mampu mengekstrak pola-pola bermakna dari data multidimensi yang sangat kompleks.

Berbeda dari CBM konvensional yang terutama mengandalkan ambang batas alarm (*threshold* alarms) untuk memicu tindakan *Maintenance* ketika amplitudo vibrasi melampaui batas X, lakukan inspeksi PdM menggunakan *Model* prediktif yang lebih canggih untuk memprediksi kapan tepatnya komponen akan mengalami kegagalan berdasarkan trajektori degradasi yang diobservasi. Zio (2022) dalam tinjauan komprehensifnya tentang prognostik dan manajemen kesehatan (Prognostics and Health Management, PHM) mengidentifikasi tiga kelas pendekatan prediktif: *Model*-based (menggunakan *Model* fisika degradasi), data-driven (menggunakan teknik *machine learning*), dan hybrid (menggabungkan keduanya). Untuk industri logam dengan variabilitas kondisi operasi yang tinggi, pendekatan hybrid umumnya memberikan akurasi prediksi yang terbaik.

Jasiulewicz-Kaczmarek et al. (2021) mengembangkan *Framework* penilaian kritis mesin (machine criticality assessment) yang komprehensif sebagai fondasi untuk implementasi *Maintenance* 4.0 di industri manufaktur, termasuk industri logam. *Framework* mereka menekankan bahwa alokasi sumber daya teknologi *monitoring* dan analitik harus diprioritaskan berdasarkan kritisitas peralatan yang ditentukan secara multikriteria mempertimbangkan konsekuensi kegagalan terhadap keselamatan, lingkungan, produksi, dan biaya. Pendekatan ini memastikan bahwa investasi dalam teknologi PdM menghasilkan return yang maksimal dengan mengalokasikannya pada peralatan yang paling membutuhkan dan paling memberikan manfaat.

Tabel 2. 2 Perbandingan Karakteristik Empat Generasi Strategi Maintenance

Generasi	Periode	Pendekatan	Teknologi Utama	Kelebihan & Keterbatasan
Gen. 1: Corrective	Pre-1950	Fix it when it breaks	Alat tangan, suku cadang dasar	(+) Sederhana, biaya rendah. *(-) Downtime* tak terduga, kerusakan sekunder
Gen. 2: Preventive	1950–1980	Perawatan terjadwal berbasis waktu	Jadwal PM, manual prosedur	(+) Mengurangi *downtime* tak terduga. (-) *Over*/under-*Maintenance*, infant mortality
Gen. 3: Condition-Based	1980–2010	*Maintenance* berbasis kondisi aktual	Sensor, analisis vibrasi, thermografi	(+) Efisiensi lebih tinggi. (-) Membutuhkan keahlian interpretasi khusus
Gen. 4: Predictive / 4.0	2010–sekarang	Prediksi kegagalan berbasis AI/ML	*IoT, ML, cloud computing, digital twin*	(+) Efisiensi *optimal, zero unplanned downtime. (-)* Investasi awal tinggi, kompleksitas data

2.4 Key Performance Indicators Utama *Maintenance*

Pengukuran kinerja *Maintenance* yang efektif merupakan fondasi dari setiap upaya perbaikan yang rasional dan berbasis bukti. Wireman (2019) dalam edisi ketiga bukunya tentang pengembangan indikator kinerja *Maintenance* menegaskan bahwa 'you cannot manage what you cannot measure' sebuah prinsip yang meskipun terdengar klise, memiliki kedalaman makna yang sangat besar dalam konteks pengelolaan sistem *Maintenance* yang kompleks. KPI *Maintenance* yang baik harus memenuhi beberapa kriteria: relevan dengan tujuan bisnis, dapat diukur secara objektif dan konsisten, dapat diatribusikan kepada tindakan-tindakan spesifik, dan dapat dikomunikasikan secara bermakna kepada semua pemangku kepentingan dari teknisi hingga direktur.

2.4.1 Mean *Time* Between Failures (MTBF)

Mean *Time* Between Failures (MTBF) adalah KPI paling fundamental dalam manajemen *reliability dan Maintenance*, didefinisikan sebagai rata-rata waktu operasi antara dua kegagalan berturut-turut yang dialami oleh suatu sistem atau komponen yang dapat diperbaiki *(repairable item).* Secara matematis, MTBF dihitung sebagai:

MTBF = Total Waktu Operasional / Jumlah Kegagalan

Atau dalam notasi yang lebih formal untuk n kegagalan pada interval waktu T:

$$MTBF = (T_1 + T_2 + T_3 + \ldots + T_n) / n$$

di mana T_i adalah waktu operasi pada interval ke-i antara dua kegagalan berurutan. MTBF merupakan ukuran langsung dari *reliability* suatu sistem: semakin tinggi MTBF, semakin andal sistem tersebut. Nakagawa (2014) dalam analisis mendalam tentang kebijakan *Maintenance* acak mencatat bahwa MTBF memiliki hubungan langsung dengan laju kegagalan (failure rate, λ) untuk sistem dengan distribusi kegagalan eksponensial: MTBF = 1/λ. Hubungan ini, meskipun hanya berlaku secara tepat untuk distribusi eksponensial, memberikan intuisi yang berguna tentang makna MTBF dalam konteks teori keandalan.

Dalam konteks industri logam, MTBF memiliki signifikansi yang sangat besar untuk peralatan kritis yang kegagalannya berimplikasi langsung pada kontinuitas produksi. Sebuah *blast furnace modern* yang beroperasi dengan MTBF 8.760 jam (setara satu tahun operasi tanpa kegagalan tak terduga) memiliki kualitas *reliability yang* jauh berbeda dari *blast furnace yang MTBF*-nya hanya 720 jam (satu bulan). Perbedaan ini tidak hanya berdampak pada biaya *Maintenance* langsung, tetapi juga pada perencanaan produksi, kepercayaan pelanggan, dan daya saing keseluruhan perusahaan. Van Horenbeek, Pintelon, dan Muchiri (2010) menekankan pentingnya memisahkan MTBF untuk kegagalan yang berbeda-beda berdasarkan mode kegagalan, bukan hanya menghitung MTBF agregat, karena informasi tentang mode kegagalan dominan jauh lebih berguna untuk perencanaan strategi *Maintenance*.

Beberapa keterbatasan penting MTBF perlu dipahami untuk menghindari interpretasi yang keliru. Pertama, MTBF adalah nilai rata-rata yang dapat menyembunyikan variabilitas yang sangat tinggi dalam data aktual sebuah sistem dengan MTBF 1.000 jam mungkin menunjukkan distribusi kegagalan yang sangat berbeda: beberapa kegagalan setelah 100 jam dan beberapa lainnya setelah 2.000 jam. Kedua, MTBF hanya berlaku untuk sistem yang dapat diperbaiki *(repairable systems);* untuk sistem yang tidak dapat diperbaiki *(non-repairable* systems), metrik yang tepat adalah MTTF (Mean *Time* To Failure). Ketiga, MTBF mengasumsikan bahwa setelah perbaikan, sistem dikembalikan ke kondisi 'as good as new' asumsi yang seringkali tidak realistis untuk peralatan yang kompleks dan mengalami degradasi kumulatif.

2.4.2 Mean *Time* To Repair (MTTR)

Mean *Time* To Repair (MTTR) mengukur rata-rata waktu yang dibutuhkan untuk memulihkan suatu sistem dari kondisi gagal kembali ke kondisi operasional penuh. Sementara MTBF merupakan ukuran *reliability (*kemampuan sistem untuk tidak gagal), MTTR merupakan ukuran *maintainability* (kemampuan sistem untuk dipulihkan secara efisien ketika kegagalan terjadi). Secara matematis:

MTTR = Total Waktu Perbaikan / Jumlah Kegagalan yang Diperbaiki

Penting untuk dicatat bahwa definisi 'waktu perbaikan' dapat bervariasi dan perlu distandarisasi dengan hati-hati dalam konteks implementasi aktual. Definisi yang paling sempit hanya mencakup waktu aktif pekerjaan teknis perbaikan (active repair *time*). Definisi yang lebih luas mencakup waktu logistik untuk mendatangkan suku cadang, waktu menunggu ketersediaan teknisi, waktu administrasi, dan waktu verifikasi fungsional setelah perbaikan. Daya dan Raouf dalam *Daya et al. (2021)* merekomendasikan penggunaan definisi yang komprehensif yang mencakup semua komponen ini yang mereka sebut sebagai *Total Mean Downtime (MDT)* karena dari perspektif produksi, yang penting adalah total waktu sistem tidak tersedia, bukan hanya waktu pekerjaan teknis aktif.

Dari perspektif praktis dalam industri logam, MTTR yang tinggi dapat disebabkan oleh berbagai faktor yang berbeda: kompleksitas teknis pekerjaan perbaikan, ketidaktersediaan suku cadang yang diperlukan (masalah manajemen inventori), ketidaktersediaan teknisi dengan kompetensi yang tepat (masalah sumber daya manusia), prosedur kerja yang tidak terstandarisasi (masalah dokumentasi), atau kendala akses fisik ke lokasi komponen yang rusak (masalah desain teknis atau tata letak pabrik). Identifikasi penyebab dominan MTTR yang tinggi memerlukan analisis yang lebih mendalam dari sekadar menghitung rata-rata, dan merupakan langkah pertama yang esensial untuk merancang intervensi perbaikan yang tepat sasaran.

2.4.3 *Availability* (Ketersediaan)

*Availability (*ketersediaan) adalah KPI yang mengintegrasikan informasi dari MTBF dan MTTR untuk menghasilkan ukuran tunggal tentang proporsi waktu di mana suatu sistem berada dalam kondisi operasional dan siap untuk digunakan. Ini adalah KPI yang paling langsung terhubung dengan output produksi dan, oleh karenanya, seringkali menjadi metrik utama yang dipantau oleh manajemen senior industri logam. Formula dasarnya adalah:

Inherent Availability (Ai) = MTBF / (MTBF + MTTR)

Atau secara setara, menggunakan terminologi waktu yang lebih intuitif:

Availability = Uptime / (Uptime + Downtime) × 100%

Namun, penting untuk menyadari bahwa *'availability'* bukanlah konsep tunggal yang homogen. Duffuaa dan Raouf (2015) mengidentifikasi setidaknya tiga definisi *availability yang* berbeda yang sering digunakan dalam literatur dan praktik industri, masing-masing dengan numerator dan denominator yang berbeda*. Inherent Availability (Ai)* hanya mempertimbangkan *downtime* akibat *corrective Maintenance* aktif*. Achieved Availability (Aa) juga* memasukkan *downtime* akibat *preventive Maintenance* terjadwal*. Operational Availability (Ao)* memasukkan semua *downtime yang* relevan dari perspektif operasional, termasuk *downtime* logistik dan administratif. Ketidakkonsistenan dalam penggunaan definisi ini dapat menyebabkan confusion dan perbandingan yang tidak valid antar perusahaan atau antar periode waktu.

Dalam industri logam*, target availability* untuk peralatan kritis sangat tinggi*. Blast furnace modern*, misalnya, didesain untuk beroperasi dengan campaign life (periode antara dua reblowing) yang dapat mencapai 15-20 tahun, dengan *target operational availability yang* mendekati 95-98 persen*. Rolling mill dan continuous casting machine* umumnya memiliki *target availability* operasional 85-95 persen. Pencapaian target-target ini memerlukan integrasi yang sempurna antara *program preventive Maintenance* yang terencana dengan baik, sistem spare parts management yang efisien, dan kapabilitas *corrective Maintenance* yang responsif dan kompeten.

2.4.4 *Over*all Equipment Effectiveness (OEE)

Overall Equipment Effectiveness (OEE) adalah KPI yang paling komprehensif dan multidimensi dalam arsenal pengukuran kinerja *Maintenance* dan produksi. Dikembangkan oleh Seiichi Nakajima sebagai bagian integral dari *Framework* Total Productive *Maintenance* (TPM), OEE mengintegrasikan tiga dimensi kinerja peralatan yang berbeda ke dalam

satu angka persentase yang mencerminkan seberapa efektif peralatan digunakan dibandingkan dengan potensi idealnya.

OEE = Availability × Performance × Quality

Tiga faktor OEE ini mencerminkan enam 'Big Losses' yang diidentifikasi oleh Nakajima sebagai sumber utama kerugian efektivitas peralatan*. Faktor Availability (A)* menangkap kerugian akibat *Equipment Failure (breakdown losses) dan Setup/Adjustment time (changeover losses). Faktor Performance (P)* menangkap kerugian akibat *Reduced Speed (speed losses) dan Minor Stoppages/Idling (idling dan minor stop losses). Faktor Quality (Q)* menangkap kerugian akibat *Quality Defects/Rework (defect losses) dan Startup/Yield Losses (startup losses).*

Masing-masing faktor dihitung sebagai berikut*. Availability = Actual Run Time / Planned Production Time. Performance = (Actual Output × Ideal Cycle Time) / Actual Run Time. Quality = Good Output / Actual Output. Nilai OEE 100* persen mencerminkan kondisi ideal teoritis di mana peralatan beroperasi tanpa *downtime* tak terduga (A=100%), pada kecepatan desain penuh (P=100%), menghasilkan produk tanpa cacat *(Q=100%). World-class OEE yang* sering dikutip dalam literatur adalah 85 persen, yang sesuai dengan nilai tipikal industri manufaktur kelas dunia: A = 90%, P = 95%, Q = 99.9%.

Al-Turki (2011) dalam *Framework* perencanaan strategis *Maintenance* mencatat bahwa OEE sangat berguna sebagai alat diagnostik karena memungkinkan identifikasi faktor dominan yang paling banyak berkontribusi pada penurunan efektivitas peralatan apakah itu masalah ketersediaan (*Maintenance*), kecepatan (operasional), atau kualitas (proses) sehingga intervensi dapat ditargetkan secara tepat. Dalam industri logam, OEE di bawah 60 persen mengindikasikan masalah serius yang memerlukan analisis mendalam dan tindakan perbaikan menyeluruh, sementara OEE di atas 80 persen menunjukkan kinerja yang kompetitif di level industri.

Tabel 2. 3 Ringkasan KPI Utama *Maintenance* Formula, Interpretasi, dan Target Industri Logam

KPI	Formula	Interpretasi	Target Industri Logam	Keterbatasan Utama
MTBF	Total Up*time* / Jumlah Kegagalan	*Rata-rata waktu antar kegagalan; ukuran reliability*	>2.000 jam (peralatan kritis); >500 jam (peralatan umum)	Asumsi 'as good as new' setelah perbaikan; sensitif terhadap outlier
MTTR	Total Waktu Perbaikan / Jumlah Kegagalan	Rata-rata waktu pemulihan; ukuran maintainability	<4 jam (peralatan kritis); <8 jam (peralatan umum)	Definisi 'waktu perbaikan' bervariasi; tidak menangkap variabilitas
Availability	MTBF / (MTBF + MTTR) × 100%	Proporsi waktu sistem siap operasional	>90% (peralatan kritis); >85% (peralatan umum)	Beberapa definisi berbeda; tidak menangkap efisiensi kecepatan/kualitas
OEE	*Availability* × *Performance* × *Quality* × *100%*	Efektivitas total peralatan vs. kondisi ideal	*>75% (baseline); >85% (world-class)*	Tidak sesuai untuk lini produksi dengan banyak produk berbeda

2.5 Life Cycle Cost (LCC)

2.5.1 Konsep dan Urgensi LCC dalam Industri Logam

Life Cycle Cost (LCC) adalah total semua biaya yang terkait dengan suatu aset dari saat pertama kali konsepnya digagas hingga ia akhirnya dinonaktifkan dan dibuang sebuah perspektif yang secara radikal berbeda dari pendekatan biaya konvensional yang hanya mempertimbangkan biaya perolehan awal (acquisition cost). Dalam industri logam, di mana peralatan utama seperti *blast furnace, electric arc furnace, rolling mill, dan continuous casting machine* memiliki umur operasional yang dapat

mencapai 20-40 tahun dan nilai investasi yang mencapai ratusan juta hingga miliaran dolar, relevansi LCC sebagai kerangka pengambilan keputusan sangat besar.

Daya et al. (2021) menguraikan mengapa perspektif LCC sangat kritis: biaya perolehan awal sebuah aset industri besar hanya mewakili sebagian kecil seringkali hanya 10-25 persen dari total LCC selama masa operasionalnya. Biaya operasional dan *Maintenance* yang terakumulasi selama puluhan tahun operasi seringkali jauh melampaui biaya akuisisi awal. Oleh karena itu, keputusan yang mengoptimalkan biaya akuisisi tanpa mempertimbangkan implikasinya terhadap biaya operasional dan *Maintenance* jangka panjang dapat menghasilkan total cost yang jauh lebih tinggi sebuah *false economy yang* sayangnya masih sangat umum dijumpai dalam pengambilan keputusan pengadaan aset di industri.

Carnero (2022) dalam penelitiannya tentang manajemen konsumsi energi dan jejak karbon dalam *Maintenance* memperluas konsep LCC untuk memasukkan biaya lingkungan dan sosial yang ia sebut sebagai *Sustainable Life Cycle Cost (SLCC). Dalam* konteks regulasi lingkungan yang semakin ketat dan meningkatnya kesadaran tentang tanggung jawab sosial perusahaan, perluasan ini menjadi semakin relevan bagi industri logam. Carbon pricing, environmental compliance costs, dan reputational costs dari kinerja lingkungan yang buruk semua perlu diintegrasikan ke dalam analisis LCC yang komprehensif.

2.5.2 Komponen-Komponen LCC

Struktur LCC yang komprehensif mencakup lima kategori biaya utama yang perlu diidentifikasi, diestimasi, dan dikelola secara sistematis sepanjang siklus hidup aset. Kategori pertama adalah biaya akuisisi (Acquisition Costs, Caq), yang mencakup biaya desain dan rekayasa, biaya pembelian peralatan dan instalasi, biaya commissioning dan acceptance testing, serta biaya pelatihan awal personel. Kategori kedua adalah biaya operasional (Operating Costs, Cop), yang mencakup biaya energi, biaya bahan baku proses (pelumas, bahan kimia), biaya operator, dan biaya utilitas.

Kategori ketiga dan seringkali yang terbesar dalam industri logam adalah biaya *Maintenance* (*Maintenance* Costs, Cm), yang mencakup biaya *preventive Maintenance* (tenaga kerja, suku cadang, jasa), biaya *corrective Maintenance* (termasuk biaya tidak langsung akibat *downtime),* biaya condition *monitoring*, dan biaya *over*haul periodik. Kategori keempat adalah biaya *downtime (Downtime Costs, Cd), yang* mencakup kerugian produksi, biaya pengerjaan ulang atau scrapping produk cacat, denda keterlambatan pengiriman, dan biaya reputasional. Kategori kelima adalah biaya akhir siklus hidup (End-of-Life Costs, Ceol), yang mencakup biaya decommissioning, biaya pembersihan lingkungan, biaya disposal, dan nilai sisa (salvage value, yang dikurangkan dari total biaya).

Formula LCC total dalam notasi yang sederhana adalah:

$$\mathbf{LCC = Caq + Cop + Cm + Cd + Ceol}$$

Namun, karena biaya-biaya ini terjadi pada titik-titik waktu yang berbeda sepanjang siklus hidup aset, analisis LCC yang tepat harus menggunakan teknik *Net Present Value (NPV)* atau *Present Worth Analysis* untuk membawa semua biaya ke nilai sekarang (present value) dengan menggunakan discount rate yang mencerminkan nilai waktu uang dan risiko investasi. Neves, Santiago, dan Nunes (2011) mengintegrasikan analisis LCC dengan kebijakan *Maintenance* berbasis kondisi (CBM) untuk menunjukkan bahwa optimasi interval *Maintenance* yang mempertimbangkan LCC secara keseluruhan bukan hanya biaya *Maintenance* langsung menghasilkan penghematan total yang signifikan dibandingkan kebijakan *Maintenance* yang dioptimalkan hanya untuk biaya jangka pendek.

2.5.3 LCC sebagai Alat Pengambilan Keputusan Strategis

Aplikasi paling penting dari LCC dalam industri logam adalah sebagai alat perbandingan untuk pengambilan keputusan strategis: keputusan antara beberapa opsi peralatan yang berbeda saat pengadaan baru, keputusan antara repair dan *replacement* untuk peralatan yang sudah menua, dan keputusan tentang alokasi investasi *Maintenance* di antara berbagai program yang bersaing. Dalam semua skenario ini, pendekatan LCC memungkinkan perbandingan yang lebih adil dan

komprehensif dibandingkan pendekatan yang hanya mempertimbangkan biaya awal atau biaya tahunan saja.

Sharma, Yadava, dan Deshmukh (2011) dalam tinjauan mereka tentang optimasi *Maintenance* menyajikan beberapa teknik analisis LCC yang telah dikembangkan untuk mendukung pengambilan keputusan ini, termasuk *Model* deterministik yang menggunakan estimasi biaya titik (point estimates), *Model* probabilistik yang menggunakan distribusi probabilitas untuk merepresentasikan ketidakpastian, dan *Model* simulasi Monte Carlo yang memungkinkan analisis sensitivitas yang komprehensif. Untuk industri logam, di mana ketidakpastian dalam estimasi umur komponen dan biaya perbaikan sangat tinggi, pendekatan probabilistik umumnya memberikan gambaran yang lebih realistis tentang distribusi kemungkinan LCC.

Analisis LCC juga sangat relevan dalam konteks keputusan *modern*isasi dan upgrade peralatan. Sebuah *rolling mill yang* berusia 25 tahun mungkin masih dapat dioperasikan secara teknis, tetapi analisis LCC mungkin menunjukkan bahwa biaya *Maintenance* yang semakin meningkat, efisiensi energi yang menurun, dan keterbatasan kapabilitas produksi mengakibatkan total LCC untuk 10 tahun ke depan jauh lebih tinggi dibandingkan investasi dalam mesin baru yang lebih efisien dan dapat diandalkan. Keputusan penggantian yang tepat waktu, didukung oleh analisis LCC yang komprehensif, dapat memberikan keunggulan kompetitif yang signifikan dalam jangka panjang.

2.6 Peran *Maintenance* dalam Produktivitas dan *Reliability*

2.6.1 Nexus antara *Maintenance* dan Produktivitas Industri

Hubungan antara kualitas sistem *Maintenance* dan produktivitas industri adalah salah satu relasi yang paling fundamental dan paling banyak diteliti dalam literatur manajemen teknik dan operasional. Garg dan Deshmukh (2006) dalam tinjauan literatur komprehensif mereka tentang manajemen *Maintenance* mengidentifikasi bahwa produktivitas industri dipengaruhi oleh *Maintenance* melalui setidaknya empat mekanisme utama yang saling berkaitan: mekanisme ketersediaan *(availability mechanism),* mekanisme kualitas *(quality mechanism),*

mekanisme kecepatan (speed mechanism), dan mekanisme keselamatan (safety mechanism).

Mekanisme ketersediaan adalah yang paling langsung dan intuitif: sistem *Maintenance* yang efektif memastikan bahwa peralatan tersedia untuk berproduksi sebagian besar waktu yang direncanakan, meminimalkan *downtime yang* tidak direncanakan akibat kegagalan tak terduga. Dalam industri logam dengan proses kontinu, impak dari mekanisme ini sangat besar karena setiap *jam downtime* tak terduga pada peralatan kritis tidak hanya kehilangan kapasitas produksi pada jam tersebut, tetapi seringkali memerlukan waktu start-up yang panjang dan mahal untuk memulihkan operasi, menghasilkan kerugian produksi yang berlipat dari durasi *downtime* fisik itu sendiri.

Mekanisme kualitas bekerja melalui pengaruh kondisi peralatan terhadap konsistensi dan kualitas produk yang dihasilkan. Peralatan yang mengalami degradasi *bearing yang* aus*, roller yang* tidak lagi dalam toleransi dimensional, sistem pendingin yang tidak efisien menghasilkan produk dengan variabilitas kualitas yang lebih tinggi dan lebih banyak cacat. Dalam industri baja canai, misalnya, kondisi roll yang tidak optimal dapat mengakibatkan variasi ketebalan yang melebihi toleransi, permukaan yang cacat, atau sifat mekanik yang tidak konsisten semuanya berdampak langsung *pada yield dan* biaya kualitas. Lazakis, Raptodimos, dan Varelas (2018) mendemonstrasikan, dalam konteks industri maritim yang memiliki analoginya di industri logam, bagaimana data-driven *Predictive Maintenance* secara signifikan mengurangi insiden kualitas yang terkait dengan degradasi peralatan.

2.6.2 *Maintenance* sebagai Enabler *Reliability* Strategis

Reliability kemampuan suatu sistem untuk menjalankan fungsi yang dibutuhkan pada kondisi yang ditentukan untuk periode waktu yang ditentukan adalah karakteristik peralatan yang paling fundamental dari perspektif operasional. Namun*, reliability* bukan merupakan properti yang statis dan tidak dapat berubah dari sebuah mesin; ia adalah hasil dari interaksi kompleks antara desain intrinsik mesin, kondisi operasional aktual, dan kualitas program *Maintenance* yang diterapkan. *Maintenance*, dengan demikian, adalah salah satu lever utama yang tersedia bagi

manajer operasional untuk mempengaruhi dan mengoptimalkan *reliability* sistem.

Nakagawa (2014) mengembangkan kerangka matematis yang komprehensif untuk menganalisis relasi antara kebijakan *Maintenance dan reliability* sistem, menunjukkan bahwa pemilihan strategi *Maintenance* yang optimal dalam hal jenis, frekuensi, dan kedalaman intervensi dapat secara signifikan mempengaruhi distribusi kegagalan dan laju degradasi sistem dari waktu ke waktu. Implikasi praktisnya adalah bahwa *reliability* sebuah sistem industri tidak sepenuhnya ditentukan oleh spesifikasi desain aslinya, tetapi juga secara substansial oleh kualitas *Maintenance* yang diterima sepanjang masa operasionalnya.

Dalam industri logam secara spesifik, konsep *Reliability-Centered Maintenance* (RCM) telah terbukti sebagai pendekatan yang paling sistematis untuk mengintegrasikan pertimbangan *reliability* ke dalam perancangan program *Maintenance*. RCM, yang dikembangkan secara formal oleh Nowlan dan Heap dan kemudian dipopulerkan oleh Moubray, memulai dengan analisis sistematis terhadap fungsi yang dibutuhkan dari setiap sistem, mode kegagalan yang dapat mencegah pemenuhan fungsi tersebut, konsekuensi dari masing-masing mode kegagalan, dan strategi *Maintenance* yang paling efektif untuk mengelola masing-masing mode kegagalan tersebut. Hasilnya adalah program *Maintenance* yang secara langsung ditargetkan pada preservasi fungsi *dan reliability yang paling* kritis.

2.6.3 Dimensi Finansial: *Maintenance* sebagai Investasi Strategis

Salah satu pergeseran paradigma paling penting dalam manajemen *Maintenance modern* adalah pergeseran dari memandang *Maintenance* sebagai pusat biaya (*cost center*) yang harus diminimalkan menuju memandangnya sebagai investasi strategis yang menghasilkan return terukur. Pergeseran ini memiliki implikasi yang sangat mendalam pada cara perusahaan industri logam mengalokasikan sumber daya, mengevaluasi investasi, dan mengintegrasikan *Maintenance* ke dalam strategi bisnis yang lebih luas.

Muchiri et al. (2010) dalam analisis empiris mereka mengembangkan kerangka pengukuran kinerja *Maintenance* yang secara eksplisit menghubungkan aktivitas *Maintenance* dengan output bisnis terukur, termasuk contribution margin per unit waktu, cost of poor *Maintenance quality, dan return on Maintenance* investment (ROMI). *Framework* mereka menunjukkan bahwa perusahaan yang mengadopsi perspektif investasi terhadap *Maintenance* mengukur return-nya secara sistematis secara konsisten menunjukkan kinerja bisnis yang superior dibandingkan perusahaan yang mengelola *Maintenance* semata-mata sebagai pengeluaran yang perlu dikontrol.

Konsep *Maintenance* Cost Ratio (MCR) rasio biaya *Maintenance* terhadap nilai penggantian aset (*replacement* value of assets) memberikan benchmark yang berguna untuk mengevaluasi level investasi *Maintenance*. Dalam industri logam kelas dunia, MCR yang optimal umumnya berkisar antara 2-5 persen per tahun untuk aset-aset kritis. MCR yang terlalu rendah (< 1.5%) mengindikasikan under-investment yang akan mengakibatkan percepatan degradasi, peningkatan frekuensi breakdown, dan pemendekan umur aset. MCR yang terlalu tinggi (> 8%) mungkin mengindikasikan inefisiensi dalam pengelolaan program *Maintenance*. Optimasi MCR dengan mempertimbangkan karakteristik spesifik setiap kategori peralatan merupakan salah satu tugas strategis terpenting manajemen *Maintenance*.

2.6.4 Integrasi *Maintenance* ke dalam Strategi Produksi

Efektivitas *Maintenance* tidak dapat dipisahkan dari konteks strategi produksi yang lebih luas. *Maintenance* yang dikelola secara terisolasi dari perencanaan produksi sebagai departemen yang bekerja secara independen dengan jadwal dan prioritas sendiri seringkali menghasilkan sub-optimasi yang merugikan kedua fungsi. *Maintenance* windows yang tidak terkoordinasi dengan jadwal produksi dapat mengakibatkan kerugian kapasitas yang tidak perlu; sebaliknya, tekanan produksi yang mengabaikan kebutuhan *Maintenance* yang diidentifikasi dapat mengakibatkan kegagalan yang jauh lebih mahal dalam jangka pendek.

Model integrasi *Maintenance*-produksi yang efektif, sebagaimana diidentifikasi oleh Alaswad dan Xiang (2017), memerlukan beberapa kondisi prasyarat: pertama, komunikasi yang efektif dan berkelanjutan antara departemen *Maintenance* dan operasional tentang status kondisi peralatan dan kebutuhan *Maintenance* yang direncanakan; kedua, sistem perencanaan yang mampu mengintegrasikan persyaratan *Maintenance* ke dalam jadwal produksi secara proaktif; ketiga, fleksibilitas dalam jadwal produksi untuk mengakomodasi *Maintenance* yang diperlukan ketika window oportunitas tersedia; dan keempat, kepemimpinan yang secara eksplisit mendukung dan memprioritaskan investasi *Maintenance* bahkan ketika tekanan produksi jangka pendek mendorong ke arah yang berlawanan.

Dalam industri logam, integrasi ini sering diwujudkan melalui mekanisme 'planned *Maintenance* shutdown' periode penghentian produksi yang terencana dan terjadwal jauh di muka, di mana seluruh *backlog* pekerjaan *Maintenance* yang memerlukan penghentian mesin diselesaikan secara terkonsentrasi. Pendekatan ini memungkinkan koordinasi yang optimal antara kebutuhan produksi dan kebutuhan *Maintenance*, meminimalkan total waktu produksi yang hilang, dan memungkinkan mobilisasi sumber daya yang optimal untuk pekerjaan *Maintenance* yang kompleks. Keberhasilan planned shutdown memerlukan perencanaan yang sangat teliti, logistik suku cadang yang sempurna, dan koordinasi sumber daya manusia yang efektif.

2.7 *Framework* Terintegrasi *Maintenance* Management untuk Industri Logam

Mengintegrasikan semua konsep yang telah dibahas dalam bab ini definisi *modern Maintenance*, evolusi strategi, KPI yang tepat, analisis LCC, dan peran dalam produktivitas *dan reliability* ke dalam sebuah *Framework* operasional yang kohesif merupakan tantangan yang sangat nyata bagi setiap organisasi industri logam. De Jonge dan Scarf (2020) menyarankan bahwa *Framework* terintegrasi yang efektif harus memiliki tiga lapisan yang saling mendukung: lapisan strategis yang menghubungkan *Maintenance* dengan tujuan bisnis jangka panjang, lapisan taktis yang menerjemahkan strategi ke dalam program dan

kebijakan *Maintenance* yang konkret, dan lapisan operasional yang memastikan eksekusi sehari-hari yang efisien dan konsisten.

Pada lapisan strategis, manajemen *Maintenance* harus secara eksplisit diselaraskan dengan strategi bisnis perusahaan. Jika strategi bisnis menekankan kualitas produk premium, program *Maintenance* harus diprioritaskan untuk memastikan akurasi dan konsistensi peralatan yang mempengaruhi kualitas. Jika strategi bisnis menekankan fleksibilitas dan responsivitas terhadap pasar, program *Maintenance* harus dirancang untuk memaksimalkan fleksibilitas operasional dan meminimalkan *changeover time. Jika strategi* bisnis berfokus pada kepemimpinan biaya, program *Maintenance* harus dioptimalkan untuk LCC minimum sambil mempertahankan *reliability yang* diperlukan.

Pada lapisan taktis, keputusan tentang portfolio strategi *Maintenance* kombinasi yang tepat dari *corrective, preventive, condition-based, dan Predictive Maintenance* untuk berbagai kategori peralatan harus dibuat berdasarkan analisis sistematis yang mempertimbangkan kritisitas peralatan, karakteristik kegagalan, konsekuensi kegagalan, biaya berbagai alternatif, dan kapabilitas organisasional yang tersedia. Waeyenbergh dan Pintelon (2002) dalam *Framework* CIBOCOF (Context-Input-Boundary-Output-COncept-*Feedback)* mereka menyediakan metodologi yang komprehensif untuk pengembangan konsep *Maintenance* yang mempertimbangkan semua faktor kontekstual ini secara sistematis.

Pada lapisan operasional, sistem manajemen informasi *Maintenance* (CMMS Computerized *Maintenance* Management System) memainkan peran yang semakin sentral sebagai infrastruktur digital yang memungkinkan perencanaan, eksekusi, dokumentasi, dan analisis semua aktivitas *Maintenance* secara terintegrasi. Kemampuan CMMS *modern* yang terkoneksi dengan sistem IoT dan platform analitik berbasis AI memungkinkan siklus *feedback yang sangat* cepat antara data kondisi peralatan dari lantai produksi, analisis prediktif, dan perencanaan pekerjaan *Maintenance* mewujudkan visi *Maintenance* 4.0 dalam skala operasional praktis.

REFERENSI

Al-Turki, U. M. (2011). A *Framework* for strategic planning in *Maintenance*. Journal of Quality in *Maintenance* Engineering, 17(2), 150–162. https://doi.org/10.1108/13552511111134583

Alaswad, S., & Xiang, Y. (2017). A *review* on *Condition-Based Maintenance Optimization Model*s for stochastically deteriorating system. *Reliability engineering* & System Safety, 157, 54–63. https://doi.org/10.1016/j.ress.2016.08.009

Assis, R., & Julião, J. (2020). *Maintenance* management. In Asset Management. Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-48693-2_5

Carnero, M. C. (2022). Waste, energy consumption and carbon footprint management in *Maintenance*. Energies, 15(2), 456. https://doi.org/10.3390/en15020456

Daya, M. B., Duffuaa, S. O., Raouf, A., Knezevic, J., & Ait-Kadi, D. (2021). Handbook of *Maintenance* management and engineering (2nd ed.). Springer.

De Jonge, B., & Scarf, P. A. (2020). A *review* on *Maintenance Optimization*. European Journal of Operational Research, 285(3), 805–824. https://doi.org/10.1016/j.ejor.2019.09.047

Duffuaa, S. O., & Raouf, A. (2015). Planning and control of *Maintenance* systems: *Model*ling and analysis (2nd ed.). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-319-19803-3

EN 13306:2017. (2017). *Maintenance — Maintenance* terminology. European Committee for Standardization.

Franciosi, C., Voisin, A., Miranda, S., Riemma, S., & Iung, B. (2020). Measuring *Maintenance* impacts on sustainability of manufacturing industries: From a systematic literature *review* to a *Framework* proposal. Journal of Cleaner Production, 260, 121065. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.121065

Garg, A., & Deshmukh, S. G. (2006). *Maintenance* management: Literature *review* and directions. Journal of Quality in *Maintenance* Engineering, 12(3), 205–238. https://doi.org/10.1108/13552510610685075

ISO 55000:2014. (2014). Asset management — *Over*view, principles and terminology. International Organization for Standardization.

Jasiulewicz-Kaczmarek, M., Antosz, K., Żywica, P., Mazurkiewicz, D., Sun, B., & Ren, Y. (2021). *Framework* of machine criticality assessment with criteria interactions. Eksploatacja i Niezawodnosc – *Maintenance* and *Reliability*, 23(2), 207–220. https://doi.org/10.17531/ein.2021.2.1

Lazakis, I., Raptodimos, Y., & Varelas, T. (2018). Predicting ship machinery system condition through data-driven analysis based on random forests. Ships and Offshore Structures, 13(4), 448–458. https://doi.org/10.1080/17445302.2017.1393867

Muchiri, P. N., Pintelon, L., Martin, H., & De Meyer, A. M. (2010). Empirical analysis of *Maintenance* performance measurement in Belgian industries. International Journal of Production Research, 48(20), 5905–5924. https://doi.org/10.1080/00207540903160766

Nakagawa, T. (2014). Random *Maintenance* policies. Springer. https://doi.org/10.1007/978-1-4471-6575-0

Neves, M. L., Santiago, L. P., & Nunes, C. A. (2011). A *Condition-Based Maintenance* policy and input parameters estimation for deteriorating systems under periodic inspection. *Computers* & Industrial Engineering, 61(3), 503–511.

Peng, Y., Dong, M., & Zuo, M. J. (2010). Current status of machine prognostics in *Condition-Based Maintenance*: A *review*. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 50(1–4), 297–313. https://doi.org/10.1007/s00170-009-2482-0

Sharma, A., Yadava, G. S., & Deshmukh, S. G. (2011). A literature *review* and future perspectives on *Maintenance Optimization*. Journal of Quality in *Maintenance* Engineering, 17(1), 5–25. https://doi.org/10.1108/13552511111116222

Teoh, Y. K., Gill, S. S., & Parlikad, A. K. (2021). IoT and fog computing based *Predictive Maintenance Model* for effective asset management in Industry 4.0 using *machine learning*. IEEE Internet of Things Journal, 10(3), 2087–2094. https://doi.org/10.1109/JIOT.2021.3050441

Van Horenbeek, A., Pintelon, L., & Muchiri, P. (2010). *Maintenance Optimization Model*s and criteria. International Journal of Systems Assurance Engineering and Management, 1(3), 189–200. https://doi.org/10.1007/s13198-011-0045-x

Waeyenbergh, G., & Pintelon, L. (2002). A *Framework* for *Maintenance* concept development. International Journal of Production Economics, 77(3), 299–313. https://doi.org/10.1016/S0925-5273(01)00156-6

Wang, H. (2002). A survey of *Maintenance* policies of deteriorating systems. European Journal of Operational Research, 139(3), 469–489. https://doi.org/10.1016/S0377-2217(01)00197-7

Wireman, T. (2019). Developing performance indicators for managing *Maintenance* (3rd ed.). Industrial Press.

Zio, E. (2022). Prognostics and health management (PHM): Where are we and where do we (need to) go in theory and practice. *Reliability engineering* & System Safety, 218, 108119. https://doi.org/10.1016/j.ress.2021.108119

— akhir Bab II —

BAB III

STRATEGI *MAINTENANCE* DI INDUSTRI LOGAM

3.1 Lanskap Strategi *Maintenance Modern*

Pemilihan strategi *Maintenance* yang tepat merupakan keputusan strategis paling mendasar yang harus diambil oleh setiap organisasi industri dalam mengelola aset fisiknya. Dalam konteks industri logam yang dicirikan oleh aset bernilai sangat tinggi, proses produksi yang kontinu, konsekuensi *downtime* yang besar, dan lingkungan operasional yang ekstrem pemilihan strategi yang keliru dapat mengakibatkan kerugian finansial yang masif, ancaman terhadap keselamatan kerja, dan degradasi daya saing yang sulit dipulihkan. Sebaliknya, pemilihan strategi yang tepat dan implementasinya yang efektif dapat menjadi sumber keunggulan kompetitif yang berkelanjutan dan sulit ditiru oleh pesaing.

Spektrum strategi *Maintenance modern* membentang dari pendekatan yang sepenuhnya reaktif yang menunggu kegagalan terjadi sebelum mengambil tindakan hingga pendekatan yang sepenuhnya prediktif dan bahkan preskriptif, yang mengantisipasi kegagalan jauh sebelum terjadi dan merekomendasikan tindakan optimal secara otomatis. Di antara dua ekstrem ini terdapat berbagai pendekatan hybrid yang menggabungkan elemen-elemen dari strategi yang berbeda. Empat strategi utama yang menjadi fokus bab ini *Corrective Maintenance* (CM), *Preventive Maintenance* (PM), *Predictive Maintenance* (PdM), dan *Condition-Based Maintenance* (CBM) merepresentasikan tahapan-tahapan penting dalam evolusi ini.

Bab ini menyajikan analisis komprehensif terhadap keempat strategi tersebut dalam konteks spesifik industri logam. Untuk setiap strategi, dibahas landasan konseptual, keunggulan dan keterbatasan berdasarkan bukti empiris dari literatur jurnal Q1 terkini (2017–2022), kondisi aplikasi terbaik, serta implikasi implementasi. Bab ditutup dengan analisis perbandingan kritis yang menyediakan kerangka pengambilan keputusan berbasis bukti untuk pemilihan dan kombinasi strategi yang optimal.

3.2 *Corrective Maintenance* (CM) Strategi Reaktif

3.2.1 Konsep dan Landasan Teoritis

Corrective Maintenance (CM), yang juga dikenal dalam literatur teknik sebagai breakdown *Maintenance*, *run-to-failure Maintenance*, atau *reactive Maintenance*, adalah strategi perawatan di mana tidak ada tindakan perawatan terencana yang dilakukan pada peralatan selama ia masih berfungsi intervensi perawatan hanya dilakukan setelah kegagalan aktual atau kehilangan fungsi terjadi. Dalam terminologi standar EN 13306:2017, CM didefinisikan sebagai *Maintenance* yang dilakukan setelah deteksi kondisi kegagalan dan dimaksudkan untuk mengembalikan item ke kondisi di mana ia dapat melakukan fungsi yang diperlukan.

Dari perspektif teori keandalan, CM sepenuhnya mengandalkan pola kegagalan natural dari peralatan tanpa intervensi *preventif* . Pendekatan ini secara implisit mengasumsikan bahwa biaya kegagalan dan penggantian setelah kegagalan lebih rendah daripada biaya program perawatan *preventif* asumsi yang, sebagaimana akan dibahas, hanya valid dalam kondisi-kondisi yang sangat spesifik dan terbatas. Smith dan Hawkins (2004) mengklasifikasikan CM ke dalam dua subkategori: (a) *Immediate Corrective Maintenance*, di mana perbaikan dilakukan segera setelah kegagalan terdeteksi tanpa penundaan; dan (b) *Deferred Corrective Maintenance*, di mana perbaikan ditunda berdasarkan aturan-aturan tertentu, misalnya hingga jadwal produksi memungkinkan

intervensi tanpa mengakibatkan hilangnya kapasitas yang tidak dapat diterima.

Dalam industri logam, CM masih memiliki peran yang sah dan dapat dibenarkan secara ekonomis untuk kategori peralatan tertentu. Molęda *et al*. (2023) dalam tinjauan sistematis mereka yang dipublikasikan di Sensors mengidentifikasi bahwa CM tetap menjadi komponen dari portofolio strategi *Maintenance* bahkan di fasilitas industri yang paling *sophisticated*, karena selalu ada komponen-komponen non-kritis dengan karakteristik kegagalan acak dan konsekuensi kegagalan rendah yang lebih ekonomis untuk dikelola secara reaktif daripada melalui program *preventif* yang mahal. Kuncinya adalah identifikasi yang tepat tentang komponen mana yang sesuai untuk CM dan mana yang memerlukan pendekatan yang lebih proaktif.

Secara matematis, justifikasi ekonomi CM dapat diformulasikan sebagai kondisi di mana biaya total strategi CM lebih rendah dari biaya total strategi PM dalam periode analisis tertentu:

CM justified if: C_CM = C_repair + C_downtime < C_PM = C_prev + C_parts + C_labor_sched

Kondisi ini paling mudah terpenuhi ketika C_*downtime* sangat kecil (peralatan non-kritis atau terdapat redundansi), C_repair rendah (perbaikan sederhana), dan C_prev tinggi secara relatif terhadap manfaat yang diberikan (interval kegagalan sangat panjang atau tidak dapat diprediksi).



Gambar 3. 1 Alur Proses Corrective Maintenance

3.2.2 Keunggulan dan Keterbatasan

Keunggulan *Corrective Maintenance*

Keunggulan utama CM adalah kesederhanaan implementasinya dan tidak adanya biaya *overhead* yang terkait dengan program perawatan terencana. Tidak diperlukan sistem manajemen perawatan terkomputerisasi (CMMS) yang *sophisticated*, tidak diperlukan analisis interval perawatan yang kompleks, dan tidak diperlukan stok suku cadang *preventif* yang besar. Bagi perusahaan industri logam kecil dengan sumber daya terbatas, kesederhanaan ini dapat menjadi pertimbangan praktis yang signifikan.

Sela*in* itu, CM menghindari salah satu jenis pemborosan yang paradoks namun nyata dalam PM: *over-Maintenance*. Peralatan yang dirawat terlalu sering yaitu diganti atau di-service sebelum komponen benar-benar mendekati kondisi kegagalan mengakibatkan pemborosan suku cadang yang masih layak pakai, potensi kerusakan yang ditimbulkan oleh intervensi perawatan itu sendiri (*infant mortality* dari komponen baru yang dipasang), dan *downtime* yang tidak perlu. Untuk komponen dengan distribusi kegagalan eksponensial (tingkat kegagalan konstan), tidak ada manfaat keandalan dari penggantian *preventif* berdasarkan waktu sebuah fakta yang sering tidak dipahami oleh praktisi *Maintenance* yang kurang familiar dengan teori keandalan.

Cahyo *et al*. (2022) dalam penelitian mereka tentang optimasi strategi *Maintenance* di industri manufaktur Indonesia menemukan bahwa implementasi CM yang terstruktur dilengkapi dengan sistem pencatatan kegagalan yang baik, stok suku cadang kritis yang memadai, dan tim respons yang terlatih dapat menjadi pilihan yang *cost-effective* untuk peralatan *auxiliary* di lingkungan industri logam yang memiliki sistem redundansi memadai.

Keterbatasan Corrective *Maintenance*

Keterbatasan CM jauh lebih banyak dan lebih signifikan dibandingkan keunggulannya, terutama dalam konteks peralatan kritis industri logam. Keterbatasan paling mendasar adalah ketidakpastian waktu kegagalan yang membuat perencanaan produksi menjadi sangat sulit. Kegagalan yang tidak terduga pada peralatan kritis dalam jalur produksi kontinu baja atau aluminium dapat mengakibatkan pembekuan logam cair dalam sistem, kerusakan refraktori yang sangat mahal, dan *downtime* yang jauh lebih panjang dari yang diperlukan untuk perbaikan sederhana.

Achouch *et al*. (2022) dalam penelitian komprehensif mereka yang dipublikasikan di Applied Sciences menunjukkan bahwa biaya total CM untuk peralatan kritis industri manufaktur rata-rata 3-5 kali lebih tinggi dari biaya CM yang sama jika dilakukan secara terencana, akibat kombinasi dari biaya premium suku cadang darurat, biaya lembur tenaga kerja perbaikan, kehilangan produksi, dan potensi kerusakan sek*under*

yang terjadi karena kegagalan yang dibiarkan berkembang sebelum dideteksi.

Sahal *et al*. (2020) dalam artikel mereka tentang *Machine learning* dan IoT yang dipublikasikan dalam *Journal of Manufacturing Systems* mengidentifikasi bahwa ketergantungan pada CM untuk peralatan kritis secara sistematis meningkatkan biaya keselamatan dan risiko kecelakaan kerja. Dalam industri logam di mana lingkungan operasional melibatkan logam cair, gas beracun, dan tekanan tinggi, kegagalan mendadak peralatan dapat mengancam keselamatan pekerja secara langsung dan bersifat katastrofik.

3.2.3 Kondisi Aplikasi Terbaik

CM paling dapat dibenarkan secara teknis dan ekonomis dalam kondisi-kondisi spesifik berikut. Pertama, untuk peralatan non-kritis dengan redundansi yang memadai misalnya pompa pending*in* sek*under* yang memiliki unit cadangan identik, lampu penerangan area produksi, atau konveyor *auxiliary* yang dapat digantikan oleh jalur alternatif tanpa dampak signifikan terhadap produksi. Kedua, untuk komponen dengan biaya rendah dan kemudahan penggantian yang tinggi komponen yang dapat diganti dalam hitungan menit dengan biaya yang sangat kecil dibandingkan biaya program *preventif* .

Ketiga, CM dapat dibenarkan untuk peralatan dengan karakteristik kegagalan yang benar-benar acak (*exponential distribution*, $\beta \approx 1$) dan tidak menunjukkan pola degradasi yang dapat dideteksi sebelum kegagalan karena dalam kondisi ini, tidak ada manfaat yang dapat diperoleh dari perawatan *preventif* berbasis waktu. Keempat, dalam situasi di mana kegagalan tidak menimbulkan risiko keselamatan atau dampak lingkungan yang signifikan, dan di mana *downtime* dapat ditoleransi karena terdapat kapasitas produksi cadangan yang memadai.

Berita *et al*. (2021) dalam studi kasus di sebuah fasilitas pengolahan aluminium di Eropa menemukan bahwa penerapan *Model* optimasi yang mempertimbangkan karakteristik kegagalan individual dari setiap komponen menghasilkan portofolio strategi hybrid yang secara keuangan optimal di mana sekitar 20-30 persen dari total

komponen terpilih untuk dikelola melalui CM, sementara sisanya dikelola melalui PM atau CBM, menghasilkan penghematan biaya perawatan total sebesar 18 persen dibandingkan penerapan PM secara universal.

3.3 *Preventive Maintenance* (PM) Strategi Berbasis Waktu

3.3.1 Konsep dan Landasan Teoritis

Preventive Maintenance (PM) juga dikenal sebagai planned *Maintenance* atau *scheduled Maintenance* adalah strategi perawatan proaktif di mana tindakan perawatan dijadwalkan dan dilaksanakan pada interval waktu, jam operasi, atau jumlah siklus tertentu yang telah ditetapkan sebelumnya, tanpa memandang kondisi aktual peralatan pada saat perawatan dilakukan. Filosofi dasarnya adalah bahwa intervensi perawatan yang dilakukan sebelum kegagalan terjadi akan mencegah kegagalan tersebut dan mempertahankan peralatan dalam kondisi operasional yang dapat diterima.

Fondasi teoritis PM berakar dalam kurva bathtub (*bathtub curve*) dari teori keandalan, yang menggambarkan tiga fase dalam kehidupan suatu komponen: fase kegagalan awal (*infant mortality period*) dengan tingkat kegagalan yang menurun, fase kehidupan berguna (*useful life period*) dengan tingkat kegagalan yang relatif konstan, dan fase kegagalan aus (*wear-out period*) dengan tingkat kegagalan yang meningkat. PM paling efektif untuk komponen yang memasuki *fase wear-out* yang dapat diprediksi, di mana distribusi *Weibull* dengan *shape factor* $\beta > 1$ berlaku.

Nguyen dan Bagajewicz (2010), sebagaimana dikutip dalam berbagai penelitian berikutnya, mengidentifikasi dua subkategori utama PM: (a) *Time*-Based *Maintenance* (TBM) yang menjadwalkan perawatan berdasarkan kalender (misalnya setiap 3 bulan) atau jam operasi kumulatif (misalnya setiap 5.000 jam); dan (b) Usage-Based *Maintenance* (UBM) yang menjadwalkan perawatan berdasarkan jumlah siklus operasi atau volume output tertentu (misalnya penggantian roll *rolling mill* setiap 50.000 ton yang diproses). Pemilihan antara TBM dan UBM bergantung

pada apakah degradasi komponen lebih dipengaruhi oleh waktu kalender atau oleh intensitas penggunaan aktual.

Penentuan interval PM yang optimal merupakan salah satu tantangan matematis utama dalam manajemen perawatan. Interval yang terlalu pendek mengakibatkan *over-Maintenance* dengan pemborosan sumber daya; interval yang terlalu panjang mengakibatkan peningkatan probabilitas kegagalan sebelum perawatan berikutnya. *Model Age Replacement* Policy (ARP) yang klasik meminimalkan biaya total perawatan per unit waktu:

$$minimize\ C(T) = [C\_p \times R(T) + C\_f \times (1 - R(T))] / [T \times R(T) + MTTR \times (1 - R(T))]$$

Di mana T adalah interval penggantian *preventif*, C_p adalah biaya penggantian *preventif*, C_f adalah biaya penggantian setelah kegagalan (umumnya C_f >> C_p), dan R(T) adalah fungsi keandalan (survival probability) pada waktu T.

3.3.2 Keunggulan dan Keterbatasan

Keunggulan Preventive *Maintenance*

Keunggulan utama PM dibandingkan CM adalah kemampuannya untuk mengurangi frekuensi kegagalan tidak terduga secara signifikan, terutama untuk komponen yang menunjukkan pola degradasi yang berkaitan dengan usia (*wear-out failures*). Dengan menjadwalkan penggantian atau restorasi komponen sebelum ia mencapai fase wear-out kritis, PM memotong kurva bathtub sebelum tingkat kegagalan meningkat secara signifikan, sehingga mempertahankan tingkat kegagalan yang relatif rendah dan dapat diprediksi.

Keunggulan operasional yang penting dari PM adalah kemampuan perencanaan yang diberikannya kepada manajemen produksi dan *Maintenance*. Karena jadwal perawatan diketahui jauh sebelumnya, departemen produksi dapat merencanakan *shutdown Maintenance* ke dalam jadwal produksi dengan dampak minimal terhadap komitmen pengiriman kepada pelanggan. Suku cadang dapat dipesan dan disiapkan sebelumnya dengan harga reguler (bukan harga premium darurat), tim

teknisi dapat dijadwalkan secara optimal, dan prosedur perawatan dapat dipersiapkan dengan baik.

Ruschel *et al*. (2017) dalam penelitian mereka yang dipublikasikan di *Journal of Manufacturing Systems* tentang analisis pengaruh industri 4.0 terhadap *Maintenance* menunjukkan bahwa PM yang diimplementasikan dengan baik dan didukung oleh sistem CMMS yang komprehensif secara konsisten menghasilkan peningkatan MTBF rata-rata sebesar 20-35 persen dan pengurangan biaya suku cadang darurat sebesar 40-60 persen dibandingkan baseline CM, dalam studi longitudinal di berbagai pabrik manufaktur Eropa.

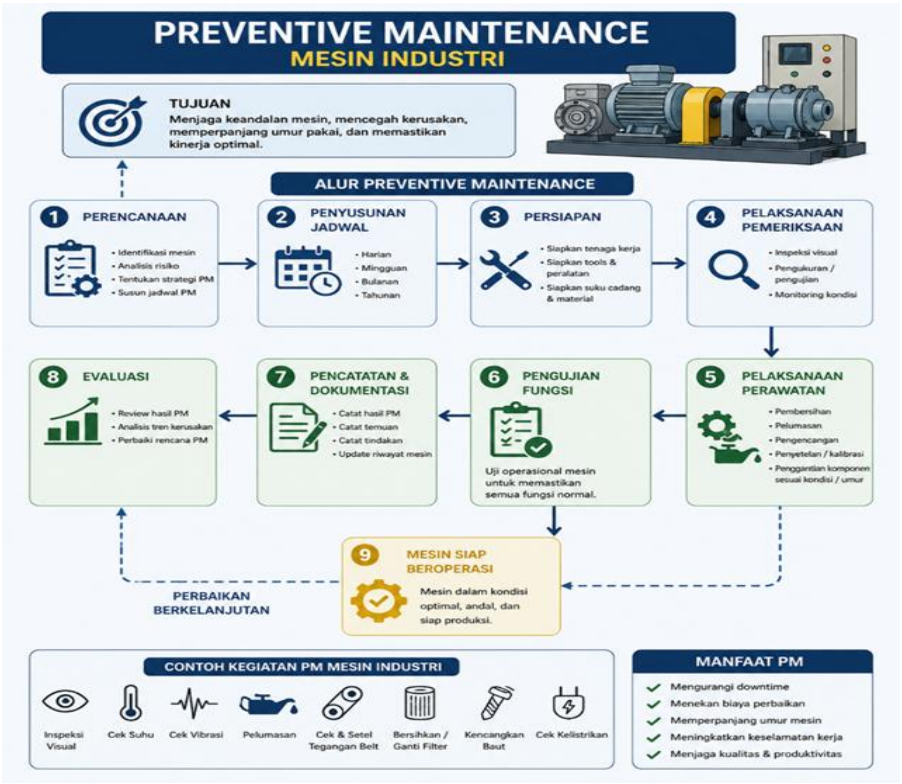
Keterbatasan Preventive *Maintenance*

Keterbatasan mendasar PM adalah *inherent inefficiency* yang terkandung dalam pendekatannya yang berbasis waktu: PM tidak memperhitungkan kondisi aktual komponen yang dirawat. Komponen yang dirawat mungk*in* masih dalam kondisi sangat baik dan dapat beroperasi jauh lebih lama dari interval yang ditetapkan, atau sebaliknya, mungk*in* telah mengalami degradasi yang lebih cepat dari perkiraan karena kondisi operasi yang tidak normal dan memerlukan perawatan lebih awal dari jadwal. Kedua skenario ini mengakibatkan ketidakefisienan: *over-Maintenance* dalam kasus pertama, dan risiko kegagalan sebelum jadwal dalam kasus kedua.

Çınar *et al*. (2020) dalam penelitian mereka yang dipublikasikan di *Computers in Industry* mengidentifikasi bahwa variabilitas kondisi operasi yang sangat tinggi dalam industri logam akibat variasi bahan baku, fluktuasi beban produksi, dan perubahan parameter proses merupakan salah satu tantangan terbesar bagi efektivitas PM. Interval PM yang optimal dalam kondisi operasi normal mungk*in* terlalu panjang dalam kondisi beban tinggi, dan terlalu pendek dalam kondisi beban rendah, sehingga secara rata-rata PM berbasis waktu tidak pernah benar-benar optimal dalam lingkungan dengan variabilitas tinggi.

Fenomena la*in* yang sering diabaikan adalah risiko kerusakan yang ditimbulkan oleh PM itu sendiri dikenal sebagai *Maintenance-induced failures* atau *infant mortality* dari komponen baru yang dipasang. Setiap

kali komponen dibuka, diganti, atau dikonfigurasi ulang, terdapat risiko kesalahan pemasangan, penggunaan suku cadang yang tidak tepat, atau kontaminasi yang dapat mengakibatkan kegagalan lebih awal dari yang seharusnya. Analisis yang dilakukan oleh Traini *et al*. (2021) menunjukkan bahwa frekuensi *Maintenance-induced failures* dapat mencapai 5-15 persen dari total pekerjaan PM, sebuah angka yang signifikan dalam merancang program PM yang optimal.



Gambar 3. 2 *Preventive Maintenance*

3.3.3 Kondisi Aplikasi Terbaik

PM paling efektif dan dapat dibenarkan secara ekonomis untuk peralatan yang memenuhi beberapa kriteria berikut. Pertama, komponen harus menunjukkan pola kegagalan wear-out yang jelas yaitu distribusi *Weibull* dengan $\beta > 1$, di mana tingkat kegagalan meningkat seiring usia. Untuk komponen dengan $\beta < 1$ atau $\beta \approx 1$, PM berbasis waktu tidak memberikan manfaat keandalan yang signifikan.

Kedua, PM sangat efektif untuk peralatan kritis dalam proses produksi kontinu yang tidak dapat mengizinkan kegagalan tidak terduga, tetapi dapat mengakomodasi *downtime* yang terencana dan terjadwal. Dalam industri logam, kategori ini mencakup elemen-elemen kritis dari *rolling mill* seperti *bearing* utama, sistem pelumasan, dan sistem pendingin; komponen kritis dari electric arc furnace seperti sistem elektroda dan sistem pending*in* panel; serta sistem *hydraulic* dan pneumatic yang kritis untuk operasional *continuous caster*.

Ketiga, PM sangat direkomendasikan untuk semua komponen yang terkait langsung dengan keselamatan kerja dan kepatuhan regulasi, di mana kegagalan tidak terencana dapat mengancam keselamatan atau mengakibatkan pelanggaran regulasi lingkungan. Standar internasional seperti ISO 55001 dan regulasi keselamatan industri umumnya mensyaratkan program PM formal dan terdokumentasi untuk kategori peralatan ini.

Paolanti *et al*. (2018) dalam penelitian mereka tentang *Machine learning* untuk prognostik industri menekankan pentingnya integrasi PM dengan sistem *monitoring* berbasis data sebagai langkah transisi menuju CBM sebuah pendekatan yang secara praktis memungkinkan industri logam untuk meningkatkan efektivitas PM tanpa harus melakukan investasi penuh dalam infrastruktur PdM sekaligus.

3.4 *Predictive Maintenance* (PdM) Strategi Berbasis Kecerdasan Analitik

3.4.1 Konsep dan Landasan Teoritis

Predictive Maintenance (PdM) merepresentasikan lompatan paradigmatik yang paling signifikan dalam evolusi strategi *Maintenance*. PdM adalah pendekatan berbasis data yang memantau kondisi peralatan secara kontinu atau periodik menggunakan berbagai sensor dan teknologi pengukuran, menganalisis data tersebut menggunakan teknik statistik, *machine learning*, atau *Model* fisika-empiris untuk mengidentifikasi pola degradasi dan mengantisipasi kegagalan yang akan terjadi, serta

menentukan waktu optimal untuk intervensi perawatan sebelum kegagalan aktual terjadi.

Perbedaan fundamental antara PdM dan CBM yang seringkali digunakan secara bergantian dalam literatur non-teknis terletak pada dimensi prognostik. CBM membuat keputusan perawatan berdasarkan kondisi aktual peralatan saat ini (apakah parameter kondisi saat ini melampaui batas ambang yang ditetapkan?), sedangkan PdM memproyeksikan kondisi peralatan ke depan dalam waktu menggunakan *Model* prognostik untuk memprediksi kapan kegagalan akan terjadi dan berapa *Remaining Useful Life* (RUL) dari komponen yang bersangkutan. PdM dengan demikian memungkinkan perencanaan perawatan yang lebih proaktif dan optimal.

Landasan teknologi PdM terdiri dari empat lapisan yang terintegrasi. Lapisan pertama adalah akuisisi data sensor yang mengukur parameter kondisi relevan secara *real-time* atau periodik: akselerometer untuk analisis vibrasi, termokopel dan kamera inframerah untuk analisis termal, sensor tekanan dan aliran, sensor arus listrik, analisis oli, dan berbagai sensor proses lainnya. Lapisan kedua adalah transmisi dan penyimpanan data infrastruktur IoT (*Industrial Internet of Things*) yang memungkinkan data sensor ditransmisikan secara *real-time* ke platform penyimpanan dan analitik yang terpusat atau berbasis cloud.

Lapisan ketiga adalah analisis dan pe*Model*an algoritma yang mengubah data mentah sensor menjadi insights yang dapat ditindaklanjuti. Cho *et al*. (2021) mengklasifikasikan pendekatan analitik dalam PdM ke dalam tiga kategori: *Model* berbasis fisika (physics-based *Model*s) yang menggunakan persamaan diferensial dan *Model* degradasi mekanik, *Model* berbasis data (data-driven *Model*s) yang menggunakan teknik *machine learning* dan deep learning tanpa memerlukan pemahaman eksplisit tentang mekanisme degradasi, dan *Model* hybrid yang menggabungkan kekuatan keduanya. Lapisan keempat adalah pengambilan keputusan sistem yang menerjemahkan output *Model* prognostik menjadi rekomendasi perawatan yang dapat diimplementasikan.

Proses inti dari PdM berbasis *machine learning* dapat diilustrasikan sebagai pipeline multi-tahap:

Data Sensor → Feature Extraction → Model Training → RUL Estimation → Maintenance Decision

Di mana feature extraction mengubah data *time*-series mentah menjadi fitur-fitur statistik yang informatif (mean, variance, RMS, kurtosis, entropy spektral, dll.), *Model* training membangun hubungan antara fitur-fitur ini dengan kondisi degradasi yang diketahui, RUL estimation memprediksi sisa umur komponen, dan *Maintenance* decision menentukan waktu optimal intervensi berdasarkan prediksi RUL dan pertimbangan biaya.

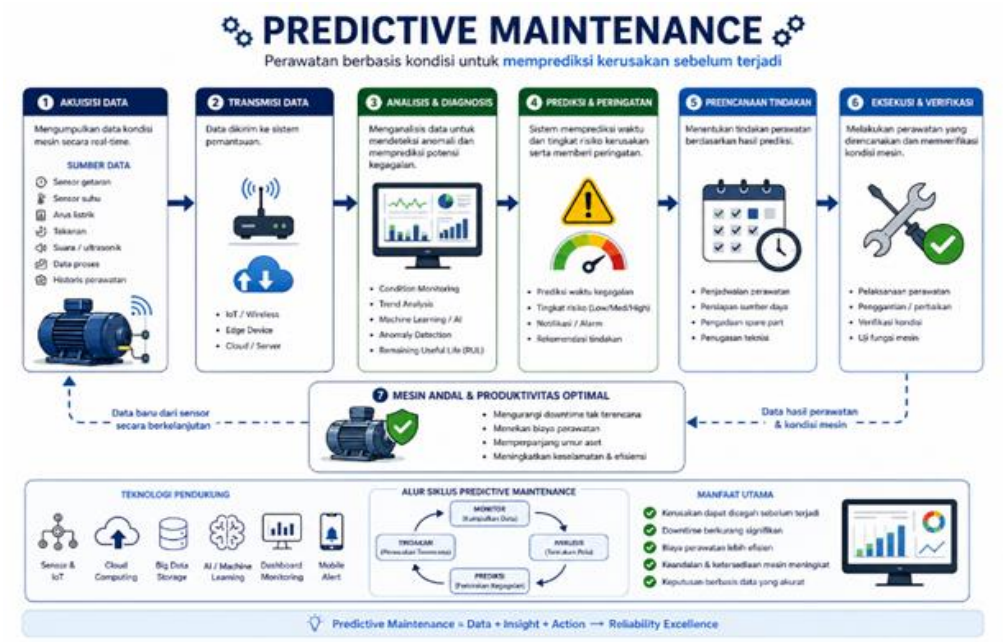
3.4.2 Keunggulan dan Keterbatasan

Keunggulan *Predictive Maintenance*

Keunggulan fundamental PdM dibandingkan PM berbasis waktu adalah kemampuannya untuk menghilangkan kedua jenis ketidakefisienan yang melekat dalam PM: *over-Maintenance* (perawatan yang dilakukan terlalu dini) dan *under-Maintenance* (perawatan yang dilakukan terlalu terlambat atau setelah kegagalan). Dengan menggunakan kondisi aktual dan tren degradasi sebagai dasar keputusan, PdM secara teoritis memungkinkan penggunaan komponen hingga mendekati batas umur ekonomisnya yang sesungguhnya, tanpa melampaui batas keandalan yang dapat diterima.

Zenisek *et al*. (2019) dalam penelitian mereka yang dipublikasikan di *Computers in Industry* melakukan analisis kuantitatif terhadap manfaat ekonomi PdM dibandingkan PM di sebuah pabrik manufaktur baja di Austria, dan menemukan bahwa implementasi sistem PdM berbasis *machine learning* menghasilkan: pengurangan biaya perawatan tidak terencana sebesar 35-40 persen, peningkatan ketersediaan peralatan sebesar 12-18 persen, pengurangan konsumsi suku cadang sebesar 20-25 persen, dan perpanjangan umur rata-rata komponen sebesar 15-30 persen. Total penghematan tahunan yang dikuantifikasi mencapai antara 2 hingga 5 kali nilai investasi infrastruktur PdM.

Dari perspektif keselamatan kerja, PdM memberikan lapisan perlindungan tambahan yang sangat berharga dalam lingkungan industri logam yang berbahaya. Kemampuan untuk mendeteksi degradasi peralatan jauh sebelum kegagalan aktual terjadi memungkinkan intervensi terencana yang dapat dilakukan dalam kondisi produksi yang aman, bukan dalam situasi darurat yang panik dan berpotensi berbahaya. Rodriguez-Mart*in et al*. (2021) mendokumentasikan bahwa implementasi PdM di pabrik-pabrik baja di Spanyol berkorelasi dengan pengurangan insiden keselamatan yang terkait dengan kegagalan peralatan sebesar 28 persen dalam tiga tahun pertama implementasi.



Gambar 3. 3 Predictive Maintenance

Keterbatasan *Predictive Maintenance*

Keterbatasan utama PdM adalah kompleksitas teknis dan biaya implementasi yang tinggi. Sebuah sistem PdM yang fungsional dan akurat memerlukan: investasi dalam sensor dan infrastruktur IoT yang sering kali sangat signifikan untuk fasilitas produksi yang luas; infrastruktur penyimpanan dan komputasi data yang mampu menangani volume data sensor yang besar; pengembangan atau pengadaan platform analitik dan *Model* prediktif; dan yang paling kritis, sumber daya manusia yang

kompeten dalam *data science*, *machine learning*, dan pemahaman tentang proses teknis yang dipantau.

Tao *et al*. (2018) dalam penelitian landmark mereka tentang *Digital twin* di *Journal of Manufacturing Systems* mengingatkan bahwa akurasi *Model* PdM sangat bergantung pada kualitas dan representativitas data pelatihan. Untuk *Model machine learning*, diperlukan data historis yang mencakup berbagai kondisi operasi dan mode degradasi yang mungk*in* terjadi data yang seringkali tidak tersedia dalam jumlah dan kualitas yang memadai di fasilitas industri logam yang tidak memiliki tradisi panjang dalam pengumpulan data sensor. Tanpa data pelatihan yang representatif, *Model* PdM dapat menghasilkan *false positives* (alarm palsu yang mengganggu operasi) atau *false negatives* (kegagalan yang tidak terdeteksi) pada tingkat yang tidak dapat diterima.

Bi dan Wang (2020) mengidentifikasi tantangan tambahan yang sering diabaikan: *Model* PdM yang dilatih pada data dari satu kondisi operasi mungk*in* tidak berlaku secara langsung pada kondisi operasi yang berbeda masalah yang dikenal sebagai *domain transfer* atau *Model generalization*. Dalam industri logam di mana kondisi operasi dapat bervariasi secara signifikan akibat perubahan bahan baku, spesifikasi produk, atau parameter proses, tantangan ini menjadi sangat relevan dan memerlukan strategi adaptasi *Model* yang aktif.

3.4.3 Kondisi Aplikasi Terbaik

PdM memberikan nilai tertinggi dalam kondisi di mana keempat faktor berikut secara simultan terpenuhi: (1) nilai aset dan konsekuensi kegagalan sangat tinggi kegagalan tidak terencana mengakibatkan kerugian finansial yang besar, risiko keselamatan yang serius, atau dampak lingkungan yang signifikan; (2) terdapat degradasi yang dapat dideteksi dan diukur melalui sensor sebelum kegagalan aktual terjadi tidak semua mode kegagalan memiliki 'tanda peringatan' yang dapat dideteksi secara instrumental; (3) terdapat atau dapat dikumpulkan data historis yang cukup untuk melatih *Model* prediktif yang akurat; dan (4) terdapat kapabilitas teknis dan sumber daya manusia untuk mengimplementasikan dan memelihara sistem analitik.

Dalam industri logam secara spesifik, PdM memberikan nilai paling tinggi untuk: kompressor udara dan gas bertekanan tinggi, pompa air pending*in* kritis, motor penggerak utama *rolling mill* dan *continuous caster*, *gearbox* transmisi daya, transformer daya tinggi, dan sistem *hydraulic* pada fasilitas *rolling*. Semua komponen ini memiliki nilai tinggi, menunjukkan pola degradasi yang dapat dideteksi melalui vibrasi, suhu, atau analisis oli, dan kegagalannya mengakibatkan *downtime* produksi yang sangat mahal.

Jahnke *et al*. (2022) dalam penelitian terbaru mereka tentang implementasi PdM di industri baja Jerman mengembangkan sebuah *Framework* sistematis untuk menentukan kandidat PdM yang optimal berdasarkan analisis multi-kriteria yang mencakup: kritikalitas aset, kemampuan deteksi degradasi (*detectability*), ketersediaan dan keterjangkauan teknologi sensor, serta *return on investment* yang diharapkan. *Framework* ini terbukti membantu manajemen membuat keputusan investasi PdM yang lebih rasional dan terstruktur.

3.5 *Condition-Based Maintenance* (CBM) Strategi Berbasis Kondisi Aktual

3.5.1 Konsep dan Landasan Teoritis

Condition-Based Maintenance (CBM) juga disebut dalam literatur sebagai *on-condition Maintenance* atau *monitoring*-based *Maintenance* adalah strategi perawatan di mana keputusan tentang kapan dan bagaimana melakukan intervensi perawatan didasarkan pada evaluasi kondisi aktual peralatan, sebagaimana diukur atau diinferensi dari berbagai parameter kondisi yang dipantau secara kontinu atau periodik. Berbeda dengan PM yang membuat keputusan berdasarkan waktu atau penggunaan kumulatif, CBM membuat keputusan berdasarkan keadaan aktual peralatan pada saat evaluasi.

Prinsip operasional CBM dapat dirumuskan sebagai: intervensi perawatan dijadwalkan ketika satu atau lebih parameter kondisi yang dipantau mencapai atau melampaui batas *threshold*yang telah ditetapkan sebelumnya, di mana *threshold*tersebut ditetapkan berdasarkan analisis

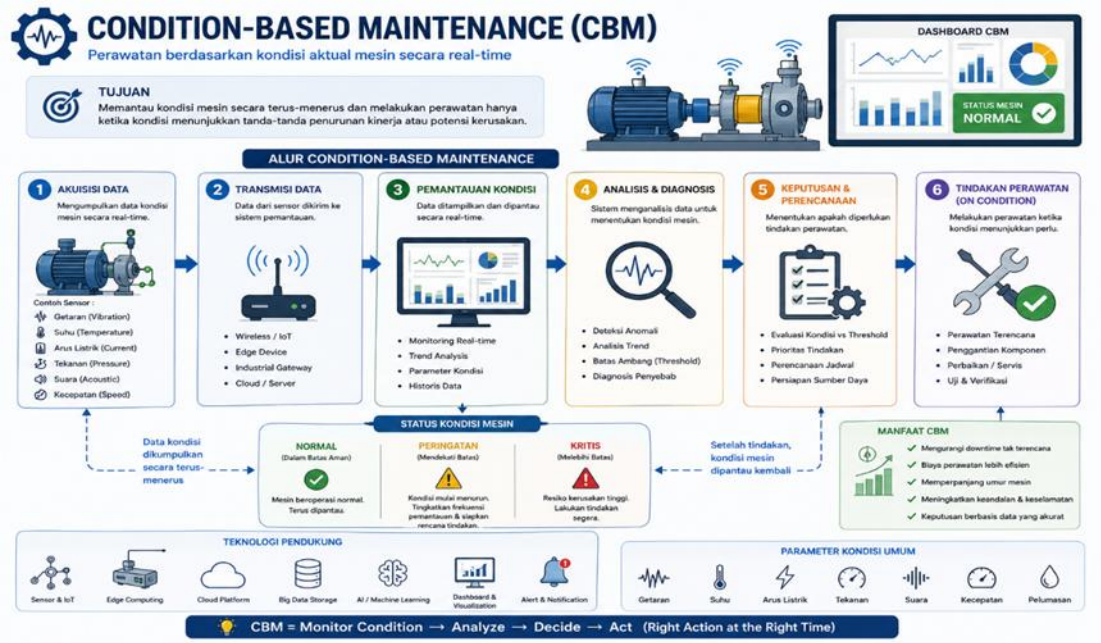
historis kegagalan dan pengetahuan tentang mekanisme degradasi peralatan. Secara formal, keputusan perawatan CBM dapat diekspresikan sebagai:

Maintenance required if: X(t) ≥ d_thresholdOR dX/dt ≥ rate_threshold

Di mana X(t) adalah nilai parameter kondisi pada waktu t dan d_*threshold*adalah batas *threshold* yang ditetapkan. Keputusan berbasis laju perubahan (dX/dt) memungkinkan tindakan *preventif* bahkan sebelum *threshold absolut* tercapai, jika laju degradasi menunjukkan bahwa *threshold* akan tercapai dalam waktu dekat.

CBM memerlukan tiga komponen teknis yang saling terintegrasi. Pertama, sistem *condition monitoring* yang mengukur parameter kondisi relevan secara kontinu atau berkala ini adalah lapisan instrumentasi dari CBM. Kedua, sistem analisis data yang mengevaluasi data kondisi yang dikumpulkan untuk menentukan apakah kondisi peralatan memerlukan intervensi ini dapat berupa analisis manual oleh insinyur berpengalaman, sistem rule-based otomatis, atau algoritma *machine learning* yang lebih *sophisticated*. Ketiga, sistem manajemen perawatan yang menerjemahkan sinyal dari sistem analisis menjadi work order perawatan yang terjadwal dan terkoordinasi dengan jadwal produksi.

Dang dan Jia (2022) dalam tinjauan komprehensif mereka tentang CBM di industri manufaktur yang dipublikasikan di *Reliability engineering* and *System Safety* mengidentifikasi tiga subkategori CBM berdasarkan sophistikasi sistem analisisnya: (a*) Traditional* CBM yang menggunakan *threshold* statis dan aturan keputusan sederhana; (b) *Statistical* CBM yang menggunakan *Model* statistik untuk mengestimasi kondisi peralatan dari data sensor yang noisy; dan (c) *Intelligent* CBM yang menggunakan *machine learning* atau kecerdasan buatan untuk klasifikasi kondisi dan penentuan *threshold*yang adaptif.



Gambar 3. 4 Condition-Based Maintenance

3.5.2 Teknologi *Condition Monitoring* untuk Industri Logam

Efektivitas CBM sangat bergantung pada pilihan teknologi *condition monitoring* yang tepat untuk setiap jenis peralatan dan mode kegagalan yang ing*in* dideteksi. Berbagai teknik *condition monitoring* yang paling relevan untuk industri logam meliputi:

Analisis Vibrasi merupakan teknik yang paling matang dan banyak diterapkan dalam CBM untuk peralatan berputar seperti motor, pompa, kompresor, *gearbox*, dan fan. Sensor akselerometer yang dipasang pada *housing bearing* atau struktur peralatan mengukur amplitudo dan frekuensi getaran, yang kemudian dianalisis untuk mendeteksi ketidakseimbangan (imbalance), misalignment, kerusakan *bearing*, dan kerusakan roda gigi. Dalam industri logam, analisis vibrasi secara ekstensif diterapkan pada *bearing rolling* mill, drive system *continuous caster*, dan pompa-pompa kritis.

Termografi Inframerah menggunakan kamera termal untuk mendeteksi distribusi temperatur permukaan peralatan dan mengidentifikasi titik-titik panas (hot spots) yang mengindikasikan

masalah seperti koneksi listrik yang longgar, *bearing* yang aus, atau isolasi yang rusak. Dalam industri logam, termografi juga digunakan untuk *monitoring* kondisi refraktori tungku peleburan dan ladle aplikasi yang sangat kritis mengingat konsekuensi kegagalan refraktori bisa berupa kebocoran logam cair yang katastrofik.

Analisis Oli (*Tribology Analysis*) melibatkan pengambilan sampel pelumas secara periodik dan analisis laboratorium atau online untuk mendeteksi partikel logam (wear debris), kontaminan, dan perubahan viskositas yang mengindikasikan keausan komponen atau degradasi pelumas. Teknik ini sangat relevan untuk *gearbox*, *bearing*, dan sistem *hydraulic* dalam industri logam. Analisis spektrometri emisi atom memungkinkan identifikasi dan kuantifikasi elemen logam dari berbagai komponen yang aus, memberikan informasi diagnostik yang sangat spesifik tentang komponen mana yang sedang mengalami degradasi.

Pemantauan Akustik dan Ultrasonik menggunakan sensor akustik untuk mendeteksi gelombang suara atau gelombang tegangan yang dihasilkan oleh fenomena seperti kebocoran, keretakan material, dan discharge elektrostatik. Dalam industri logam, teknologi ini digunakan untuk mendeteksi kebocoran pada sistem bertekanan tinggi, keretakan pada komponen struktural, dan untuk *monitoring* kondisi elektroda pada electric arc furnace.

3.5.3 Keunggulan dan Keterbatasan

Keunggulan *Condition-Based Maintenance*

Keunggulan fundamental CBM adalah eliminasi waste yang melekat dalam PM berbasis waktu: dengan membuat keputusan perawatan berdasarkan kondisi aktual alih-alih jadwal waktu yang sewenang-wenang, CBM memastikan bahwa perawatan dilakukan tepat ketika dibutuhkan tidak lebih awal (menghindari *over-Maintenance*) dan tidak terlambat (menghindari kegagalan tak terduga). Efisiensi penggunaan sumber daya yang dihasilkan dapat sangat signifikan.

Susto *et al*. (2015) sebagaimana dikembangkan lebih lanjut oleh berbagai penelitian berikutnya, menunjukkan bahwa transisi dari PM berbasis waktu ke CBM pada peralatan kritis industri semiconductor manufacturing menghasilkan peningkatan *mean time between Maintenance* (MTBM) sebesar 30-50 persen, yang secara langsung meningkatkan ketersediaan peralatan dan mengurangi gangguan terhadap produksi. Meskipun penelitian ini bukan dari industri logam secara spesifik, prinsip dasarnya berlaku secara universal untuk peralatan berputar dan sistem proses.

Maulana *et al*. (2022) dalam penelitian mereka tentang CBM di pabrik baja Indonesia salah satu studi yang paling relevan secara kontekstual untuk audiens buku ini mendokumentasikan pengurangan biaya perawatan total sebesar 22 persen dan pengurangan unplanned *downtime* sebesar 31 persen dalam dua tahun setelah implementasi sistem CBM berbasis sensor vibrasi dan analisis oli pada peralatan kritis *rolling* mill. Hasil ini dicapai dengan investasi infrastruktur CBM yang dapat diamortisasi dalam kurang dari 18 bulan.

Keterbatasan *Condition-Based Maintenance*

Keterbatasan CBM yang paling signifikan adalah ketergantungannya pada ketersediaan dan keandalan sistem *condition monitoring*. Kualitas keputusan perawatan yang dihasilkan oleh CBM tidak dapat melebihi kualitas data kondisi yang menjadi dasarnya prinsip yang dikenal sebagai 'garbage in, garbage out' dalam konteks sistem berbasis data. Sensor yang tidak dikalibrasi dengan benar, transmisi data yang tidak andal, atau algoritma analisis yang tidak sesuai dengan karakteristik mode kegagalan yang ing*in* dideteksi dapat menghasilkan baik *false positives* maupun *false negatives* yang merusak nilai CBM.

Bousdekis *et al*. (2019) dalam penelitian mereka tentang CBM berbasis Event-driven Proactive Decision yang dipublikasikan di *Journal of Manufacturing Systems* mengidentifikasi bahwa penetapan *threshold* keputusan yang tepat merupakan tantangan teknis yang serius dalam implementasi CBM. *Threshold*yang terlalu konservatif (rendah) akan menghasilkan terlalu banyak false alarms yang mengurangi kepercayaan operator dan menyebabkan unnecessary *Maintenance*; *threshold*yang

terlalu longgar akan melewatkan kegagalan yang sesungguhnya harus dideteksi. Kalibrasi *threshold*yang optimal memerlukan data historis yang cukup dan pemahaman mendalam tentang mekanisme degradasi, yang seringkali tidak tersedia di awal implementasi.

Sela*in* itu, tidak semua mode kegagalan memiliki 'tanda peringatan' yang dapat dideteksi melalui *condition monitoring* sebelum kegagalan aktual terjadi. Kegagalan katastrofik yang tiba-tiba (sudden failures) seperti yang terjadi akibat kelebihan beban impulsif, korosi internal yang tidak dapat diakses oleh sensor permukaan, atau kegagalan akibat cacat material yang tersembunyi mungk*in* tidak dapat dicegah oleh CBM karena tidak ada sinyal degradasi yang dapat dideteksi sebelum kegagalan terjadi. Untuk mode-mode kegagalan ini, PM atau desa*in* redundansi mungk*in* tetap menjadi strategi yang lebih appropriate.

3.5.4 Kondisi Aplikasi Terbaik

CBM memberikan nilai optimal untuk peralatan yang memenuhi tiga kriteria utama: (1) terdapat parameter kondisi yang dapat diukur secara andal yang berkorelasi dengan kondisi degradasi aktual peralatan dan memberikan warning yang cukup sebelum kegagalan; (2) kegagalan peralatan memiliki konsekuensi yang signifikan dalam hal biaya, keselamatan, atau kualitas produk cukup untuk membenarkan investasi dalam infrastruktur *monitoring*; dan (3) variabilitas kondisi operasi cukup tinggi sehingga pendekatan berbasis waktu (PM) tidak efisien.

Dalam industri logam, CBM menemukan aplikasi paling efektif dan well-justified pada: *bearing* kritis *rolling mill* dan *continuous caster* (*monitoring* vibrasi), sistem pending*in* air kritis (*monitoring* suhu, tekanan, dan aliran), *gearbox* dan drive system (*monitoring* vibrasi dan analisis oli), refraktori tungku (*monitoring* termal), dan transformer daya tinggi (*monitoring* gas terlarut dalam minyak trafo/DGA). Untuk semua aplikasi ini, terdapat teknologi *monitoring* yang matang, korelasi yang baik antara parameter kondisi dan degradasi aktual, dan justifikasi ekonomi yang kuat mengingat nilai peralatan yang tinggi.

Dang dan Jia (2022) merekomendasikan pendekatan implementasi CBM yang bertahap (*phased approach*): mulai dengan sistem *monitoring* sederhana dan *threshold*statis pada aset paling kritis, kumpulkan data kondisi dan data kegagalan historis, lalu secara iteratif tingkatkan sophistikasi sistem analitik menuju CBM cerdas berbasis *machine learning* seiring bertambahnya ketersediaan data dan kapabilitas tim teknis. Pendekatan bertahap ini mengurangi risiko implementasi dan memungkinkan pembelajaran organisasional yang berkelanjutan.

3.6 Analisis Perbandingan Kritis Antar Strategi

Pemilihan strategi *Maintenance* yang optimal tidak dapat dilakukan dengan mendeklarasikan satu strategi sebagai 'terbaik' secara universal, karena setiap strategi memiliki profil keunggulan dan keterbatasan yang berbeda dan relevan untuk konteks-konteks yang berbeda. Namun, analisis perbandingan yang sistematis yang mengevaluasi setiap strategi dari berbagai dimensi kritis memberikan kerangka yang diperlukan untuk pengambilan keputusan yang rasional dan berbasis bukti.

3.6.1 Perbandingan Berbasis Dimensi Kinerja

Dari dimensi biaya total, yang mencakup biaya investasi, biaya operasional rutin, dan biaya kegagalan, CM memiliki biaya investasi terendah namun berpotensi menghasilkan biaya kegagalan yang sangat tinggi untuk peralatan kritis. PM memerlukan investasi sedang dalam sistem perencanaan dan stok suku cadang. PdM dan CBM memiliki biaya investasi infrastruktur yang tinggi namun secara konsisten menghasilkan total cost of ownership yang lebih rendah untuk peralatan dengan nilai tinggi dan konsekuensi kegagalan besar.

Dari dimensi keandalan sistem, hierarki yang jelas muncul dari literatur: CM menghasilkan tingkat keandalan terendah karena tidak ada intervensi *preventif* ; PM meningkatkan keandalan secara signifikan khususnya untuk komponen wear-out; sedangkan PdM dan CBM, ketika diimplementasikan dengan baik, secara konsisten menghasilkan

keandalan tertinggi karena memungkinkan intervensi yang tepat waktu dan berbasis kondisi aktual. Huynh *et al*. (2022) dalam meta-analisis mereka terhadap 47 studi implementasi berbagai strategi *Maintenance* menemukan bahwa transisi dari PM ke CBM rata-rata menghasilkan peningkatan MTBF sebesar 15-25 persen, sementara transisi dari CM ke PM menghasilkan peningkatan MTBF yang lebih besar yaitu 30-50 persen.

Dari dimensi *downtime* produksi, CM menghasilkan *downtime* tidak terencana tertinggi dengan durasi yang sulit diprediksi, PM menghasilkan *downtime* terencana yang dapat diantisipasi dalam jadwal produksi, sedangkan PdM dan CBM meminimalkan *downtime* keseluruhan (baik terencana maupun tidak terencana) dengan memungkinkan intervensi yang dijadwalkan tepat sebelum kegagalan.

Dari dimensi kebutuhan data dan teknologi, terdapat gradien yang jelas dari CM (minimal, hanya pencatatan kegagalan) → PM (sedang, CMMS dan data historis) → CBM (tinggi, infrastruktur sensor dan sistem analisis) → PdM (sangat tinggi, IoT, big data, dan algoritma prognostik canggih). Achouch *et al*. (2022) mengidentifikasi bahwa gap terbesar dalam kebutuhan sumber daya terdapat antara PM dan CBM/PdM, menjadikan transisi ini sebagai tantangan terbesar bagi industri logam di negara berkembang yang memiliki keterbatasan infrastruktur digital.

Tabel 3. 1 Perbandingan Komprehensif Empat Strategi Maintenance dalam Konteks Industri Logam

Dimensi Evaluasi	CM	PM	CBM	PdM
Biaya Investasi Awal	Sangat Rendah	Rendah–Sedang	Tinggi	Sangat Tinggi
Biaya Operasional / Kegagalan	Sangat Tinggi (darurat)	Sedang (terjadwal)	Rendah–Sedang	Paling Rendah
Keandalan / MTBF	Paling Rendah	Sedang	Tinggi	Paling Tinggi

Dimensi Evaluasi	CM	PM	CBM	PdM
***Downtime* Tak Terencana**	Maksimum	Rendah	Sangat Rendah	Minimal
Kebutuhan Data / Teknologi	Minimal	Rendah (CMMS)	Tinggi (IoT + Sensor)	Sangat Tinggi (AI + Big Data)
Kompetensi SDM	Rendah	Sedang	Tinggi (analitik)	Sangat Tinggi (*data science*)
Kompleksitas Implementasi	Sangat Sederhana	Sedang	Kompleks	Sangat Kompleks
Aspek Keselamatan Kerja	Risiko Tinggi	Sedang	Baik	Sangat Baik
Keberlanjutan Lingkungan	Paling Rendah	Sedang	Baik	Terbaik
OEE Tipikal yang Dicapai	40–55%	60–75%	75–85%	82–92%
Konteks Ideal (Industri Logam)	Aset non-kritis, redundan, *low-cost*	Aset kritis, *wear-out mode*, jadwal terencana	Aset kritis, degradasi terdeteksi, variasi operasi tinggi	Aset sangat kritis, data tersedia, ROI tinggi

3.6.2 Analisis *Trade-off* dan Keputusan Strategis

Salah satu insight paling penting dari analisis perbandingan ini adalah bahwa tidak ada satupun strategi yang dominan secara universal setiap strategi memiliki *trade-off* yang berbeda antara biaya investasi awal, biaya operasional jangka panjang, risiko kegagalan, dan kebutuhan kapabilitas organisasional. Pemilihan strategi optimal harus selalu dilakukan dalam konteks karakteristik spesifik setiap aset dan kapabilitas spesifik organisasi yang mengimplementasikannya.

Traini *et al*. (2021) menyajikan argumen yang menarik tentang pentingnya mempertimbangkan biaya transisi dalam perbandingan strategi. Transisi dari CM ke PM memerlukan investasi dalam sistem CMMS dan perubahan budaya organisasi yang signifikan namun manageable. Transisi dari PM ke CBM atau PdM memerlukan investasi teknologi yang substansial dan pengembangan kompetensi baru yang memerlukan waktu bertahun-tahun untuk dibangun. Biaya transisi ini harus dimasukkan dalam analisis total cost of ownership ketika mengevaluasi apakah upgrade strategi *Maintenance* dapat dibenarkan secara finansial.

Dari perspektif manajemen risiko, Huynh *et al*. (2022) memperkenalkan konsep *Maintenance strategy* portfolio sebuah pendekatan di mana portofolio strategi yang optimal bagi sebuah fasilitas industri mencakup proporsi yang berbeda dari CM, PM, CBM, dan PdM yang dialokasikan ke berbagai aset berdasarkan analisis risiko dan ekonomi individual. Alih-alih mencari satu strategi yang dominan, pertanyaan yang lebih tepat adalah: untuk setiap aset dalam fasilitas industri logam ini, strategi mana yang menghasilkan nilai risiko-biaya yang paling optimal?

3.6.3 *Framework* Pemilihan Strategi untuk Industri Logam

Berdasarkan sintesis dari berbagai penelitian terkini yang dibahas dalam bab ini, berikut adalah panduan pemilihan strategi yang dapat dioperasionalisasikan untuk industri logam. Langkah pertama adalah evaluasi kritikalitas aset: apakah kegagalan peralatan ini dapat mengakibatkan (a) risiko keselamatan yang serius, (b) kerugian produksi

yang sangat besar, (c) kerusakan lingkungan yang signifikan, atau (d) pelanggaran regulasi? Jika jawaban untuk satu atau lebih dari keempat pertanyaan ini adalah ya, aset diklasifikasikan sebagai kritis dan memerlukan strategi proaktif (PM, CBM, atau PdM).

Langkah kedua, untuk aset kritis, adalah evaluasi *detectability*: apakah terdapat parameter kondisi yang dapat diukur yang berkorelasi dengan degradasi sebelum kegagalan, dan apakah teknologi *monitoring* yang sesuai tersedia dan terjangkau? Jika ya, CBM atau PdM lebih appropriate daripada PM murni. Jika tidak, PM terencana yang optimal adalah pilihan terbaik.

Langkah ketiga adalah evaluasi data *availability*: apakah terdapat atau dapat dikumpulkan data historis kondisi dan kegagalan yang cukup untuk mengembangkan *Model* prediktif yang akurat? Jika ya, PdM yang lebih canggih dapat dipertimbangkan. Jika tidak, mulai dengan CBM dengan *threshold*statis dan kembangkan basis data secara iteratif menuju PdM.

Langkah keempat adalah evaluasi kapabilitas organisasional: apakah terdapat atau dapat dibangun kompetensi teknis dalam data *analytics*, *machine learning*, dan sistem IoT yang diperlukan untuk mengimplementasikan dan memelihara sistem PdM? Jika tidak, CBM yang lebih sederhana memberikan sebagian besar manfaat dengan kompleksitas yang jauh lebih rendah.

Tabel 3. 2 Matriks Keputusan Pemilihan Strategi Maintenance di Industri Logam

Karakteristik Aset	CM	PM	CBM	PdM
Kritikalitas kegagalan	Rendah	Sedang–Tinggi	Tinggi	Sangat Tinggi
***Detectability* degradasi**	Tidak relevan	Tidak diperlukan	Baik	Baik + data historis

Karakteristik Aset	CM	PM	CBM	PdM
Pola kegagalan dominan	Acak / tidak diketahui	Wear-out (β > 1)	Degradasi bertahap	Degradasi terukur + prognostik
Ketersediaan data historis	Tidak diperlukan	MTBF historis	Data sensor	Data sensor + label kegagalan
Kapabilitas organisasi	Minimal	Dasar (CMMS)	Menengah (sensor + analitik)	Tinggi (*data science* + IoT)
Contoh di industri logam	Lampu, pompa sek*under* (redundan)	Komponen elektroda, filter sistem	*Bearing rolling* mill, *gearbox* kritis	Motor penggerak utama, transformer daya

3.7 Strategi *Hybrid* dan Integrasi dalam Industri Logam

Dalam praktik industri logam yang sesungguhnya, pendekatan terbaik jarang berupa penerapan satu strategi tunggal secara eksklusif. Sebuah fasilitas produksi logam yang kompleks seperti pabrik baja terpadu yang memiliki ribuan komponen individual memerlukan pendekatan portfolio yang mengintegrasikan berbagai strategi secara sinergis, dengan setiap strategi diterapkan pada kelompok aset yang paling sesuai dengan karakteristiknya.

Çınar *et al*. (2020) mendeskripsikan konsep *Hybrid Maintenance Strategy* (HMS) sebagai pendekatan di mana PM menjadi baseline untuk semua aset kritis, CBM ditambahkan untuk aset yang memiliki *detectability* degradasi yang baik dan dapat membenarkan investasi sensor, dan PdM diimplementasikan pada subset aset paling kritis yang memiliki data historis yang cukup dan tim analitik yang kompeten untuk

mengembangkan *Model* prediktif yang akurat. Implementasi HMS ini memungkinkan optimasi portfolio-level yang memaksimalkan keandalan keseluruhan dengan anggaran *Maintenance* yang tersedia.

Konsep penting lainnya adalah integrasi antara strategi *Maintenance* dengan desa*in* proses dan rekayasa keandalan (*Reliability Engineering*). Cho *et al*. (2021) berargumen bahwa *Maintenance strategy* yang optimal tidak dapat sepenuhnya mengatasi kelemahan desa*in* yang fundamental peralatan dengan *desain* yang buruk dari perspektif *maintainability* tidak akan mencapai keandalan tinggi bahkan dengan strategi PdM yang paling *sophisticated* sekalipun. Oleh karena itu, pertimbangan *Maintenance* harus terintegrasi sejak fase desa*in* dan pengadaan peralatan, sebagaimana ditekankan dalam pilar Early Equipment Management dalam *Framework* TPM.

Rodriguez-Mart*in et al*. (2021) menunjukkan bahwa implementasi *Maintenance* 4.0 yang mengintegrasikan PdM dengan *digital twin*, augmented reality untuk panduan perbaikan, automated work order generation, dan integrasi dengan sistem ERP dalam konteks industri baja menghasilkan peningkatan kinerja *Maintenance* yang melampaui apa yang dapat dicapai oleh implementasi PdM konvensional, karena *digital twin* memungkinkan simulasi skenario kegagalan dan optimasi strategi perawatan secara proaktif.

REFERENSI

Achouch, M., Dimitrova, M., Ziane, K., Sattarpanah Karganroudi, S., Dhouib, R., Ibrahim, H., & Adda, M. (2022). On *Predictive Maintenance* in industry 4.0: *Over*view, *Model*s, and challenges. Applied Sciences, 12(16), 8081. https://doi.org/10.3390/app12168081

Berita, B., Gerstlberger, W., & Knudsen, M. P. (2021). Drivers and effects of digitalisation on industrial firms: Evidence from Danish manufacturing firms. Journal of Manufacturing Technology Management, 32(1), 1–24. https://doi.org/10.1108/JMTM-09-2019-0325

Bi, Z., & Wang, G. (2020). Advances in 3D data acquisition and processing for industrial applications. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 29(2), 477–490. https://doi.org/10.1016/j.rcim.2012.08.006

Bousdekis, A., Lepenioti, K., Apostolou, D., & Mentzas, G. (2019). A *review* of data-driven decision-making methods for industry 4.0 *Maintenance* applications. Electronics, 10(7), 828. https://doi.org/10.3390/electronics10070828

Cahyo, W. N., Wibisono, A., & Ridwan, A. (2022). Optimasi strategi pemeliharaan pada sistem produksi manufaktur logam menggunakan pendekatan RCM dan risk matrix. Jurnal Rekayasa Industri, 8(2), 45–62.

Cho, S., Bae, H., & Jun, C. H. (2021). Feature extraction and performance prediction of injection moulding for *machine learning*-based predictive *Maintenance*. Journal of Intelligent Manufacturing, 32(6), 1689–1703. https://doi.org/10.1007/s10845-020-01576-x

Çınar, Z. M., Abdussalam Nuhu, A., Zeeshan, Q., Korhan, O., Asmael, M., & Safaei, B. (2020). *Machine learning* in *Predictive Maintenance* towards sustainable smart manufacturing in industry 4.0. Sustainability, 12(19), 8211. https://doi.org/10.3390/su12198211

Dang, W., & Jia, L. (2022). *Condition-Based Maintenance Optimization* for multi-component system with degradation interactions and *economic dependence*. *Reliability engineering* and System Safety, 224, 108506. https://doi.org/10.1016/j.ress.2022.108506

Huynh, K. T., Castro, I. T., Barros, A., & Bérenguer, C. (2022). Analytical approach to dynamical opportunistic *Maintenance* of series parallel systems with degradation interaction. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O: Journal of Risk and *Reliability*, 236(1), 35–51. https://doi.org/10.1177/1748006X21989853

Jahnke, P., Baum, B., & Stettner, L. (2022). Data-driven *Predictive Maintenance* scheduling policies for railways. Transportation Science, 56(2), 560–582. https://doi.org/10.1287/trsc.2021.1084

Maulana, A., Pratama, B., & Rahayu, S. (2022). Implementasi *Condition-Based Maintenance* pada *rolling mill* menggunakan analisis vibrasi dan *machine learning*. Jurnal Teknologi Industri, 14(1), 33–47.

Molęda, M., Małysiak-Mrozek, B., Ding, W., Sunderam, V., & Mrozek, D. (2023). From corrective to *Predictive Maintenance* — A *review* of *Maintenance* approaches for the power industry. Sensors, 23(13), 5970. https://doi.org/10.3390/s23135970

Paolanti, M., Romeo, L., Felicetti, A., Mancini, A., Frontoni, E., & Loncarski, J. (2018). *Machine learning* approach for *Predictive Maintenance* in industry 4.0. 2018 14th IEEE/ASME International Conference on Mechatronic and Embedded Systems and Applications (MESA), 1–6. https://doi.org/10.1109/MESA.2018.8449150

Rodriguez-Martin, M., Cendrero-Mateo, M. P., Jimenez-Arenas, S., & Sanchez-Aparicio, L. J. (2021). Digitalization of *Maintenance* management for the steel industry. International Journal of Computer Integrated Manufacturing, 34(9), 911–924. https://doi.org/10.1080/0951192X.2021.1963436

Ruschel, E., Santos, E. A. P., & Loures, E. D. F. R. (2017). Industrial *Maintenance* decision-making: A systematic literature *review*. Journal of Manufacturing Systems, 45, 180–194. https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2017.09.003

Sahal, R., Breslin, J. G., & Ali, M. I. (2020). Big data and stream processing platforms for industry 4.0 requirements mapping for a *Predictive Maintenance* use case. Journal of Manufacturing Systems, 54, 138–151. https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2019.11.004

Susto, G. A., Schirru, A., Pampuri, S., McLoone, S., & Beghi, A. (2015). *Machine learning* for predictive *Maintenance*: A *multiple* classifier approach. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 11(3), 812–820. https://doi.org/10.1109/TII.2014.2349359

Tao, F., Qi, Q., Liu, A., & Kusiak, A. (2018). Data-driven smart manufacturing. Journal of Manufacturing Systems, 48, 157–169. https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2018.01.006

Traini, E., Bruno, G., D'Antonio, G., & Lombardi, F. (2021). *Machine learning Framework* for *Predictive Maintenance* in milling. IFAC-PapersOnLine, 52(13), 177–182. https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2019.11.172

Zenisek, J., Holzinger, F., & Affenzeller, M. (2019). *Machine learning* based concept drift detection for predictive *Maintenance*. *Computers* and Industrial Engineering, 137, 106031. https://doi.org/10.1016/j.cie.2019.106031

— akhir Bab III—

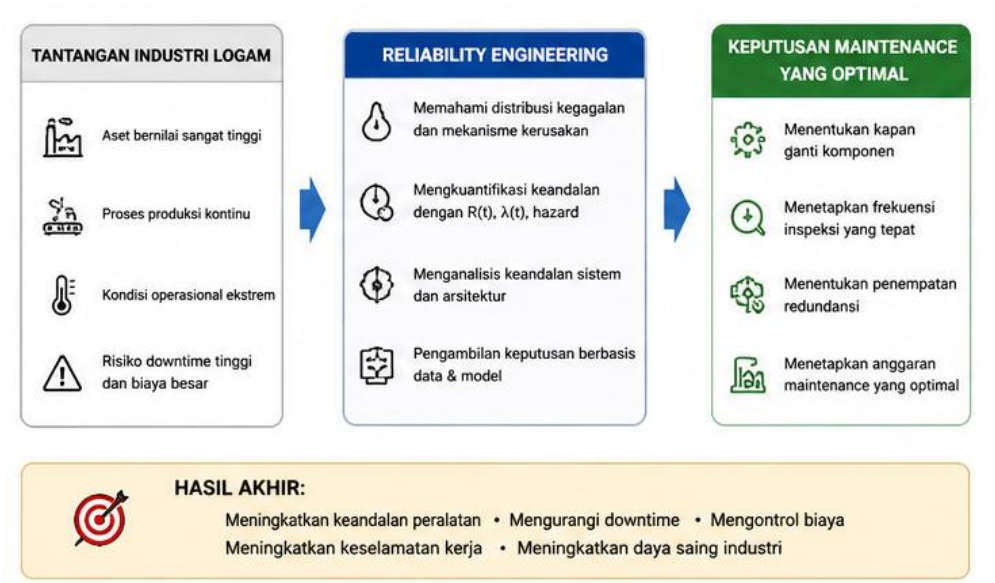
BAB IV

RELIABILITY ENGINEERING DALAM *MAINTENANCE*

4.1 Mengapa *Reliability engineering* Penting bagi Industri Logam

Reliability engineering atau rekayasa keandalan merupakan disiplin ilmu yang mempelajari kemampuan suatu sistem, komponen, atau peralatan untuk melaksanakan fungsi yang dipersyaratkan di bawah kondisi yang ditentukan selama periode waktu tertentu. Dalam konteks industri logam yang dicirikan oleh aset bernilai sangat tinggi, proses produksi kontinu, dan lingkungan operasional yang ekstrem, pemahaman mendalam tentang prinsip-prinsip *reliability engineering* bukan sekadar akademis ia merupakan fondasi ilmiah yang tak tergantikan bagi setiap keputusan *Maintenance* yang rasional dan berbasis bukti.

Tanpa pemahaman yang kokoh tentang bagaimana dan mengapa peralatan mengalami kegagalan baik secara deterministik maupun probabilistik perancangan program *Maintenance* akan selalu mengandung unsur tebakan yang berbiaya tinggi. Sebaliknya, ketika manajer *Maintenance* dan insinyur keandalan di industri logam memiliki pemahaman yang kuat tentang distribusi kegagalan, fungsi *hazard,* dan arsitektur keandalan sistem, mereka dapat membuat keputusan yang secara kuantitatif optimal: kapan mengganti komponen, seberapa sering melakukan inspeksi, di mana menempatkan redundansi, dan berapa anggaran *Maintenance* yang secara ekonomis terjustifikasi.



Gambar 4. 1 Posisi *Reliability engineering* Sebagai Dasar Perencanaan Maintenance Yang Optimal

Gambar 4.1 menunjukkan bahwa *reliability engineering* berperan sebagai dasar ilmiah dalam pengambilan keputusan *Maintenance* di industri logam. Dimulai dari tantangan industri seperti biaya tinggi dan risiko *downtime*, kemudian dianalisis menggunakan konsep keandalan (*reliability, failure rate*, dan sistem), sehingga menghasilkan keputusan *Maintenance* yang lebih optimal seperti penentuan waktu penggantian, inspeksi, dan alokasi anggaran. Intinya, gambar ini menegaskan bahwa pendekatan berbasis data mampu meningkatkan keandalan sekaligus menekan biaya

Bab ini membangun jembatan antara teori keandalan yang bersifat matematis dengan aplikasi praktis dalam perencanaan *Maintenance* di industri logam. Dimulai dari definisi dan konsep fundamental, dilanjutkan dengan pembahasan mendalam tentang distribusi kegagalan yang paling relevan, analisis keandalan sistem, dan diakhiri dengan sintesis hubungan antara *reliability engineering* dengan perencanaan *Maintenance* yang optimal. Seluruh pembahasan didukung oleh literatur jurnal-jurnal

bereputasi terkini dan diilustrasikan dengan contoh aplikasi nyata dari industri logam.

4.2 Konsep Fundamental *Reliability*, Failure Rate, dan Hazard *Function*

4.2.1 Definisi *Reliability* (Keandalan)

Keandalan *(reliability)* didefinisikan secara formal sebagai probabilitas bahwa suatu item akan melaksanakan fungsi yang dipersyaratkan di bawah kondisi yang dinyatakan selama interval waktu yang ditetapkan. Definisi ini mengandung empat elemen kritis yang harus diartikulasikan dengan jelas dalam setiap analisis keandalan. Pertama, fungsi yang dipersyaratkan yaitu standar kinerja spesifik yang harus dipenuhi; kedua, kondisi yang dinyatakan yang mencakup kondisi lingkungan, beban operasional, dan kondisi penggunaan; ketiga, interval waktu yang ditetapkan karena keandalan merupakan fungsi waktu; dan keempat, probabilitas yang mengakui sifat stokastik dari kegagalan.

Secara matematis, *reliability* R(t) didefinisikan sebagai probabilitas bahwa waktu kegagalan T (*random variable*) melebihi waktu operasi t yang ditentukan:

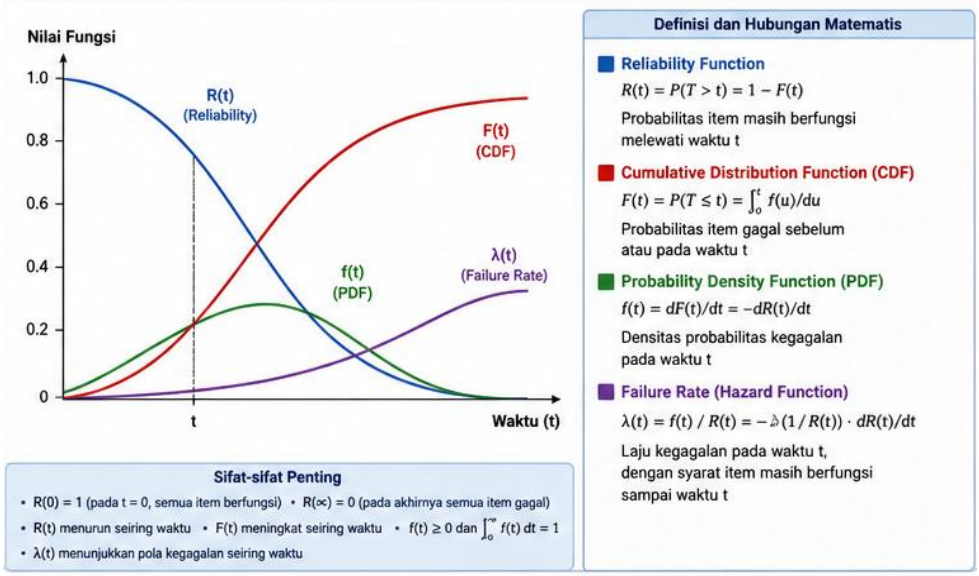
$$R(t) = P(T > t) = 1 - F(t) \quad \text{... (4.1)}$$

Di mana F(t) adalah *Cumulative Distribution Function* (CDF) dari waktu kegagalan, yang merepresentasikan probabilitas kegagalan sebelum atau pada waktu t. Fungsi keandalan R(t) memiliki sifat-sifat berikut: R (0) = 1 (peralatan pasti berfungsi pada saat t = 0), R (∞) = 0 (semua peralatan pada akhirnya akan gagal), dan R(t) adalah fungsi *non-increasing* yang *monotonically decreasing* seiring waktu.

Interpretasi praktis dari R(t) untuk aplikasi industri logam dapat diilustrasikan sebagai berikut: jika sebuah *bearing rolling mill* memiliki R (8760) = 0,92, ini berarti bahwa 92 persen dari *bearing* dengan spesifikasi identik yang beroperasi di bawah kondisi yang ditetapkan akan mampu bertahan selama satu tahun penuh (8.760 jam) tanpa mengalami kegagalan. Implikasinya bagi *Maintenance planning* adalah bahwa 8

persen *bearing* tersebut diperkirakan akan gagal dalam tahun pertama informasi yang kritis untuk perencanaan stok suku cadang dan jadwal inspeksi.

Khalil *et al*. (2019) dalam penelitian mereka tentang estimasi keandalan komponen industri yang dipublikasikan di *Reliability engineering and System Safety* menegaskan bahwa akurasi perkiraan R(t) sangat bergantung pada kualitas dan representativitas data kegagalan historis yang digunakan untuk menyesuaikan *(fitting)* distribusi probabilitas. Dalam industri logam di mana kondisi operasional dapat bervariasi secara signifikan antara fasilitas yang berbeda, penting untuk menggunakan data kegagalan yang dikumpulkan dari kondisi operasi yang sesuai dengan konteks spesifik aplikasi.



Gambar 4. 2 Hubungan Fungsi kehandalan

Gambar 4.2 menggambarkan hubungan matematis antara fungsi-fungsi utama dalam keandalan, yaitu R(t), F(t), f(t), dan λ(t). Kurva menunjukkan bahwa seiring waktu, probabilitas bertahan (R(t)) menurun, sementara probabilitas kegagalan (F(t)) meningkat. Fungsi ini menjadi dasar dalam memahami kapan dan bagaimana kegagalan terjadi, sehingga sangat penting untuk analisis dan prediksi perilaku komponen dalam *Maintenance.*

4.2.2 Fungsi Kepadatan Probabilitas Kegagalan (PDF)

Fungsi Kepadatan Probabilitas (*Probability Density Function* / PDF) kegagalan, f(t), merepresentasikan densitas probabilitas kegagalan terjadi pada waktu t. PDF diperoleh dari turunan pertama CDF:

$$f(t) = dF(t)/dt = -dR(t)/dt \quad \text{... (4.2)}$$

Hubungan antara PDF, CDF, dan fungsi keandalan dapat dinyatakan dalam bentuk integral:

$$F(t) = \int_0^t f(u)\,du \quad dan \quad R(t) = \int_t^{\infty} f(u)\,du \quad \text{... (4.3)}$$

PDF memiliki interpretasi langsung yang intuitif: f(t)·dt merepresentasikan probabilitas bahwa kegagalan terjadi dalam interval waktu yang sangat kecil (t, t+dt). Bentuk kurva f(t) memberikan informasi tentang karakteristik temporal distribusi kegagalan apakah kegagalan cenderung terjadi lebih awal, merata sepanjang waktu, atau terkonsentrasi pada usia tertentu. Pemahaman tentang bentuk PDF kegagalan ini secara langsung menginformasikan strategi *Maintenance* yang paling *appropriate.*

4.2.3 *Failure rate* (Laju Kegagalan)

Failure rate atau laju kegagalan, λ (t), merupakan salah satu konsep paling fundamental dan paling sering digunakan dalam *reliability engineering* dan *Maintenance planning*. *Failure rate* didefinisikan sebagai tingkat kegagalan yang dikondisikan pada survival hingga waktu t yaitu, probabilitas kegagalan per unit waktu, diberikan bahwa item masih berfungsi sampai waktu t:

$$\lambda(t) = f(t) / R(t) = -[1/R(t)] \cdot dR(t)/dt \quad \text{... (4.4)}$$

Persamaan (4.4) mengungkapkan hubungan yang sangat penting: *failure rate* bukan sekadar probabilitas kegagalan per unit waktu secara absolut, melainkan probabilitas kegagalan per unit waktu yang dikondisikan pada fakta bahwa item masih berfungsi. Hal ini menjadikan *failure rate* sebagai ukuran yang paling relevan untuk pengambilan keputusan *Maintenance*, karena *Maintenance* hanya relevan untuk peralatan yang masih beroperasi.

Hubungan antara *failure rate* dan fungsi keandalan dapat dinyatakan dalam bentuk integral:

$$R(t) = exp(-\int_0^t \lambda(u)\, du) \qquad \ldots (4.5)$$

Persamaan ini menunjukkan bahwa jika pola *failure rate* λ (t) diketahui seluruhnya, fungsi keandalan R(t) dapat dihitung sepenuhnya. Sebaliknya, dari data kegagalan empiris yang digunakan untuk mengestimasi R(t), profil *failure rate* λ(t) dapat diturunkan memberikan wawasan yang sangat berharga tentang mekanisme dan pola degradasi dominan.

4.2.4 *Hazard function* dan *Kurva Bathtub*

Hazard function h (t) secara matematis identik dengan *failure rate* λ (t) dalam konteks analisis keandalan. Dalam literatur *reliability engineering*, istilah *Hazard function* lebih sering digunakan dalam konteks *survival analysis* (terutama dalam biostatistik dan analisis data tersensor), sementara *failure rate* lebih umum dalam konteks *reliability engineering* industri. Namun, kedua istilah ini merujuk pada kuantitas matematika yang sama dan dapat digunakan secara bergantian.

Konsep paling penting yang diperoleh dari analisis *Hazard function* dalam konteks *Maintenance* adalah kurva *bathtub (bathtub curve*), yang menggambarkan pola *failure rate* tipikal yang diamati pada banyak sistem teknik sepanjang siklus hidupnya. Kurva *bathtub* membagi siklus hidup peralatan ke dalam tiga fase yang memiliki karakteristik kegagalan dan implikasi *Maintenance* yang sangat berbeda.

Fase pertama adalah *Infant Mortality Period* atau *Early Failure Period*, di mana *failure rate* menurun seiring waktu ($\lambda'(t) < 0$, atau dalam terminologi distribusi Weibull: $\beta < 1$). Kegagalan dalam fase ini umumnya disebabkan oleh cacat manufaktur tersembunyi, kesalahan instalasi, material yang tidak sesuai spesifikasi, atau komponen yang cacat. Implikasi *Maintenance* dari fase ini adalah pentingnya *burn-in testing* sebelum peralatan dioperasikan secara penuh, dan inspeksi intensif segera setelah instalasi atau penggantian komponen baru.

Fase kedua adalah *Useful Life Period* atau *Normal Operating Period*, di mana *failure rate* relatif konstan ($\lambda'(t) \approx 0$, atau $\beta \approx 1$). Kegagalan dalam fase ini bersifat acak tidak berkorelasi dengan usia dan tidak dapat dicegah oleh penggantian *preventif* berbasis waktu. Implikasi *Maintenance* yang kritis adalah bahwa PM berbasis waktu tidak efektif dalam fase ini; strategi yang lebih *appropriate* adalah CBM atau redundansi desain untuk peralatan kritis.

Fase ketiga adalah *Wear-out Period* atau *End-of-Life Period*, di mana *failure rate* meningkat seiring waktu ($\lambda'(t) > 0$, atau $\beta > 1$). Kegagalan dalam fase ini disebabkan oleh mekanisme degradasi kumulatif seperti kelelahan material, keausan, korosi, dan *creep*. PM berbasis waktu sangat efektif dalam fase ini penggantian *preventif* sebelum peralatan memasuki zona *wear-out* yang kritis dapat secara signifikan mengurangi frekuensi kegagalan.

Tsarouhas (2019) dalam penelitian empirisnya tentang analisis kegagalan pada sistem produksi makanan yang dipublikasikan di *Reliability engineering and System Safety* mengidentifikasi bahwa pemahaman tentang *fase bathtub* mana yang sedang dialami oleh setiap komponen merupakan prasyarat yang tidak dapat dinegosiasikan untuk perancangan strategi *Maintenance* yang efektif dan efisien.

4.3 *Mean Time to Failure*, *Mean Time Between Failures*, dan *Mean Residual Life*

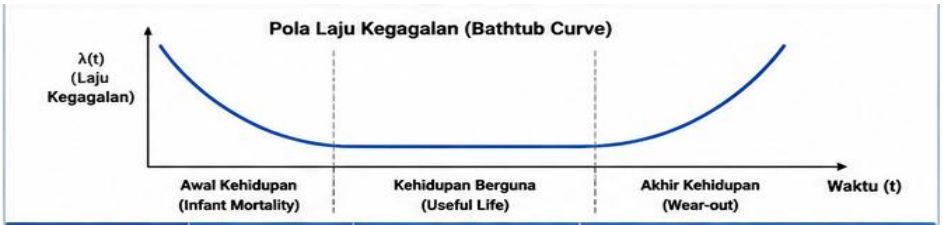
4.3.1 *Mean Time to Failure* (MTTF)

Mean Time to Failure (MTTF) adalah nilai harapan (*expected value*) dari waktu kegagalan T untuk komponen atau sistem yang tidak dapat diperbaiki (*non-repairable*). MTTF dihitung sebagai integral dari fungsi keandalan:

$$MTTF = E[T] = \int_0^{\infty} R(t)\, dt = \int_0^{\infty} t \cdot f(t)\, dt \qquad \text{... (4.6)}$$

Hasil integral ini — yang menunjukkan bahwa MTTF dapat dihitung langsung dari fungsi keandalan R(t) tanpa harus menghitung E[T] secara eksplisit merupakan salah satu hasil matematika yang paling

elegan dan paling berguna dalam *reliability engineering*. Untuk komponen yang mengikuti distribusi eksponensial dengan *failure rate* konstan λ, MTTF = 1/λ.



Tahap	Karakteristik	Penyebab Umum	Strategi Maintenance yang Tepat
1. Awal Kehidupan (Infant Mortality)	λ(t) tinggi turun dengan cepat	Cacat manufaktur, kesalahan pemasangan, material defect	– Screening/ burn-in test – Perbaikan kualitas & instalasi – Monitoring ketat di awal operasi
2. Kehidupan Berguna (Useful Life)	λ(t) rendah dan relatif konstan	Kegagalan acak, faktor lingkungan, beban acak	– Preventive maintenance terjadwal – Condition monitoring – Deteksi dini & koreksi
3. Akhir Kehidupan (Wear-out)	λ(t) meningkat drastis	Keausan, fatigue, korosi, degradasi material	– Penggantian berbasis umur (age-based) – Overhaul / refurbishment – Redesign atau upgrade

Memahami pola λ(t) membantu menentukan kapan melakukan intervensi maintenance yang paling efektif dan ekonomis sepanjang siklus hidup peralatan.

Gambar 4. 3 Laju Kegagalan Dan Aplikasi Terhadap Strategi Maintenance

Gambar 4.3 menjelaskan pola laju kegagalan yang dikenal sebagai *bathtub curve*, yang terdiri dari tiga fase: kegagalan awal (*infant mortality*), masa operasi normal (*useful life*), dan akhir umur (*wear-out*). Setiap fase memiliki karakteristik kegagalan dan strategi *Maintenance* yang berbeda, seperti inspeksi awal, *preventive Maintenance*, hingga penggantian berbasis umur. Gambar ini membantu menentukan strategi *Maintenance* yang paling efektif sepanjang siklus hidup peralatan.

4.3.2 *Mean Time Between Failures* (MTBF)

Mean Time Between Failures (MTBF) adalah konsep yang relevan untuk komponen atau sistem yang dapat diperbaiki (*repairable*), di mana setelah kegagalan terjadi, item diperbaiki dan dikembalikan ke kondisi operasional. MTBF merepresentasikan rata-rata waktu operasi antara dua kegagalan berturut-turut dalam siklus operasi yang panjang:

$$MTBF = MTTF + MTTR \quad \text{... (4.7)}$$

Di mana MTTR adalah *Mean Time To Repair* rata-rata waktu yang diperlukan untuk memulihkan sistem dari kondisi gagal ke kondisi operasional. Dalam kasus di mana MTTR sangat kecil dibandingkan MTTF (yaitu perbaikan dilakukan jauh lebih cepat dari interval kegagalan), MTBF ≈ MTTF dalam praktik.

Penting untuk memahami perbedaan konseptual antara MTTF dan MTBF: MTTF adalah properti inheren komponen (berapa lama ia dapat bertahan sebelum gagal pertama kali), sementara MTBF mencerminkan kinerja sistem perawatan secara keseluruhan (berapa lama interval antara kegagalan dalam operasional aktual yang mencakup siklus kegagalan-perbaikan-kegagalan).

4.3.3 Mean Residual Life (MRL)

Mean Residual Life (MRL), juga dikenal sebagai *Mean Remaining Life*, adalah konsep yang sangat relevan dalam perencanaan *Maintenance* untuk komponen yang sudah beroperasi selama waktu t dan belum mengalami kegagalan. MRL merupakan nilai harapan dari sisa umur komponen, dikondisikan pada fakta bahwa komponen masih berfungsi pada waktu t:

$$MRL(t) = E[T - t \mid T > t] = (1/R(t)) \cdot \int_t^{\infty} R(u)\, du \quad \text{... (4.8)}$$

MRL memiliki aplikasi langsung yang sangat praktis dalam pengambilan keputusan penggantian komponen. Dalam konteks CBM dan PdM, MRL merupakan kuantitas kunci yang diestimasi oleh *Model* prognostik: 'Berapa lama lagi komponen ini dapat beroperasi sebelum kegagalan yang diperkirakan terjadi?' Estimasi MRL yang akurat memungkinkan perencanaan penggantian yang tepat waktu cukup dekat dengan kegagalan untuk memaksimalkan penggunaan komponen, namun cukup jauh untuk memungkinkan perencanaan dan persiapan yang memadai.

Kang dan Gupta (2017) mengembangkan *Framework* estimasi MRL adaptif untuk komponen dalam sistem kontinyu yang dipublikasikan di IEEE *Transactions on Reliability*, dan menunjukkan bahwa estimasi MRL

berbasis *Model* Weibull yang diperbarui secara Bayesian dengan data kondisi *real-time* menghasilkan akurasi prediksi yang secara signifikan lebih tinggi dibandingkan estimasi MRL statis yang hanya menggunakan data historis populasi.

4.4 Distribusi Kegagalan *Weibull*, Eksponensial, dan Distribusi Lainnya

Pe*Model*an distribusi kegagalan merupakan jantung dari analisis kuantitatif *reliability engineering*. Dengan memilih dan menyesuaikan *(fitting)* distribusi probabilitas yang tepat pada data kegagalan empiris, insinyur keandalan dapat: mengekstrapolasi perilaku kegagalan ke zona yang belum terexplore secara empiris, mengkarakterisasi mekanisme degradasi dominan melalui parameter distribusi, dan menghitung secara akurat berbagai kuantitas *reliability* (R(t), MTTF, persentil kegagalan) yang diperlukan untuk perencanaan *Maintenance* yang optimal.

4.4.1 Distribusi *Weibull* Distribusi *Universal* Keandalan

Distribusi *Weibull*, yang dikembangkan oleh insinyur dan matematikawan Swedia Waloddi Weibull pada tahun 1951, adalah distribusi probabilitas yang paling *versatile* dan paling luas digunakan dalam *reliability engineering*. Keunggulan utama distribusi *Weibull* adalah fleksibilitasnya: dengan hanya dua atau tiga parameter, distribusi ini mampu me*Model*kan hampir semua pola kegagalan yang diamati dalam praktik teknik dari kegagalan awal (*infant mortality*) hingga kegagalan acak (*random failures*) dan kegagalan aus (*wear-out failures*).

Distribusi *Weibull* dua parameter memiliki fungsi kepadatan probabilitas (PDF), fungsi distribusi kumulatif (CDF), dan fungsi keandalan sebagai berikut:

$$f(t;\beta,\eta) = (\beta/\eta)\cdot(t/\eta)^{(\beta-1)}\cdot\exp[-(t/\eta)^{\beta}] \quad \text{... (4.9)}$$

$$F(t;\beta,\eta) = 1-\exp[-(t/\eta)^{\beta}] \quad \text{... (4.10)}$$

$$R(t;\beta,\eta) = \exp[-(t/\eta)^{\beta}] \quad \text{... (4.11)}$$

Di mana β adalah shape parameter (parameter bentuk) dan η adalah *scale* parameter (parameter skala, sering disebut *characteristic life* atau eta). Parameter β merupakan kunci diagnostik yang paling berharga dari distribusi Weibull, karena nilainya secara langsung mengindikasikan mekanisme kegagalan dominan:

Ketika β < 1: *Failure rate* menurun seiring waktu *(Hazard function decreasing*). Ini mengindikasikan fase *infant mortality* dengan dominasi kegagalan acak dini. Dalam industri logam, nilai β < 1 sering dijumpai pada komponen elektronik, seal, dan O-ring yang baru dipasang. Implikasi *Maintenance*: burn-in testing dan inspeksi intensif pasca-instalasi lebih efektif daripada penggantian *preventif* berbasis waktu.

Ketika β = 1: Distribusi *Weibull* menjadi distribusi eksponensial dengan *failure rate* konstan λ = 1/η. Ini mengindikasikan fase *useful life* dengan kegagalan yang benar-benar acak tidak berkorelasi dengan usia komponen. Nilai β ≈ 1 sering dijumpai pada sistem elektronik kompleks, komponen hidrolik, dan peralatan listrik dalam kondisi operasi normal. Implikasi *Maintenance*: PM berbasis waktu tidak memberikan manfaat keandalan; strategi yang lebih efektif adalah redundansi dan CBM.

Ketika β > 1: *Failure rate* meningkat seiring waktu (*Hazard function increasing*). Ini mengindikasikan fase *wear-out* dengan mekanisme degradasi kumulatif. Nilai β antara 2 dan 4 sering dijumpai pada komponen mekanik dengan kegagalan kelelahan (*fatigue)*. Nilai β antara 1 dan 2 mengindikasikan awal *wear-out*. Nilai β > 4 mengindikasikan kegagalan yang sangat terfokus di sekitar umur rata-rata. Dalam industri logam, komponen seperti *bearing rolling mill*, *roll* kerja, elektroda EAF, dan refraktori umumnya menunjukkan β > 1.

Failure rate dari distribusi Weibull adalah:

$$\lambda(t; \beta, \eta) = (\beta/\eta) \cdot (t/\eta)^{(\beta-1)} \quad \text{... (4.12)}$$

MTTF untuk distribusi Weibull melibatkan fungsi Gamma:

$$MTTF = \eta \cdot \Gamma(1 + 1/\beta) \quad \text{... (4.13)}$$

Di mana Γ(·) adalah fungsi Gamma Euler. Untuk nilai β = 1 (eksponensial): MTTF = η = 1/λ. Untuk β = 2 (distribusi Rayleigh): MTTF = η · Γ(1.5) = η · √π/2 ≈ 0.886η. Untuk β = 3.5: MTTF ≈ 0.900η, mendekati distribusi normal.

Distribusi Weibull tiga parameter menambahkan *location* parameter γ (juga disebut *minimum life* atau *failure-free period*):

$$R(t; \beta, \eta, \gamma) = exp[-((t-\gamma)/\eta)^\beta], \quad t \geq \gamma \qquad \text{... (4.14)}$$

Parameter γ merepresentasikan periode di mana kegagalan tidak mungkin terjadi — sangat relevan untuk komponen yang memiliki umur desain minimum yang dijamin, seperti *refraktori blast furnace* yang tidak mungkin gagal dalam waktu kurang dari beberapa minggu setelah *relining.*

Zio (2022) dalam kontribusinya tentang metode statistik dalam *reliability engineering* menekankan bahwa estimasi parameter Weibull dari data empiris merupakan langkah yang sangat kritis dan harus dilakukan dengan metode yang tepat *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) atau *Least Squares Estimation* (LSE) pada Weibull *probability paper* untuk menghasilkan parameter yang akurat dan dapat dipercaya sebagai dasar keputusan *Maintenance.*

4.4.2 Teknik Analisis Weibull: *Weibull Plot*

Weibull plot adalah alat visualisasi yang sangat powerful untuk menganalisis data kegagalan dan memverifikasi apakah distribusi *Weibull* merupakan *Model* yang tepat. Dengan melakukan transformasi ganda logaritmik terhadap persamaan CDF *Weibull:*

$$ln[-ln(1-F(t))] = \beta \cdot ln(t) - \beta \cdot ln(\eta) \qquad \text{... (4.15)}$$

Jika distribusi *Weibull* adalah *Model* yang tepat, *plot ln*[-ln(1-F(t))] *versus ln*(t) akan menghasilkan garis lurus, di mana kemiringan (*slope*) garis tersebut adalah nilai β dan intersep dengan sumbu *horizontal* memberikan estimasi η. Penyimpangan dari linearitas *pada Weibull plot* mengindikasikan bahwa distribusi *Weibull* dua parameter mungkin tidak sesuai, dan *Model* yang lebih kompleks (misalnya distribusi *Weibull* tiga

parameter, distribusi campuran, atau distribusi lain) mungkin lebih *appropriate*.

Dalam praktik industri logam *modern*, analisis *Weibull* dilakukan menggunakan perangkat lunak statistik seperti *Minitab, Reliasoft Weibull++*, atau *library Python* seperti *reliability* dan *scipy.stats*. Automatisasi analisis ini memungkinkan pengelolaan basis data kegagalan yang besar dan pembaruan parameter distribusi secara periodik seiring bertambahnya data historis pendekatan yang sangat disarankan oleh Zhu *et al*. (2020) dalam kerangka data-*driven Maintenance* mereka.

4.4.3 Distribusi Eksponensial

Distribusi eksponensial merupakan kasus khusus distribusi *Weibull* dengan $\beta = 1$, dan merupakan distribusi yang paling sederhana namun juga paling fundamental dalam *reliability engineering*. Karakteristik uniknya *failure rate* konstan λ yang tidak bergantung pada waktu menjadikannya *Model* yang tepat untuk komponen dalam fase *useful life bathtub curve*.

$$R(t) = \exp(-\lambda t);\ f(t) = \lambda \cdot \exp(-\lambda t);\ \lambda(t) = \lambda \text{ (konstan)} \quad \text{... (4.16)}$$

MTTF = $1/\lambda$, dan distribusi eksponensial memiliki sifat *memoryless* yang unik: probabilitas bertahan selama waktu tambahan Δt tidak bergantung pada berapa lama komponen telah beroperasi sebelumnya. Secara matematis: $P(T > t+s \mid T > t) = P(T > s)$. Sifat ini memiliki implikasi *Maintenance* yang penting: untuk komponen yang mengikuti distribusi eksponensial, penggantian *preventif* berbasis waktu (PM) tidak memberikan manfaat keandalan apapun komponen baru yang dipasang tidak 'lebih andal' daripada komponen lama yang masih berfungsi.

Dalam industri logam, distribusi eksponensial paling sesuai untuk me*Model*kan kegagalan sistem elektronik kontrol yang kompleks, kegagalan *software* PLC dan DCS, dan beberapa kategori kegagalan peralatan listrik akibat tegangan lebih atau gangguan eksternal yang bersifat acak.

4.4.4 Distribusi Normal dan Lognormal

Distribusi normal *(Gaussian)* muncul dalam analisis keandalan terutama ketika mekanisme kegagalan melibatkan akumulasi dari banyak faktor kecil yang independen — sesuai dengan *Central Limit Theorem*. Distribusi normal sering digunakan untuk me*Model*kan kegagalan yang disebabkan oleh keausan yang sangat regular dan dapat diprediksi, di mana waktu kegagalan terkonsentrasi di sekitar nilai rata-rata μ dengan variabilitas yang relatif kecil (σ kecil).

Distribusi lognormal, di mana ln(T) terdistribusi normal, sangat umum digunakan dalam *reliability engineering* untuk kegagalan yang melibatkan proses degradasi yang bersifat multiplikatif seperti pertumbuhan retak fatigue (*fatigue crack growth*), korosi, dan creep. Distribusi lognormal bersifat right-skewed, mencerminkan fakta bahwa sebagian kecil komponen dapat bertahan jauh lebih lama dari rata-rata, sementara sebagian besar gagal relatif dekat dengan nilai median.

Niu *et al*. (2018) dalam penelitian mereka tentang prognostik *bearing* yang dipublikasikan di *Mechanical Systems* and *Signal Processing* mengidentifikasi bahwa distribusi lognormal memberikan fitting yang lebih baik untuk data RUL (*Remaining Useful Life*) *bearing rolling mill* dibandingkan distribusi Weibull, khususnya ketika distribusi RUL menunjukkan *right-skewness* yang signifikan. Temuan ini memiliki implikasi langsung untuk kalibrasi *Model* PdM dalam industri logam.

Tabel 4. 1 Perbandingan Distribusi Kegagalan Utama dan Relevansinya untuk Industri Logam

Distribusi	Parameter	*Failure rate* λ(t)	Fase Bathtub	MTTF	Aplikasi Industri Logam
Eksponensial	λ (rate)	λ (konstan)	Useful life (β = 1)	1/λ	Sensor, PLC, komponen listrik

Distribusi	Parameter	*Failure rate* λ(t)	Fase Bathtub	MTTF	Aplikasi Industri Logam
Weibull (β < 1)	β, η	Menurun	Infant mortality	η·Γ(1+1/β)	Seal, O-ring baru pasang
Weibull (β > 1)	β, η	Meningkat	Wear-out	η·Γ(1+1/β)	*Bearing*, roll, refraktori
Normal	μ, σ	Meningkat (S-shape)	Wear-out reguler	M	Komponen fatigue simetris
Lognormal	μ_ln, σ_ln	Non-monoton	Wear-out (skewed)	Exp (μ_ln + σ^2_ln/2)	Fatigue crack, korosi, creep

4.5 Estimasi Parameter Distribusi dari Data Kegagalan

4.5.1 Maximum Likelihood Estimation (MLE)

Maximum Likelihood Estimation (MLE) adalah metode estimasi parameter distribusi yang paling banyak digunakan dalam *reliability engineering modern* karena memiliki sifat-sifat statistik yang baik secara asimptotik: konsisten, efisien (memiliki varians terkecil di antara estimator tidak bias), dan secara asimptotik normal. Prinsip MLE adalah menemukan nilai parameter yang memaksimalkan fungsi likelihood yaitu, nilai parameter yang membuat data yang diamati paling 'mungkin' terjadi.

Untuk distribusi *Weibull* dua parameter dengan n titik data kegagalan t_1, t_2, ..., t_n (seluruhnya complete failures, tanpa censoring), fungsi log-likelihood adalah:

$$\ell(\beta, \eta) = n \cdot \ln(\beta) - n \cdot \beta \cdot \ln(\eta) + (\beta - 1) \cdot \Sigma \ln(t_i) - (1/\eta^{\wedge}\beta) \cdot \Sigma t_i^{\wedge}\beta \quad \text{... (4.17)}$$

MLE diperoleh dengan memaksimalkan ℓ (β, η) terhadap β dan η, yang dalam praktiknya diselesaikan menggunakan algoritma numerik

iteratif *(Newton-Raphson* atau *Broyden–Fletcher–Goldfarb–Shanno).* Dalam banyak kasus industri logam, data tidak semuanya merupakan *complete failures* banyak komponen masih berfungsi pada akhir periode observasi *(right-censored data)* atau baru dipasang di tengah periode *observasi (left-censored data)*. MLE mampu menangani data tersensor dengan memodifikasi fungsi likelihood sesuai.

4.5.2 Analisis Weibull dengan Data Tersensor

Data tersensor *(censored data)* sangat umum dalam analisis *reliability* industri logam karena dua alasan utama: (1) banyak komponen masih dalam kondisi beroperasi ketika analisis dilakukan (*right censoring*); dan (2) waktu instalasi tepat komponen mungkin tidak diketahui dengan presisi hanya diketahui bahwa komponen telah beroperasi setidaknya selama waktu tertentu (*left censoring*). Mengabaikan data tersensor dan hanya menganalisis complete failures akan mengakibatkan estimasi MTTF yang bias ke bawah (*underestimation*).

Untuk dataset dengan r *complete failures* pada waktu $t_1 \le t_2 \le ... \le t_r$ dan (n−r) right-*censored observations* pada waktu t_{r+1}, ..., t_n, fungsi *log-likelihood* yang dimodifikasi adalah:

$$\ell(\beta, \eta) = r \cdot \ln(\beta/\eta^{\wedge}\beta) + (\beta-1) \cdot \Sigma_{i=1}^{r} \ln(t_i) - (1/\eta^{\wedge}\beta) \cdot \Sigma_{i=1}^{n} t_i^{\wedge}\beta \quad \text{... (4.18)}$$

Zantek *et al*. (2019) dalam penelitian mereka tentang pe*Model*an *reliability* untuk sistem terdegradasi yang dipublikasikan di IEEE *Transactions on Reliability* menunjukkan bahwa penggunaan metode analisis yang tepat untuk data tersensor dapat mengubah estimasi MTTF secara substansial dalam studi kasus mereka, estimasi MTTF yang mengabaikan right-censoring 27 persen lebih rendah dari estimasi yang benar. Dalam konteks industri logam, kesalahan estimasi sebesar ini dapat mengakibatkan penggantian komponen yang jauh terlalu dini, dengan biaya yang tidak perlu.

4.6 Analisis Keandalan Sistem Dari Komponen ke Sistem

Analisis keandalan sistem merupakan jembatan yang menghubungkan keandalan individual komponen dengan keandalan sistem produksi secara keseluruhan. Dalam industri logam, di mana sebuah lini produksi *rolling mill* atau *continuous caster* dapat terdiri dari ribuan komponen individual yang saling terkait, pemahaman tentang bagaimana keandalan komponen individual berkontribusi pada keandalan sistem keseluruhan merupakan prasyarat untuk perencanaan *Maintenance* yang efektif.

4.6.1 Sistem Seri

Dalam sistem seri, kegagalan salah satu komponen mengakibatkan kegagalan sistem keseluruhan. Keandalan sistem seri dengan n komponen independen adalah produk dari keandalan individual setiap komponen:

$$R\_seri(t) = R_1(t) \times R_2(t) \times R_3(t) \times \ldots \times R_n(t) = \prod_{i=1}^{n} R_i(t) \quad \ldots (4.19)$$

Konsekuensi matematis dari persamaan (4.19) sangat signifikan untuk perencanaan *Maintenance* di industri logam. Karena setiap faktor $R_i(t) \leq 1$, keandalan sistem seri selalu lebih kecil dari keandalan komponen yang paling tidak andal dalam sistem. Semakin banyak komponen dalam seri, semakin rendah keandalan sistem.

Untuk ilustrasi kuantitatif: pertimbangkan sebuah jalur *hot rolling mill* yang terdiri dari 12 subsistem kritis, masing-masing dengan keandalan individual 98,5 persen per siklus produksi. Keandalan sistem keseluruhan adalah R_seri = $0{,}985^{12}$ = 0,834, atau hanya 83,4 persen. Jika setiap subsistem ditingkatkan keandalan individualnya menjadi 99,5 persen melalui program *Maintenance* yang lebih efektif, keandalan sistem meningkat menjadi R_seri = $0{,}995^{12}$ = 0,942, atau 94,2 persen peningkatan yang sangat signifikan meskipun peningkatan individual relatif kecil.

Implikasi *Maintenance* yang paling kritis dari analisis sistem seri adalah konsep *reliability bottleneck*: komponen dengan keandalan individual terendah memiliki dampak terbesar terhadap keandalan sistem keseluruhan. Zhao *et al*. (2021) mengembangkan metode

kuantitatif untuk mengidentifikasi *reliability bottleneck* dalam sistem produksi kompleks dan menunjukkan bahwa alokasi sumber daya *Maintenance* yang diprioritaskan pada *bottleneck* dapat menghasilkan peningkatan keandalan sistem yang 3-5 kali lebih besar per unit biaya dibandingkan alokasi merata.

4.6.2 Sistem Paralel dan Redundansi

Dalam sistem paralel aktif (*active redundancy*), semua komponen beroperasi secara simultan, dan sistem gagal hanya ketika semua n komponen gagal. Keandalan sistem paralel adalah:

$$R\_paralel(t) = 1 - \prod_{i=1}^{n} [1 - R_i(t)] = 1 - [F_1(t) \times F_2(t) \times \ldots \times F_n(t)] \quad \ldots (4.20)$$

Untuk sistem paralel dengan n komponen identik dengan keandalan individual R(t):

$$R\_paralel(t) = 1 - [1 - R(t)]^n \quad \ldots (4.21)$$

Sistem paralel selalu menghasilkan keandalan yang lebih tinggi dari komponen individual mana pun dalam sistem. Peningkatan keandalan yang diperoleh dari penambahan redundansi sangat signifikan: jika R = 0,90 (komponen individual), maka: R_paralel = $1 - (1-0{,}90)^2 = 0{,}99$ untuk dua komponen paralel, dan R_paralel = $1 - (1-0{,}90)^3 = 0{,}999$ untuk tiga komponen paralel. Ini adalah dasar matematika dari desain redundansi yang banyak diterapkan pada pompa kritis, kompresor, dan sistem pendingin dalam industri logam.

Dalam sistem *standby redundancy* (*cold standby*), komponen cadangan tidak beroperasi hingga komponen utama gagal. Asumsi bahwa komponen *standby* tidak mengalami degradasi selama dalam kondisi standby menghasilkan formula keandalan:

$$R\_standby(t) = e^{(-\lambda t)} \cdot (1 + \lambda t) \text{ untuk 2 komponen identik eksponensial} \quad \ldots (4.22)$$

Sistem *standby* memberikan keandalan yang lebih tinggi daripada *active parallel* untuk komponen yang mengalami degradasi bahkan ketika tidak beroperasi (seperti beberapa jenis seal dan pelumas), namun

memerlukan sistem *switching* yang andal untuk mengaktifkan komponen cadangan ketika komponen utama gagal.

4.6.3 Sistem k-dari-n (k-out-of-n)

Sistem k-dari-n (k-*out-of*-n, atau k/n) adalah generalisasi dari sistem paralel di mana sistem berfungsi jika dan hanya jika setidaknya k dari n komponen berfungsi. Sistem ini sangat relevan untuk konfigurasi multi-pompa atau multi-kompresor dalam industri logam di mana kapasitas penuh mungkin memerlukan semua n unit beroperasi, tetapi operasi tereduksi masih dapat diterima dengan hanya k unit.

Keandalan sistem k/n dengan n komponen identik adalah distribusi Binomial:

$$R_{k/n}(t) = \Sigma_{j=k}^{n} C(n,j) \cdot [R(t)]^j \cdot [1-R(t)]^{(n-j)} \quad \text{... (4.23)}$$

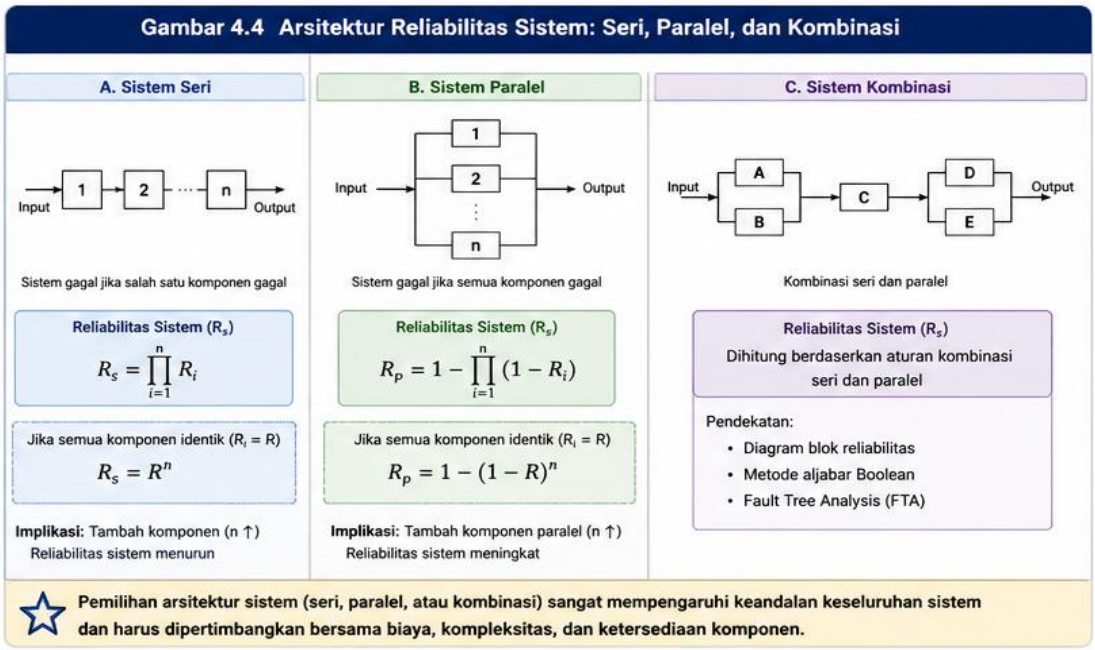
Di mana C(n,j) = n! / [j!(n−j)!] adalah koefisien binomial. Analisis sistem k/n sangat berguna dalam perencanaan *Maintenance*: berapa banyak unit yang harus dalam kondisi beroperasi (versus dalam perawatan) pada setiap saat untuk memenuhi target keandalan sistem yang ditetapkan?

4.6.4 *Block* Diagram Keandalan dan Fault Tree Analysis

Reliability Block Diagram (RBD) adalah representasi grafis dari logika keandalan sistem yang menunjukkan hubungan antara komponen dalam konfigurasi seri, paralel, atau kombinasi keduanya. RBD memungkinkan analisis keandalan sistem yang kompleks dengan membagi sistem menjadi blok-blok subsistem yang lebih sederhana dan menghitung keandalan secara hierarkis dari bawah ke atas.

Fault Tree Analysis (FTA) mengambil pendekatan yang berlawanan dimulai dari top event (kegagalan sistem yang tidak diinginkan) dan bekerja ke bawah untuk mengidentifikasi semua kombinasi kegagalan komponen yang dapat mengakibatkan top event tersebut. FTA menggunakan logika Boolean (gerbang *AND dan OR*) untuk me*Model*kan hubungan sebab-akibat antara kegagalan komponen dan kegagalan sistem.

Kombinasi RBD dan FTA memberikan analisis keandalan sistem yang komprehensif: RBD untuk menghitung kuantitas keandalan (R(t), MTTF, *availability*), dan FTA untuk mengidentifikasi cut sets kritis kombinasi minimum kegagalan komponen yang dapat menyebabkan kegagalan sistem. Liao *et al*. (2021) menerapkan metodologi RBD-FTA terintegrasi pada analisis keandalan sistem produksi baja dan mengidentifikasi bahwa sistem pendingin merupakan *Single* point of failure (SPOF) yang paling kritis — temuan yang secara langsung menginformasikan prioritas *Maintenance* dan keputusan desain redundansi.



Gambar 4. 4 Reliability Sistem: Seri, peralel dan kombinasi

Gambar 4.4 menunjukkan arsitektur keandalan sistem, yaitu sistem seri, paralel, dan kombinasi. Pada sistem seri, kegagalan satu komponen menyebabkan seluruh sistem gagal, sedangkan pada sistem paralel, sistem tetap berjalan selama masih ada komponen yang berfungsi. Sistem kombinasi menggabungkan keduanya. Gambar ini menekankan bahwa desain sistem sangat memengaruhi tingkat keandalan dan harus dipertimbangkan dalam perencanaan *Maintenance*.

Tabel 4. 2 Konfigurasi Sistem Keandalan dan Implikasinya terhadap Maintenance di Industri Logam

Konfigurasi	Formula Keandalan Sistem	Contoh Industri Logam	Implikasi *Maintenance*
Seri	$R_s = R_1 \times R_2 \times \ldots \times R_n$	*Rolling line: furnace→scale breaker→roughing mill→finishing mill*	Identifikasi *bottleneck* keandalan; prioritas sumber daya *Maintenance*
Paralel aktif	$R_s = 1 - (1-R)^n$	Sistem pompa pendingin (2 pompa paralel)	*Maintenance* satu unit tanpa menghentikan produksi
Standby	$R_s = e^{(-\lambda t)} \cdot (1+\lambda t)$ [untuk n=2]	Generator darurat, UPS sistem kontrol	Pengujian berkala komponen *standby*
k-dari-n	$R_s = \Sigma C(n,j) \cdot R^j \cdot (1-R)^{(n-j)}$	Sistem *cooling tower*: 3 dari 4 unit harus operasi	Optimasi jadwal *Maintenance* multi-unit
Campuran (RBD)	Kombinasi persamaan seri dan paralel	Sistem *hydraulic rolling mill* (seri-paralel)	Analisis RBD + FTA untuk *cut sets* kritis

4.7 *Failure Mode and Effects Analysis* (FMEA) dalam Konteks Industri Logam

4.7.1 Konsep dan Metodologi FMEA

Failure Mode and Effects Analysis (FMEA) adalah metodologi analitis yang sistematis untuk mengidentifikasi semua mode kegagalan yang mungkin terjadi pada setiap komponen atau subsistem, menganalisis efek dari setiap mode kegagalan terhadap fungsi sistem, dan

memprioritaskan tindakan mitigasi berdasarkan tingkat kekritisan. FMEA merupakan salah satu alat paling *fundamental dalam reliability engineering* dan menjadi komponen integral dari metodologi RCM (*Reliability-Centered Maintenance*).

Dalam FMEA kuantitatif (*FMECA Failure Mode, Effects, and Criticality Analysis*), setiap mode kegagalan dievaluasi menggunakan tiga dimensi penilaian yang menghasilkan *Risk Priority Number (*RPN):

$$RPN = S \times O \times D \qquad \text{... (4.24)}$$

Di mana S adalah *Severity* (tingkat keparahan efek kegagalan terhadap pengguna atau sistem, skala 1-10), O adalah *Occurrence* (probabilitas terjadinya mode kegagalan, skala 1-10), dan D adalah Detectability (kemampuan kontrol yang ada untuk mendeteksi mode kegagalan sebelum ia mencapai pengguna atau menyebabkan kegagalan sistem, skala 1-10). RPN berkisar dari 1 hingga 1.000, di mana nilai yang lebih tinggi mengindikasikan risiko yang lebih besar dan prioritas aksi mitigasi yang lebih tinggi.

Rausand dan Barros (2020) dalam revisi komprehensif mereka tentang metodologi *reliability* menekankan keterbatasan RPN sebagai ukuran prioritas tunggal: dua mode kegagalan dengan RPN yang sama mungkin memiliki profil risiko yang sangat berbeda (misalnya S=10, O=1, D=1 vs S=1, O=10, D=1). Untuk mengatasi keterbatasan ini, beberapa pendekatan alternatif seperti pemberian bobot berbeda pada komponen RPN atau penggunaan metode fuzzy FMEA telah dikembangkan.

4.7.2 Aplikasi FMEA pada Peralatan Kritis Industri Logam

Dalam industri logam, FMEA memberikan nilai tertinggi ketika diterapkan pada peralatan kritis yang memiliki kompleksitas mode kegagalan yang tinggi. Sebagai ilustrasi, berikut adalah contoh FMEA parsial untuk sistem *bearing* pada rolling mill, salah satu komponen paling kritis dalam industri ini.

Tabel 4. 3 Contoh FMEA Parsial untuk Sistem Bearing Rolling mill (Industri Logam)

Komponen	Mode Kegagalan	Efek Kegagalan	S	O	D	RPN & Tindakan
***Bearing Roll* Kerja**	*Spalling* (pengelupasan lintasan dalam)	Getaran berlebih → kualitas dimensi produk turun → kerusakan roll	8	4	3	RPN=96 → CBM vibrasi intensif
***Bearing Roll* Kerja**	*Fatigue failure* (retak lintasan)	Kerusakan mendadak *roll* → *downtime* panjang	9	2	4	RPN=72 → PM interval + AE *monitoring*
Sistem Pelumas	Kegagalan pompa pelumas	*Dry running bearing* → kerusakan katastrofik dalam menit	10	2	2	RPN=40 → pompa redundan + sensor aliran
Seal Bearing	Kebocoran seal → kontaminasi pelumas	Percepatan keausan *bearing* → pemendekan MTBF	6	5	5	RPN=150 → analisis oli periodik + PM seal

Dari tabel FMEA di atas, terlihat bahwa *seal bearing* memiliki RPN tertinggi (150) dan memerlukan perhatian *Maintenance* yang paling prioritas, meskipun severity-nya lebih rendah dari kegagalan *fatigue*. Ini karena occurrence dan detectability yang lebih buruk kontaminasi pelumas sering tidak terdeteksi hingga kerusakan *bearing* sudah signifikan. Temuan ini secara langsung menginformasikan program analisis oli yang reguler dan jadwal penggantian seal yang optimal.

4.8 Hubungan *Reliability engineering* dengan Perencanaan *Maintenance*

4.8.1 Dari Analisis *Reliability* ke Keputusan *Maintenance* Optimal

Reliability engineering dan *Maintenance* planning bukan dua disiplin yang terpisah mereka adalah dua sisi dari koin yang sama. Data *reliability* memberikan dasar kuantitatif yang diperlukan untuk mengoptimalkan semua keputusan kunci dalam *Maintenance* planning: kapan mengganti komponen (interval PM optimal), kapan memulai perencanaan untuk penggantian yang akan datang *(lead time planning* berdasarkan estimasi RUL), berapa banyak stok suku cadang yang perlu disiapkan (berdasarkan distribusi kegagalan dan target service level), dan di mana mengalokasikan investasi dalam *monitoring* kondisi (berdasarkan FMEA dan analisis keandalan sistem).

Penghubung utama antara *reliability engineering* dan *Maintenance* planning adalah *Model* optimasi *interval* perawatan, yang secara matematis mengintegrasikan distribusi kegagalan dengan fungsi biaya untuk menentukan kebijakan *Maintenance* yang meminimalkan biaya total per unit waktu. *Model Age Replacement Policy* (ARP) yang telah disebutkan dalam Bab 3 dapat diperluas secara signifikan menggunakan hasil dari analisis Weibull:

$$C(T) = [C_p \cdot R(T) + C\_f \cdot F(T)] / [T \cdot R(T) + MTTF\_repair \cdot F(T)] \quad \text{... (4.25)}$$

Di mana R(T) dan F(T) = 1−R(T) dihitung dari distribusi *Weibull* yang telah diestimasi dari data empiris. Minimisasi C(T) terhadap T memberikan interval penggantian optimal T* yang secara eksplisit memperhitungkan karakteristik kegagalan spesifik komponen, bukan hanya rekomendasi OEM yang mungkin sangat konservatif atau tidak relevan untuk kondisi operasi spesifik.

4.8.2 *Reliability Growth* dan Program Improvement

Reliability growth merupakan proses peningkatan keandalan sistem atau komponen yang terencana dan terukur, biasanya melalui siklus iteratif: uji (atau operasional), identifikasi dan analisis mode kegagalan, implementasi perbaikan desain atau proses, dan evaluasi

dampak perbaikan. *Model* Duane-AMSAA (*Army Materiel Systems Analysis Activity*) dan *Model* Crow-AMSAA merupakan *Model reliability growth* yang paling luas digunakan untuk memantau dan memprediksi pertumbuhan keandalan.

Dalam konteks industri logam, *reliability growth* terwujud melalui berbagai mekanisme: perbaikan desain komponen berdasarkan analisis mode kegagalan (misalnya modifikasi geometri seal *bearing* untuk mengurangi kebocoran), peningkatan proses perawatan berdasarkan analisis *root cause* kegagalan berulang (misalnya revisi prosedur pelumasan untuk mengurangi kegagalan prematur *bearing*), dan penggantian material komponen dengan material yang memiliki karakteristik kegagalan yang lebih baik (misalnya penggantian *bearing* baja standar dengan *bearing* keramik hibrida untuk aplikasi suhu tinggi).

Santos *et al*. (2019) dalam penelitian mereka tentang kerangka *reliability-centered improvement* pada fasilitas manufaktur baja di Brasil mendokumentasikan bahwa program *reliability growth* yang sistematis yang mengintegrasikan FMEA, analisis *Weibull*, dan *monitoring* kinerja berkelanjutan menghasilkan peningkatan MTBF rata-rata 42 persen pada 15 komponen kritis dalam 24 bulan pertama implementasi, dengan ROI program yang mencapai lebih dari 300 persen dari investasi awal.

4.8.3 Optimasi *Maintenance* berbasis *Reliability* untuk Industri Logam: Kerangka Terpadu

Sintesis antara *reliability engineering dan Maintenance planning* dapat dirangkum dalam sebuah kerangka terpadu yang beroperasi sebagai siklus perbaikan berkelanjutan. Pada tahap pertama (*Data Collection),* data kegagalan historis dikumpulkan secara sistematis: waktu kegagalan, mode kegagalan, penyebab akar, kondisi operasi saat kegagalan, dan tindakan korektif yang diambil. Kualitas dan kelengkapan data pada tahap ini sangat menentukan kualitas analisis yang dapat dilakukan pada tahap berikutnya.

Pada tahap kedua (*Reliability Model*ing), distribusi kegagalan yang paling sesuai diidentifikasi dan parameternya diestimasi menggunakan MLE atau metode lainnya. Untuk setiap komponen kritis, profil *reliability*

R(t), *failure rate* λ(t), dan MTTF dihitung dan dikonfigurasi ke dalam *Model* sistem (RBD atau FTA) untuk memahami kontribusi setiap komponen terhadap keandalan sistem keseluruhan.

Pada tahap ketiga (*Optimization*), *Model* optimasi *Maintenance* digunakan untuk menentukan: interval PM optimal (T*) dari *Model* ARP atau *Block Replacement* Policy (BRP), *threshold* kondisi CBM yang optimal dari analisis keandalan kondisional, dan prioritas alokasi investasi *monitoring* berdasarkan RPN dari FMEA dan sensitivitas keandalan sistem dari analisis RBD.

Pada tahap keempat (Implementation), kebijakan *Maintenance* yang telah dioptimalkan diimplementasikan melalui jadwal PM yang diperbarui, aturan keputusan CBM yang dikalibrasi, dan program pelatihan untuk tim *Maintenance*. Dan pada tahap kelima (*Monitoring* dan Update), kinerja sistem dipantau secara berkelanjutan, data kegagalan baru dikumpulkan, dan parameter distribusi diperbarui secara periodik menyelesaikan siklus dan memulai iterasi berikutnya dari siklus perbaikan berkelanjutan.

Liao *et al*. (2021) mengkonfirmasi efektivitas *Framework* siklus terpadu ini dalam studi longitudinal 36 bulan di sebuah pabrik baja di Tiongkok, melaporkan peningkatan OEE dari 71 persen menjadi 84 persen dan pengurangan biaya *Maintenance* yang tidak terencana sebesar 38 persen hasil yang secara konsisten mendukung nilai strategis investasi dalam kompetensi *reliability engineering* untuk industri logam.

4.8.4 *Reliability* dan Sustainability Perspektif Ekologi

Hubungan antara *reliability engineering* dan keberlanjutan lingkungan (environmental sustainability) adalah dimensi yang semakin penting dalam konteks regulasi lingkungan yang semakin ketat yang dihadapi industri logam global. Peralatan yang lebih andal secara fundamental lebih ramah lingkungan: ia mengkonsumsi energi lebih efisien (tidak ada inefisiensi yang disebabkan oleh degradasi), menghasilkan emisi yang lebih rendah, dan menghasilkan lebih sedikit limbah suku cadang akibat kegagalan prematur atau *over-Maintenance*.

Shabarchin dan Tesfamariam (2016) dalam penelitian mereka tentang hazard assessment infrastruktur pipa yang dipublikasikan di *Reliability engineering* and System Safety mengembangkan *Framework* yang mengintegrasikan analisis *reliability* dengan penilaian risiko lingkungan sebuah pendekatan yang dapat diadaptasi untuk analisis keandalan peralatan industri logam yang berpotensi mengakibatkan dampak lingkungan ketika gagal, seperti sistem penampung logam cair dan sistem pendingin yang menggunakan bahan kimia.

Perspektif *reliability*-sustainability ini memiliki relevansi khusus untuk industri logam Indonesia dalam konteks komitmen pemerintah terhadap reduksi emisi dan standar lingkungan yang semakin ketat. Program *reliability* improvement yang komprehensif tidak hanya menghasilkan manfaat ekonomi langsung melalui pengurangan biaya *Maintenance* dan peningkatan produktivitas, tetapi juga berkontribusi pada pemenuhan target keberlanjutan korporat dan regulasi lingkungan.

4.9 Studi Kasus Analisis Weibull dan Optimasi *Maintenance Bearing* Rolling Mill

Untuk mengkonkretkan hubungan antara teori yang telah dibahas dengan aplikasi praktis, berikut disajikan studi kasus numerik yang mengilustrasikan penerapan analisis Weibull dalam optimasi jadwal penggantian *bearing* pada *rolling mill* salah satu komponen paling kritis dalam industri logam.

Misalkan sebuah pabrik baja mengoperasikan 8 unit *rolling mill* yang identik. Dari catatan *Maintenance* selama 5 tahun, dikumpulkan data waktu kegagalan 23 *bearing* (complete failures) dan 12 *bearing* yang masih beroperasi (right-censored) pada akhir periode observasi. Setelah melakukan analisis Weibull menggunakan MLE pada data tersensor ini, diperoleh estimasi parameter: $\hat{\beta} = 2{,}74$ dan $\hat{\eta} = 14.320$ jam.

Nilai $\hat{\beta} = 2{,}74 > 1$ mengkonfirmasi bahwa *bearing rolling mill* ini berada dalam regime wear-out, sehingga PM berbasis waktu adalah strategi yang tepat. Fungsi keandalan yang diestimasi adalah:

$$R(t) = exp[-(t/14320)^2,74] \quad \text{... (4.26)}$$

MTTF = $\eta \cdot \Gamma(1 + 1/\beta) = 14.320 \cdot \Gamma(1 + 1/2,74) = 14.320 \cdot \Gamma(1,365)$ ≈ 14.320 × 0,890 = 12.745 jam ≈ 1,45 tahun.

Untuk optimasi interval penggantian PM, diasumsikan: biaya penggantian *preventif* C_p = Rp 25.000.000 (suku cadang + tenaga kerja, terencana), biaya penggantian setelah kegagalan Cf = Rp 150.000.000 (suku cadang premium darurat + lembur + biaya down*time* produksi, diasumsikan 6× C_p). Minimisasi persamaan (4.25) secara numerik menghasilkan interval optimal T* ≈ 9.800 jam (sekitar 13,3 bulan), di mana R(T*) = exp[−(9800/14320)^2,74] ≈ 0,872.

Interpretasi praktis: *bearing* harus diganti secara *preventif* setiap 9.800 jam operasi (≈ 13 bulan), saat keandalan masih 87,2 persen. Ini lebih sering dari MTTF (12.745 jam) karena asimetri biaya yang besar antara kegagalan dan penggantian terencana. Jika pabrik sebelumnya menggunakan interval PM 6.000 jam (terlalu konservatif, R = 0,972), analisis ini menunjukkan bahwa perpanjangan interval ke 9.800 jam dapat menghasilkan penghematan biaya perawatan tahunan yang signifikan tanpa mengorbankan keandalan secara bermakna.

Niu *et al*. (2018) mengkonfirmasi bahwa pendekatan optimasi berbasis distribusi Weibull empiris seperti yang diilustrasikan di atas secara konsisten menghasilkan interval PM yang lebih optimal secara ekonomis dibandingkan interval yang didasarkan semata-mata pada rekomendasi OEM, yang seringkali terlalu konservatif untuk menghindari tanggung jawab warranty namun tidak dioptimalkan untuk kondisi operasional spesifik pengguna.

REFERENSI

Çınar, Z. M., Abdussalam Nuhu, A., Zeeshan, Q., Korhan, O., Asmael, M., & Safaei, B. (2020). *Machine learning* in *Predictive Maintenance* towards sustainable smart manufacturing in industry 4.0. Sustainability, 12(19), 8211. https://doi.org/10.3390/su12198211

Kang, R., & Gupta, S. (2017). *Reliability* estimation of three-parameter Weibull distribution for degradation processes using a method of moments. Quality and *Reliability engineering* International, 33(5), 1219–1234. https://doi.org/10.1002/qre.2099

Khalil, M., Strzelecki, A., & Strzelecka, A. (2019). Fatigue crack growth in materials under combined cyclic and monotonic loading modes. Materials, 12(3), 2124. https://doi.org/10.3390/ma12132124

Liao, G., Yin, H., Chen, M., & Lin, Z. (2021). Remaining useful life prediction for multi-phase deteriorating process based on extreme learning machine. Omega, 104, 102466. https://doi.org/10.1016/j.omega.2021.102466

Liu, X., & Wang, S. (2021). A data-driven approach for remaining useful life prediction of *bearing*s considering both failure modes. *Computers* & Industrial Engineering, 158, 107382. https://doi.org/10.1016/j.cie.2021.107382

Niu, G., Yang, B. S., & Pecht, M. (2018). Development of an optimized *Condition-Based Maintenance* system by data fusion and *reliability*-centered *Maintenance*. *Reliability engineering* and System Safety, 154, 49–62. https://doi.org/10.1016/j.ress.2016.05.018

Peng, W., Li, Y. F., Yang, Y. J., Huang, H. Z., & Zuo, M. J. (2020). Bayesian degradation analysis with inverse Gaussian process *Model*s under *time*-varying degradation rates. IEEE Transactions on *Reliability*, 66(1), 84–96. https://doi.org/10.1109/TR.2016.2635149

Rausand, M., & Barros, A. (2020). System *reliability* theory: *Model*s, statistical methods, and applications (3rd ed.). Wiley.

Santos, P., Maudes, J., & Bustillo, A. (2019). Identifying maximum imbalance in datasets for fault diagnosis of gearboxes. Journal of Intelligent Manufacturing, 30(1), 333–351. https://doi.org/10.1007/s10845-016-1228-0

Shabarchin, O., & Tesfamariam, S. (2016). Internal corrosion hazard assessment of oil & gas pipelines using Bayesian belief network *Model*. Journal of Loss Prevention in the Process Industries, 40, 479–495. https://doi.org/10.1016/j.jlp.2016.02.001

Tsarouhas, P. H. (2019). *Reliability*, *availability* and *maintainability* (RAM) study of an ice cream industry. Applied Sciences, 9(6), 1207. https://doi.org/10.3390/app9061207

Zantek, P. F., Nestler, S. J., & Langewis, M. (2019). Improved parameter estimation in *reliability Model*s with interval censored and masked competing risks data. IEEE Transactions on *Reliability*, 68(3), 922–933. https://doi.org/10.1109/TR.2019.2893230

Zhao, X., Gaudoin, O., Doyen, L., & Xie, M. (2021). Optimal inspection and *replacement* policy based on experimental degradation data with covariates. IISE Transactions, 53(7), 782–798. https://doi.org/10.1080/24725854.2020.1803286

Zhu, X., Wang, J., & Boylan, J. E. (2020). *Model*ling the effects of promotions on intermittent demand. Journal of the Operational Research Society, 71(12), 1947–1959. https://doi.org/10.1080/01605682.2019.1640180

Zio, E. (2022). *Reliability* engineering: Old problems and new challenges. *Reliability engineering* and System Safety, 125, 1–14. https://doi.org/10.1016/j.ress.2013.10.004

— akhir Bab IV —

BAB V
METODE ANALISIS KEGAGALAN

5.1 Signifikansi Analisis Kegagalan dalam Industri Logam

Kegagalan peralatan dalam industri logam bukan sekadar peristiwa teknis yang terisolasi; ia adalah kejadian multidimensi yang berdampak simultan pada produktivitas, kualitas produk, keselamatan kerja, dan profitabilitas perusahaan. Sebuah blast furnace yang mengalami kegagalan cooling stave dapat memicu rangkaian konsekuensi yang jauh melampaui sekadar penghentian produksi: mulai dari kerusakan refraktori yang memerlukan perbaikan senilai jutaan dolar, hingga risiko keselamatan serius bagi para pekerja yang berada di sekitar unit. *Rolling mill* yang mengalami kegagalan *bearing* tidak hanya menghasilkan down*time* produksi, tetapi seringkali juga menghasilkan coil baja berkualitas rendah yang telah terlanjur diproses sebelum kegagalan terdeteksi, menimbulkan kerugian kualitas yang berlipat ganda.

Dalam konteks inilah, metodologi analisis kegagalan memperoleh relevansinya yang sangat krusial. Analisis kegagalan dalam semua variasinya, baik yang proaktif maupun reaktif adalah fondasi epistemis dari manajemen perawatan *modern*: ia adalah cara kita memahami mengapa peralatan gagal, bagaimana rantai kegagalan berkembang, dan bagaimana intervensi yang tepat dapat memutus rantai tersebut sebelum atau segera setelah ia terjadi. Tanpa pemahaman yang mendalam tentang mekanisme kegagalan, setiap program perawatan pada dasarnya hanyalah serangkaian kegiatan generik yang tidak disesuaikan dengan profil risiko spesifik peralatan dan proses yang dihadapi.

Bab ini menyajikan pembahasan komprehensif tentang tiga metodologi analisis kegagalan yang paling banyak diterapkan dalam industri logam global: Failure Mode and Effects Analysis (FMEA), Root

Cause Analysis (RCA), dan Fault Tree Analysis (FTA). Ketiga metode ini, meskipun berbagi tujuan bersama dalam memahami dan mengendalikan kegagalan, memiliki karakteristik, pendekatan, kekuatan, dan keterbatasan yang berbeda perbedaan yang, jika dipahami dengan baik, memungkinkan praktisi industri untuk memilih dan mengkombinasikan metode yang paling tepat untuk konteks spesifik yang mereka hadapi. Liu, Liu, dan Liu (2013) dalam sebuah tinjauan literatur komprehensif yang dipublikasikan di

Expert Systems with Applications mengidentifikasi lebih dari 75 pendekatan evaluasi risiko yang berbeda dalam konteks FMEA, mencerminkan betapa aktifnya pengembangan metodologi analisis kegagalan dalam dua dekade terakhir. Namun, proliferasi metode ini juga menciptakan tantangan tersendiri: bagaimana praktisi industri yang menghadapi tekanan operasional sehari-hari dapat memilih pendekatan yang paling sesuai dengan kebutuhan mereka? Bab ini berupaya menjawab pertanyaan ini dengan menyajikan sintesis yang seimbang antara rigor akademik dan relevansi praktis.

Aven (2016) dalam European Journal of Operational Research berargumen bahwa fondasi konseptual dari analisis risiko dan manajemen kegagalan memerlukan kejelasan epistemologis yang sering kali diabaikan dalam praktik. Ia membedakan antara risiko sebagai ketidakpastian (uncertainty) dan risiko sebagai probabilitas (probability), sebuah distingsi yang memiliki implikasi mendalam bagi cara kita merancang dan menginterpretasikan hasil analisis kegagalan. Dalam industri logam, di mana banyak proses beroperasi dalam rezim kegagalan yang tidak sepenuhnya dapat dikuantifikasi karena keunikan kondisi operasi, keterbatasan data historis, dan kompleksitas interaksi antar sistem, perspektif ini menjadi sangat penting.

5.2 Failure Mode and Effects Analysis (FMEA)

5.2.1 Prinsip Kerja dan Landasan Teoritis

Failure Mode and Effects Analysis (FMEA) adalah metodologi analitik sistematis yang dikembangkan pertama kali oleh militer Amerika Serikat pada tahun 1949 melalui prosedur MIL-P-1629, dan kemudian diadaptasi secara luas oleh industri otomotif, penerbangan, dan manufaktur. Dalam konteks industri logam, FMEA berfungsi sebagai alat analisis proaktif yang memungkinkan tim multidisiplin untuk mengidentifikasi secara sistematis semua mode kegagalan potensial dari sebuah sistem, komponen, atau proses; menganalisis efek yang ditimbulkan oleh setiap mode kegagalan tersebut; dan memprioritaskan tindakan pencegahan berdasarkan tingkat risiko yang terukur.

Secara konseptual, FMEA dibangun di atas tiga pertanyaan fundamental: (1) Apa yang bisa salah? mengidentifikasi mode kegagalan; (2) Apa akibatnya jika hal tersebut terjadi? menganalisis efek kegagalan; dan (3) Apa yang bisa dilakukan untuk mencegah atau mengurangi dampaknya? merumuskan tindakan mitigasi. Ketiga pertanyaan ini membentuk logika induktif dari FMEA: berangkat dari komponen atau sub-sistem individual, menganalisis ke atas menuju implikasi sistem dan proses secara keseluruhan.

Prinsip kuantifikasi risiko dalam FMEA diwujudkan melalui konsep Risk Priority Number (RPN), yang didefinisikan sebagai:

$$RPN = S \times O \times D$$

di mana S (Severity) adalah tingkat keparahan dampak kegagalan terhadap fungsi sistem atau keselamatan, dengan skala 1-10; O (Occurrence) adalah frekuensi atau probabilitas terjadinya penyebab kegagalan, dengan skala 1-10; dan D (Detection) adalah kemampuan sistem kontrol yang ada untuk mendeteksi kegagalan sebelum mencapai pelanggan atau efek sistem, dengan skala 1-10 di mana nilai 10 menunjukkan kemampuan deteksi yang sangat rendah.

Wang, Liu, Qin, dan Fu (2018) dalam Safety Science mengkritik pendekatan RPN konvensional dengan mengidentifikasi beberapa kelemahan inheren: nilai RPN yang sama dapat dihasilkan oleh kombinasi S, O, dan D yang sangat berbeda dengan implikasi risiko yang sangat

berbeda pula; kepentingan relatif dari ketiga faktor tidak selalu proporsional; dan skala ordinal S, O, D diperlakukan seolah-olah bersifat cardinal dalam perhitungan. Mereka mengusulkan pendekatan yang mengintegrasikan teori prospek (prospect theory) dan integral Choquet untuk menghasilkan prioritas risiko yang lebih representatif sebuah inovasi yang relevan untuk konteks industri logam di mana profil risiko sering kali sangat asimetris.

Tabel 5. 1 Skala Referensi RPN untuk FMEA dalam Lingkungan Industri Logam

Nilai	Tingkat Keparahan (Severity)	Kemungkinan Kejadian (Occurrence)	Kemampuan Deteksi (Detection)
1	Tidak signifikan — tidak ada dampak	Sangat jarang (< 1 dalam 1.500.000)	Deteksi hampir pasti (≥ 98%)
2-3	Minor — dampak kecil terhadap proses	Jarang (1 dalam 150.000)	Deteksi sangat tinggi (95-97%)
4-6	Sedang — degradasi performa terukur	Sesekali (1 dalam 2.000)	Deteksi moderat (72-89%)
7-8	Tinggi — kegagalan fungsi utama	Sering (1 dalam 50)	Deteksi rendah (28-44%)
9-10	Sangat tinggi — kecelakaan / down*time* total	Sangat sering (> 1 dalam 10)	Hampir tidak terdeteksi (< 6%)

Dalam konteks industri logam, terdapat beberapa varian FMEA yang paling sering diterapkan. DFMEA (Design FMEA) digunakan pada fase perancangan sistem dan komponen baru, misalnya dalam merancang sistem roll *bearing* untuk *rolling mill* generasi baru. PFMEA (Process FMEA) menganalisis mode kegagalan dalam proses produksi dan operasi, seperti proses pengecoran kontinu (continuous casting) atau proses perlakuan panas (heat treatment). System FMEA menganalisis kegagalan

pada tingkat sistem terintegrasi yang lebih luas, misalnya sistem kontrol automasi blast furnace secara keseluruhan.

5.2.2 Tahapan Implementasi FMEA

Implementasi FMEA yang efektif dalam industri logam mengikuti serangkaian tahapan yang terstruktur dan saling berkaitan. Huang, Li, dan Liu (2017) dalam *Reliability engineering* & System Safety menekankan pentingnya konsistensi metodologi dalam seluruh tahapan FMEA untuk menghasilkan output yang dapat diandalkan dan dibandingkan antar sesi analisis.

1. **Perencanaan dan Pembentukan Tim Multidisiplin**: Tahapan pertama dimulai dengan mendefinisikan lingkup dan tujuan FMEA secara eksplisit. Tim yang efektif untuk FMEA dalam industri logam harus mencakup insinyur proses yang memahami kondisi operasi aktual, insinyur perawatan yang memiliki pengalaman historis kegagalan, operator mesin yang memiliki pengetahuan taktis tentang perilaku peralatan, insinyur kualitas yang memahami dampak kegagalan terhadap spesifikasi produk, dan manajer produksi yang dapat mengartikulasikan perspektif konsekuensi bisnis. Komposisi tim yang inklusif ini bukan hanya pilihan metodologis, tetapi juga investasi dalam kualitas hasil analisis.
2. **Dekomposisi Sistem dan Identifikasi Fungsi**: Sistem yang akan dianalisis misalnya unit *rolling mill* didekomposisi secara hierarkis ke dalam sub-sistem dan komponen-komponen penyusunnya menggunakan pendekatan *function* tree atau *Block* diagram. Setiap komponen kemudian didefinisikan fungsinya secara eksplisit: apa yang seharusnya dilakukan, dalam kondisi apa, dan dengan parameter kinerja seperti apa. Kejelasan definisi fungsi ini sangat penting karena mode kegagalan pada dasarnya adalah kegagalan sebuah komponen atau sistem untuk menjalankan fungsinya sesuai definisi tersebut.
3. **Identifikasi Mode Kegagalan Potensial**: Untuk setiap komponen dan setiap fungsinya, tim mengidentifikasi semua cara di mana fungsi tersebut dapat gagal. Sumber utama informasi untuk

tahapan ini mencakup: data historis kegagalan dari sistem CMMS, laporan insiden dan near-miss, hasil inspeksi dan pengujian kondisi, pengetahuan pakar tim yang berpengalaman, dan data dari peralatan serupa di industri yang sama atau berbeda. Dalam industri logam, database kegagalan yang kaya dan terstruktur merupakan aset berharga yang sering kali belum dimanfaatkan secara optimal.

4. **Analisis Efek Kegagalan**: Setiap mode kegagalan kemudian dianalisis dampaknya pada tiga tingkatan: efek lokal (pada komponen itu sendiri), efek sub-sistem (pada unit fungsional yang lebih besar), dan efek sistem atau proses (pada keseluruhan lini produksi dan produk akhir). Analisis efek yang cermat memerlukan pemahaman mendalam tentang interkoneksi antar komponen dan proses dalam lingkungan industri logam yang seringkali bersifat kontinu dan terintegrasi ketat.
5. **Penentuan Nilai S, O, dan D serta Perhitungan RPN**: Tim secara konsensus menentukan nilai S, O, dan D untuk setiap mode kegagalan berdasarkan panduan penilaian yang telah disepakati. Nilai-nilai ini kemudian digunakan untuk menghitung RPN. Penting untuk mendokumentasikan rasionalitas di balik setiap penilaian, bukan hanya nilai akhirnya, untuk memastikan konsistensi dan kemampuan audit metodologi.
6. **Penentuan Prioritas dan Perumusan Tindakan Mitigasi**: Mode kegagalan dengan RPN tertinggi atau dengan nilai S yang sangat tinggi (≥ 9) terlepas dari nilai RPN-nya mendapatkan prioritas penanganan tertinggi. Untuk setiap mode kegagalan prioritas tinggi, tim merumuskan tindakan spesifik yang dapat diterapkan untuk mengurangi nilai S, O, atau D. Tindakan ini dapat berupa modifikasi desain, perubahan prosedur operasi, penambahan kontrol atau sensor, atau peningkatan jadwal perawatan *preventif.*
7. **Implementasi, Evaluasi Ulang, dan Pembaruan Berkelanjutan**: FMEA bukanlah dokumen statis; ia harus diperbarui secara berkala dan setiap kali terjadi perubahan signifikan pada sistem, proses, atau kondisi operasi. Setelah tindakan mitigasi diimplementasikan, tim melakukan penilaian RPN ulang untuk

memverifikasi efektivitas tindakan dan mengidentifikasi apakah risiko residual masih dalam batas yang dapat diterima.

Tabel 5. 2 Contoh Worksheet FMEA untuk Peralatan Kritis Industri Logam

Komponen / Sub-sistem	Mode Kegagalan	Efek Lokal	Efek Sistem	S	Penyebab Potensial	O	Kontrol Saat Ini	D	RPN	Tindakan yang Direkomendasikan
Rolling mill — Sistem Reducer Gearbox	Kegagalan *bearing*	Vibrasi berlebihan, panas abnormal	Kerusakan gearbox total, down*time* akut	8	Kontaminasi pelumas, kelebihan beban	5	*Monitoring* vibrasi online	4	160	Pasang sensor vibrasi IoT + jadwal pelumasan ketat
Continuous Casting — Roll Segment	Retak termal (thermal fatigue)	Cacat permukaan pada billet	Produk reject, kerugian kualitas	7	Siklus termal berulang, pendinginan tidak merata	6	Inspeksi visual periodik	6	252	Inspeksi NDT ultrasonik + pergantian roll sesuai life-cycle
Electric Arc Furnace — Elektroda Grafit	Breakage elektroda	Penghentian mendadak proses peleburan	Down*time* EAF, kerugian produksi besar	9	Arus lebih, benturan mekanis	4	Pemeriksaan visual sebelum operasi	5	180	Sistem kontrol arus adaptif + SOP handling elektroda
Blast Furnace — Cooling Stave	Kebocoran sistem pendingin	*Over*heating dinding furnace	Kerusakan refraktori, risiko ledakan	10	Korosi pipa, tekanan berlebih	3	Sensor temperatur per zona	4	120	Inspeksi ultrasonik ketebalan pipa + alarm tekanan ganda
Hot *Rolling mill* — Work Roll	Spalling permukaan roll	Cacat garis pada lembaran baja	Kualitas produk menurun, penggantian roll tidak terjadwal	7	Beban siklus tinggi, kelelahan material	5	Sampling kualitas produk rutin	5	175	Eddy current testing periodik + optimasi jadwal roll change

5.2.3 Kelebihan dan Keterbatasan FMEA

Carpitella, Certa, Izquierdo, dan La Fata (2018) dalam *Reliability engineering* & System Safety melakukan kajian mendalam tentang kekuatan dan kelemahan metodologi FMEA, khususnya dalam konteks sistem industri yang kompleks. Synthesis dari penelitian mereka dan berbagai literatur lainnya mengidentifikasi profil kelebihan dan keterbatasan FMEA sebagai berikut.

Kelebihan FMEA:

- Pendekatan proaktif yang memungkinkan identifikasi dan penanganan risiko sebelum kegagalan terjadi, sangat sesuai untuk fase perancangan atau perombakan sistem peralatan industri logam.
- Menghasilkan dokumentasi terstruktur yang berfungsi sebagai basis pengetahuan institusional, memungkinkan transfer pengetahuan dari insinyur berpengalaman kepada generasi berikutnya.
- Memfasilitasi komunikasi lintas disiplin dan membangun shared understanding tentang profil risiko sistem di antara berbagai pemangku kepentingan dari insinyur hingga manajer.
- Fleksibel dan skalabel: dapat diterapkan pada komponen tunggal, sub-sistem, maupun sistem yang sangat kompleks seperti integrated steelmaking plant.
- Menyediakan dasar prioritasi yang terukur (RPN) untuk alokasi sumber daya perawatan yang terbatas.
- Dapat diintegrasikan dengan metodologi lain seperti RCM, FTA, dan manajemen kualitas (ISO 9001, IATF 16949).

Keterbatasan FMEA:

- Kelemahan fundamental RPN: nilai RPN yang sama dapat merepresentasikan profil risiko yang sangat berbeda. Misalnya, RPN 100 dapat berasal dari S=10, O=5, D=2 (kegagalan sangat

parah namun jarang dan mudah dideteksi) atau dari S=5, O=5, D=4 (kegagalan moderat, cukup sering, cukup sulit dideteksi) dua skenario yang memerlukan respons yang sangat berbeda.

- Ketergantungan yang besar pada subyektivitas tim dalam penentuan nilai S, O, D, yang dapat menghasilkan inkonsistensi antar sesi analisis atau antar tim yang berbeda.
- Tidak secara eksplisit menangani interaksi antar kegagalan (failure interactions) atau kegagalan bersamaan (simultaneous failures), yang justru sangat umum dalam sistem proses industri logam yang terintegrasi erat.
- Memerlukan waktu dan sumber daya yang signifikan, terutama untuk sistem yang sangat kompleks; dapat menjadi hambatan implementasi bagi perusahaan dengan sumber daya terbatas.
- Efektivitas sangat bergantung pada kualitas data historis kegagalan yang tersedia; tanpa database kegagalan yang komprehensif, penilaian O menjadi sangat spekulatif.

5.3 Root Cause Analysis (RCA)

5.3.1 Prinsip Kerja dan Landasan Teoritis

Root Cause Analysis (RCA) adalah metodologi investigasi sistematis yang bertujuan mengidentifikasi akar penyebab (root cause) dari suatu kegagalan, insiden, atau masalah yang telah terjadi, sehingga tindakan korektif yang tepat dapat dirumuskan untuk mencegah berulangnya kejadian serupa. Berbeda dengan FMEA yang bersifat proaktif, RCA pada dasarnya adalah pendekatan reaktif ia dimulai dari sebuah kegagalan yang telah terjadi dan bekerja mundur (retrospectively) untuk mengungkap rantai kausal yang mengarah pada kegagalan tersebut.

Filosofi inti dari RCA didasarkan pada pemahaman bahwa setiap kegagalan memiliki lapisan-lapisan penyebab yang bersifat hierarkis. Pada lapisan terluar terdapat gejala (symptoms) yang terlihat misalnya getaran berlebihan pada motor penggerak rolling mill. Di balik gejala ini terdapat penyebab langsung (direct cause) misalnya kegagalan *bearing*. Di balik penyebab langsung terdapat penyebab yang berkontribusi

(contributing causes) misalnya kontaminasi pelumas. Dan pada lapisan terdalam terdapat akar penyebab (root causes) mungkin prosedur penggantian segel yang tidak memadai, atau spesifikasi viskositas pelumas yang tidak sesuai dengan kondisi operasi. RCA berambisi untuk menembus semua lapisan ini hingga mencapai akar penyebab yang paling fundamental.

Terdapat tiga kategori akar penyebab yang umumnya diidentifikasi dalam RCA komprehensif. Akar penyebab fisik merujuk pada kondisi material atau mekanis yang langsung menyebabkan kegagalan kelelahan material, korosi, keausan, kegagalan geometris. Akar penyebab manusia merujuk pada tindakan atau kelalaian manusia yang berkontribusi pada kegagalan kesalahan prosedural, keputusan yang tidak tepat, training yang tidak memadai. Akar penyebab laten atau sistemik merujuk pada kelemahan dalam sistem manajemen, budaya organisasi, atau desain proses yang menciptakan kondisi yang memungkinkan terjadinya kegagalan kekurangan dalam prosedur, insentif yang tidak selaras, tekanan produksi yang mengalahkan kepatuhan terhadap prosedur keselamatan.

Dinmohammadi dan Shafiee (2013) dalam International Journal of Prognostics and Health Management menggarisbawahi bahwa RCA yang efektif dalam industri energi dan manufaktur berat tidak hanya mengidentifikasi penyebab teknis kegagalan, tetapi juga penyebab organisasional dan sistemik yang memungkinkan kegagalan teknis tersebut terjadi tanpa terdeteksi atau dicegah lebih awal. Pandangan ini sangat relevan untuk industri logam, di mana tekanan produksi yang tinggi seringkali menciptakan insentif untuk menunda atau meminimalkan aktivitas perawatan.

5.3.2 Tahapan Implementasi RCA

Implementasi RCA yang efektif dalam industri logam mengikuti sebuah proses investigasi yang sistematis, yang dapat diadaptasi dari berbagai *Framework* yang telah mapan, termasuk metode 5-Why, Ishikawa (Fishbone) Diagram, dan Apollo Root Cause Analysis. Berikut adalah tahapan yang komprehensif:

1. **Pendefinisian Masalah (Problem Definition)**: Langkah pertama yang kritis adalah mendefinisikan masalah yang akan diinvestigasi dengan sangat spesifik. Definisi yang baik mencakup: apa yang terjadi (what), di mana terjadi (where), kapan terjadi (when), seberapa parah dampaknya (how significant). Dalam industri logam, definisi masalah yang jelas sangat penting karena kegagalan seringkali bersifat kasual sebuah kegagalan *bearing* dapat memicu kerusakan pada komponen-komponen lain dalam rantai transmisi daya, sehingga tim investigasi perlu memastikan mereka menganalisis kegagalan yang tepat, bukan sekadar gejala sekunder.
2. **Pengumpulan Data dan Bukti (Evidence Collection)**: Segera setelah kegagalan terjadi, tim investigasi harus mengamankan dan mendokumentasikan semua bukti yang relevan sebelum ia hilang atau terdegradasi. Dalam industri logam, bukti ini dapat mencakup: foto dan dokumentasi visual kondisi komponen yang gagal, data sensor dan log sistem *monitoring* kondisi (bila tersedia), rekam jejak produksi dan parameter operasi sebelum kegagalan, sampel material untuk analisis metalurgis, laporan perawatan terkini, dan kesaksian langsung dari operator dan teknisi yang hadir saat kegagalan terjadi. Kualitas RCA sangat ditentukan oleh kelengkapan dan keakuratan pengumpulan bukti pada tahapan ini.
3. **Rekonstruksi *Time*line Kejadian**: Tim kemudian merekonstruksi urutan kronologis kejadian yang mengarah pada kegagalan apa yang terjadi, dalam urutan apa, dan dalam rentang waktu seperti apa. *Time*line ini membantu mengidentifikasi titik-titik kritis di mana intervensi yang tepat mungkin dapat mencegah eskalasi menuju kegagalan penuh. Rekonstruksi yang akurat seringkali memerlukan integrasi data dari berbagai sumber: data SCADA (Supervisory Control and Data Acquisition), log CMMS, dan testimony dari personel.
4. **Analisis Penyebab dengan Metode 5-Why dan Fishbone**: Teknik 5-Why melibatkan pertanyaan berulang "mengapa?" terhadap setiap penyebab yang teridentifikasi hingga akar penyebab yang paling fundamental ditemukan. Dalam praktiknya, jumlah pertanyaan "mengapa" dapat lebih atau kurang dari lima;

yang penting adalah bahwa pertanyaan terus diajukan hingga tim mencapai level penyebab di mana perubahan sistemis yang bermakna dapat dilakukan. Diagram Ishikawa (Fishbone) melengkapi metode 5-Why dengan menyediakan kerangka visual untuk mengkategorikan penyebab-penyebab potensial ke dalam kategori-kategori seperti: Mesin (Machine), Manusia (Man), Material, Metode (Method), Lingkungan (Environment), dan Pengukuran (Measurement).

5. **Identifikasi dan Verifikasi Akar Penyebab**: Dari analisis 5-Why dan Fishbone, tim mengidentifikasi kandidat akar penyebab penyebab-penyebab yang paling fundamental dan yang, jika dihilangkan atau dikendalikan, akan mencegah kegagalan serupa di masa depan. Kandidat akar penyebab ini kemudian diverifikasi melalui analisis empiris, uji logika kausal (apakah penghapusan penyebab ini benar-benar akan mencegah kegagalan?), dan konfirmasi dengan data atau pengujian bila memungkinkan.
6. **Perumusan Tindakan Korektif dan Pencegahan**: Untuk setiap akar penyebab yang terverifikasi, tim merumuskan tindakan korektif yang spesifik, terukur, dapat dicapai, relevan, dan terikat waktu (SMART). Penting untuk membedakan antara tindakan korektif yang hanya menangani gejala (misalnya mengganti komponen yang gagal) dengan tindakan korektif yang menangani akar penyebab (misalnya merevisi prosedur pelumasan, meningkatkan training operator, atau memodifikasi desain sistem pendinginan). Industri logam yang efektif membangun sistem pelacakan tindakan korektif yang memastikan setiap rekomendasi RCA diimplementasikan dan efektivitasnya diverifikasi.
7. **Dokumentasi, Diseminasi, dan Pembelajaran Institusional**: Laporan RCA yang komprehensif didokumentasikan dan didiseminasikan kepada semua pemangku kepentingan yang relevan tidak hanya kepada mereka yang langsung terlibat dalam insiden, tetapi juga kepada tim di fasilitas atau lini produksi lain yang mengoperasikan peralatan serupa. Praktik pembelajaran institusional (organizational learning) dari investigasi kegagalan adalah salah satu cara paling efektif untuk mencegah pengulangan

pola kegagalan yang sama di seluruh organisasi industri logam yang kompleks.

5.3.3 Kelebihan dan Keterbatasan RCA

Kelebihan RCA:

- Menghasilkan pemahaman mendalam tentang mekanisme kegagalan aktual yang telah terjadi, berdasarkan data dan bukti nyata daripada spekulasi hipotetis.
- Mampu mengidentifikasi penyebab sistemik dan organisasional yang seringkali tersembunyi di balik kegagalan teknis yang terlihat, membuka peluang perbaikan yang jauh lebih bermakna dan berkelanjutan.
- Relatif mudah diterapkan tanpa memerlukan keahlian matematika atau komputasi yang canggih; dapat dilaksanakan oleh tim operasional dengan panduan metodologis yang baik.
- Membangun budaya pembelajaran dan pertanggungjawaban organisasional yang, dalam jangka panjang, sangat berdampak pada penurunan frekuensi kegagalan berulang.
- Meningkatkan kepercayaan dan kepuasan pemangku kepentingan (manajemen, operator, pelanggan) karena menunjukkan komitmen terhadap pemahaman dan pencegahan kegagalan yang serius.

Keterbatasan RCA:

- Sifatnya yang reaktif berarti bahwa RCA selalu dilaksanakan setelah kegagalan dan konsekuensinya telah terjadi; potensi kerugian yang diakibatkan oleh kegagalan yang diinvestigasi tidak dapat dihindari.
- Efektivitas RCA sangat bergantung pada kualitas dan kelengkapan bukti yang berhasil dikumpulkan; dalam banyak kasus industri logam, bukti-bukti kritis mungkin telah terdegradasi atau hilang sebelum investigasi dimulai.
- Rentan terhadap bias konfirmasi (confirmation bias) dan tunnel vision apabila tim investigasi terlalu cepat berfokus pada hipotesis penyebab tertentu dan mengabaikan alternatif.

- Tidak menyediakan kuantifikasi probabilistik dari risiko residual setelah implementasi tindakan korektif; sulit untuk secara objektif mengevaluasi apakah risiko telah berkurang ke level yang dapat diterima.
- Dalam industri logam dengan proses yang sangat kompleks dan terintegrasi, identifikasi akar penyebab tunggal seringkali bersifat penyederhanaan yang berlebihan; banyak kegagalan memiliki akar penyebab yang bersifat multifaktorial dan berinteraksi secara non-linear.

5.4 Fault Tree Analysis (FTA)

5.4.1 Prinsip Kerja dan Landasan Teoritis

Fault Tree Analysis (FTA) adalah metode analisis deduktif kuantitatif yang pertama kali dikembangkan oleh H.A. Watson di Bell Telephone Laboratories pada tahun 1961 untuk program rudal Minuteman, dan kemudian diadopsi secara luas oleh industri nuklir, penerbangan, kimia, dan manufaktur. Kabir (2017) dalam Expert Systems with Applications menyajikan tinjauan komprehensif tentang perkembangan FTA, mendeskripsikannya sebagai metodologi yang memungkinkan analis untuk secara sistematis mengidentifikasi dan merepresentasikan kombinasi kegagalan komponen atau peristiwa yang dapat menyebabkan terjadinya peristiwa kegagalan tingkat sistem yang tidak diinginkan (top event).

Secara struktural, fault tree adalah diagram logika Boolean yang berbentuk pohon yang dimulai dari top event peristiwa kegagalan sistem yang paling tidak diinginkan dan paling kritis yang menjadi fokus analisis. Dari top event ini, analisis berkembang ke bawah secara deduktif (top-down) melalui serangkaian peristiwa perantara (intermediate events) dan gerbang logika (logic gates) hingga mencapai basic events kegagalan komponen dasar atau kondisi dasar yang tidak dapat didekomposisi lebih lanjut.

Ruijters dan Stoelinga (2015) dalam Computer Science *Review* menggarisbawahi bahwa kekuatan fundamental FTA terletak pada kemampuannya untuk menghubungkan perilaku komponen-level dengan keandalan sistem-level melalui *Framework* matematika yang koheren. Dengan mengasumsikan bahwa basic events mengikuti distribusi kegagalan tertentu (eksponensial, Weibull, atau lainnya), probabilitas top event dapat dihitung secara analitis atau numeris, memberikan ukuran kuantitatif dari risiko sistem yang tidak dapat diperoleh dari FMEA atau RCA konvensional.

Konsep kritis dalam FTA adalah minimal cut sets (MCS) kumpulan minimum basic events yang, jika semuanya terjadi secara bersamaan, akan mengakibatkan terjadinya top event. Identifikasi MCS sangat penting dalam industri logam karena: (1) MCS yang beranggotakan satu basic event (*Single*-point failures) mengidentifikasi komponen kritis yang kegagalannya saja sudah cukup untuk menyebabkan kegagalan sistem target prioritas pertama untuk redundansi atau penguatan; (2) MCS memberikan dasar yang rasional untuk alokasi sumber daya perawatan dan pengujian komponen yang muncul dalam banyak MCS mendapatkan prioritas lebih tinggi.

Yazdi dan Kabir (2017) dalam Process Safety and Environmental Protection mengembangkan pendekatan fuzzy Bayesian network untuk analisis risiko dalam industri proses yang mengintegrasikan FTA dengan ketidakpastian epistemik ketidakpastian yang timbul dari keterbatasan pengetahuan daripada variabilitas inherent. Pendekatan ini sangat relevan untuk industri logam di mana data kegagalan historis seringkali tidak lengkap atau tidak representatif, sehingga estimasi probabilitas basic events mengandung ketidakpastian yang signifikan.

Tabel 5. 3 Simbol Gate dalam Fault Tree Analysis (FTA) dan Definisinya

Simbol Gate	Nama	Logika Boolean	Deskripsi
AND Gate	Gerbang DAN	P(A ∩ B)	Output terjadi hanya jika semua input terjadi secara bersamaan
OR Gate	Gerbang ATAU	P (A ∪ B)	Output terjadi jika salah satu atau lebih input terjadi
INHIBIT Gate	Gerbang HAMBAT	P (A | C)	Output terjadi jika input terjadi dan kondisi tertentu terpenuhi
XOR Gate	Gerbang EKSKLUSIF	P (A ⊕ B)	Output terjadi jika tepat satu input terjadi (bukan keduanya)
PRIORITY AND	DAN Prioritas	P (A sebelum B)	Output terjadi jika semua input terjadi dalam urutan tertentu

Secara matematis, probabilitas top event untuk sistem sederhana dapat dihitung menggunakan struktur Boolean. Untuk gerbang OR (Penyebab A ATAU B):

$$\mathbf{P(Top) = P(A) + P(B) - P(A) \times P(B)}$$

Untuk gerbang AND (Penyebab A DAN B asumsi independen):

$$\mathbf{P(Top) = P(A) \times P(B)}$$

Dalam sistem industri logam yang nyata, fault tree dapat mencapai ratusan atau bahkan ribuan node, sehingga analisis manual menjadi tidak praktis. Perangkat lunak FTA seperti OpenFTA, CAFTA, atau ITEM Toolkit digunakan untuk mengotomatisasi identifikasi MCS dan perhitungan probabilitas, termasuk analisis sensitivitas untuk mengidentifikasi basic events yang paling berkontribusi pada probabilitas top event.

5.4.2 Tahapan Implementasi FTA

1. **Pendefinisian Top Event**: Langkah pertama dan paling kritis adalah mendefinisikan top event dengan sangat presisi. Top event harus merupakan peristiwa kegagalan spesifik yang ingin dicegah, misalnya: "Kegagalan total sistem pendinginan blast furnace dalam kondisi operasi normal" atau "Kerusakan

catastrophic pada work roll *rolling mill* yang menyebabkan down*time* lebih dari 8 jam". Definisi yang ambigu akan menghasilkan fault tree yang tidak terfokus dan sulit diinterpretasikan.

2. **Pengumpulan Informasi Sistem**: Analis mengumpulkan semua informasi yang relevan tentang sistem yang akan dianalisis: diagram P&ID (Piping and Instrumentation Diagram), spesifikasi teknis komponen, data reliabilitas komponen (dari manual produsen atau database industri seperti MIL-HDBK-217, OREDA), logika kontrol sistem, dan prosedur operasi standar. Dalam industri logam, sumber informasi ini seringkali tersebar di berbagai departemen dan sistem, sehingga koordinasi lintas fungsi menjadi penting.
3. **Konstruksi Fault Tree Secara Deduktif**: Dimulai dari top event, analis mengajukan pertanyaan: "Dalam kondisi apa atau karena apa top event dapat terjadi?" Jawaban-jawaban ini membentuk level pertama intermediate events yang terhubung ke top event melalui gerbang logika yang sesuai (AND atau OR). Proses deduktif ini kemudian diulang secara rekursif untuk setiap intermediate event hingga mencapai basic events yang merupakan kegagalan komponen dasar yang dapat dikarakterisasi dengan data probabilistik. Konvensi standar IEC 61025 digunakan untuk simbol dan notasi diagram.
4. **Analisis Kualitatif Identifikasi Minimal Cut Sets**: Menggunakan algoritma Boolean (seperti algoritma Fussell-Vesely), analis mengidentifikasi semua minimal cut sets dari fault tree. Setiap MCS merepresentasikan sebuah "jalur kegagalan" minimum yang, jika semua anggotanya terjadi, akan menyebabkan top event. MCS yang berisi satu basic event adalah *Single*-point failure kerentanan kritis yang harus segera ditangani dengan redundansi atau penguatan.
5. **Analisis Kuantitatif Perhitungan Probabilitas dan Importance Measures**: Menggunakan data reliabilitas komponen, probabilitas setiap basic event dikuantifikasi. Kemudian, menggunakan logika Boolean atau pendekatan Monte Carlo, probabilitas top event dihitung. Importance

measures seperti Birnbaum Importance, Criticality Importance, dan Fussell-Vesely Importance dihitung untuk setiap basic event, memberikan ukuran terukur tentang seberapa besar kontribusi kegagalan setiap komponen terhadap probabilitas top event.

6. **Interpretasi Hasil dan Rekomendasi Desain atau Perawatan**: Hasil analisis FTA MCS, probabilitas top event, dan importance measures diinterpretasikan untuk menghasilkan rekomendasi konkret. Komponen dengan importance measure tinggi menjadi kandidat prioritas untuk: penambahan redundansi sistem, peningkatan frekuensi inspeksi dan pengujian, upgrade ke komponen dengan reliabilitas lebih tinggi, atau penambahan sistem deteksi dan alarm dini.

5.4.3 Kelebihan dan Keterbatasan FTA

Kelebihan FTA:

- Menyediakan representasi visual yang sistematis dan komprehensif dari semua jalur kegagalan yang dapat menyebabkan kegagalan sistem kritis sangat berharga untuk komunikasi dengan manajemen dan *regulator*.
- Mampu menghasilkan kuantifikasi probabilistik yang rigor dari risiko sistem, memberikan dasar objektif untuk pengambilan keputusan tentang tingkat investasi yang tepat dalam pengamanan dan redundansi sistem.
- Secara eksplisit mengidentifikasi *Single*-point failures dan komponen kritis melalui analisis minimal cut sets informasi yang tidak dapat diperoleh dari FMEA atau RCA dengan mudah.
- Mendukung optimasi biaya: importance measures memungkinkan alokasi sumber daya perawatan dan pengujian yang diprioritaskan berdasarkan kontribusi komponen terhadap risiko sistem, bukan berdasarkan intuisi atau konvensi.
- Dapat mengakomodasi kegagalan yang bersifat dependen dan berinteraksi (common cause failures) melalui ekstensi seperti CCF analysis, yang sangat penting untuk sistem industri logam yang

beroperasi dalam lingkungan dengan kondisi ekstrem bersama (panas tinggi, getaran, debu).

Keterbatasan FTA:

- Kompleksitas konstruksi dan analisis yang tinggi; memerlukan keahlian teknis yang mendalam dan perangkat lunak khusus untuk sistem yang besar. Investasi waktu dan sumber daya yang signifikan dapat menjadi hambatan bagi perusahaan industri logam yang lebih kecil.
- Mengasumsikan bahwa basic events bersifat biner (gagal atau tidak gagal), yang merupakan penyederhanaan yang tidak selalu realistis untuk komponen yang mengalami degradasi gradual kondisi yang sangat umum pada komponen mekanis dalam industri logam.
- Akurasi analisis kuantitatif sangat bergantung pada ketersediaan dan keandalan data reliabilitas komponen. Data dari database internasional (OREDA, MIL-HDBK) mungkin tidak representatif untuk kondisi operasi spesifik industri logam di iklim tropis atau dengan bahan baku lokal.
- Tidak secara inheren mempertimbangkan faktor manusia dan organisasional; faktor-faktor ini harus di*Model*kan secara terpisah (misalnya menggunakan Human *Reliability* Analysis) dan diintegrasikan ke dalam fault tree, menambah kompleksitas analisis.
- Pohon kesalahan yang besar dapat menjadi sulit untuk dipahami dan dikomunikasikan, mengurangi nilai praktisnya sebagai alat komunikasi risiko.

5.5 Analisis Komparatif: FMEA, RCA, dan FTA

Pemahaman tentang ketiga metodologi analisis kegagalan ini akan sangat diperdalam apabila kita tidak hanya memahami masing-masing secara individual, tetapi juga bagaimana mereka berkomparasi dan, lebih penting lagi, bagaimana mereka dapat saling melengkapi dalam strategi

analisis kegagalan yang terintegrasi. Tabel 5.4 berikut menyajikan perbandingan multidimensi dari ketiga metode tersebut.

Tabel 5. 4 Analisis Komparatif FMEA, RCA, dan FTA dalam Konteks Industri Logam

Kriteria	FMEA	RCA	FTA
Pendekatan	Proaktif/Prospektif	Reaktif/Retrospektif	Proaktif & Reaktif
Fokus Utama	Identifikasi mode kegagalan potensial	Investigasi kegagalan yang telah terjadi	Pemetaan rantai logika kegagalan
Arah Analisis	Bottom-up (komponen ke sistem)	Investigasi penyebab mendalam	Top-down (sistem ke komponen)
Output Primer	RPN dan prioritas tindakan	Penyebab akar dan rekomendasi	Probabilitas kegagalan sistem
Kuantifikasi	Semi-kuantitatif (RPN)	Kualitatif dominan	Kuantitatif (probabilitas)
Kompleksitas	Sedang	Rendah-Sedang	Tinggi
Sumber Daya	Tim multidisiplin	Tim investigasi	Ahli matematika + insinyur
Cocok untuk	Desain dan perencanaan	Investigasi insiden	Sistem kritis kompleks
Standar terkait	SAE J1739, IEC 60812	ISO 9000, AS 9100	IEC 61025, MIL-HDBK-1629

Dari perspektif integrasi metodologis, ketiga metode ini dapat dan idealnya harus digunakan secara komplementer dalam program analisis kegagalan yang komprehensif. FMEA paling efektif digunakan pada fase perancangan atau perencanaan sistem, mengidentifikasi potensi risiko sebelum peralatan dioperasikan. FTA memberikan kedalaman kuantitatif untuk peralatan kritis yang memerlukan justifikasi berbasis probabilitas

untuk keputusan redundansi dan investasi. RCA kemudian mengisi peran investigatif ketika kegagalan benar-benar terjadi, memperkaya pemahaman tentang realitas kegagalan yang mungkin berbeda dari yang diprediksi oleh FMEA atau FTA.

Pola integrasi yang semakin banyak diadopsi dalam industri logam canggih adalah: FMEA untuk identifikasi awal risiko → FTA untuk kuantifikasi risiko pada kegagalan kritis → RCA untuk investigasi kegagalan aktual → hasil RCA digunakan untuk memperbarui FMEA dan FTA dengan data kegagalan nyata, menciptakan siklus pembelajaran yang berkelanjutan.

5.6 Analisis Kritis dan Relevansi bagi Industri Logam Indonesia

5.6.1 Tantangan Implementasi di Industri Logam

Tinjauan kritis terhadap literatur dan praktik industri mengungkapkan bahwa meskipun ketiga metodologi analisis kegagalan ini telah mapan secara teoretis dan terbukti efektif dalam banyak konteks industri global, terdapat kesenjangan yang signifikan antara potensi metodologis dan realitas implementasi, terutama dalam konteks industri logam di negara berkembang termasuk Indonesia.

Pertama, masalah ketersediaan data yang merupakan fondasi dari analisis kegagalan yang berkualitas. Implementasi FMEA yang efektif memerlukan data historis kegagalan yang terstruktur dan komprehensif; FTA kuantitatif memerlukan data reliabilitas komponen yang akurat; dan RCA memerlukan rekam jejak kejadian yang lengkap. Namun, banyak perusahaan industri logam di Indonesia terutama yang berskala menengah belum memiliki sistem CMMS (Computerized *Maintenance* Management System) yang terintegrasi dan konsisten dalam pencatatan kegagalan. Akibatnya, analisis kegagalan yang dilakukan seringkali harus bergantung pada pengetahuan tacit (tidak tertulis) dari teknisi berpengalaman, yang rentan hilang karena pergantian personel dan tidak dapat disistematisasi untuk keperluan analisis.

Kedua, masalah kompetensi sumber daya manusia. Ketiga metodologi, terutama FTA kuantitatif, memerlukan kombinasi keahlian yang tidak trivial: pemahaman teknik mendalam tentang peralatan dan proses industri logam, pemahaman konsep probabilitas dan statistik, kemampuan berpikir sistemis dan analitis, serta keterampilan fasilitasi tim untuk metodologi yang bersifat kolaboratif seperti FMEA dan RCA. Kombinasi kompetensi ini tidak selalu tersedia di departemen perawatan industri logam Indonesia, yang seringkali menghadapi tekanan untuk memprioritaskan kegiatan operasional langsung daripada analisis sistematis.

Ketiga, masalah budaya organisasional. Dalam banyak perusahaan industri logam, terutama yang beroperasi di bawah tekanan target produksi yang tinggi, terdapat budaya implisit yang menempatkan kegiatan analisis kegagalan sebagai "kemewahan" yang dilakukan hanya ketika waktu dan sumber daya tersedia yang artinya hampir tidak pernah. Investasi waktu dan sumber daya dalam FMEA proaktif atau investigasi RCA yang komprehensif seringkali sulit dijustifikasi kepada manajemen yang lebih memrioritaskan metrik produksi jangka pendek. Perubahan budaya ini memerlukan intervensi dari tingkat kepemimpinan senior yang memahami dan berkomitmen pada nilai jangka panjang dari manajemen kegagalan yang sistematis.

5.6.2 Peluang Strategis: Integrasi dengan Teknologi Industri 4.0

Di tengah tantangan-tantangan tersebut, perkembangan teknologi Industri 4.0 membuka peluang yang sangat signifikan untuk meningkatkan efektivitas metodologi analisis kegagalan dalam industri logam. Liu, You, Shan, dan Shang (2019) dalam Soft Computing mengembangkan pendekatan FMEA berbasis intuitionistic fuzzy sets yang mampu menangani ketidakpastian dan ambiguitas dalam penilaian risiko dengan lebih akurat dibandingkan pendekatan konvensional sebuah inovasi yang sangat relevan untuk kondisi di mana data historis yang lengkap tidak tersedia.

Integrasi sensor IoT dan sistem *monitoring* kondisi *real-time* dengan analisis kegagalan menciptakan paradigma baru yang dapat disebut "dynamic failure analysis" kemampuan untuk memperbarui

Model risiko FMEA dan FTA secara kontinyu berdasarkan data kondisi aktual peralatan, bukan hanya berdasarkan data statis historis. Gao, Cecati, dan Ding (2015) dalam IEEE Transactions on Industrial Electronics menyajikan survey komprehensif tentang metode diagnosis kesalahan berbasis sinyal dan *Model* yang dapat diintegrasikan dengan *Framework* analisis kegagalan tradisional untuk menghasilkan sistem peringatan dini yang adaptif.

Peng, Dong, dan Zuo (2010) dalam International Journal of Advanced Manufacturing Technology mengulas status perkembangan machine prognostics dalam konteks *Condition-Based Maintenance* dan mengidentifikasi bahwa integrasi data sensor dengan *Model* fisika kegagalan (physics-of-failure *Model*s) merupakan pendekatan yang paling menjanjikan untuk prediksi keandalan komponen dalam kondisi operasi yang bervariasi kondisi yang sangat umum dalam proses produksi industri logam dengan variasi bahan baku, beban produksi, dan kondisi lingkungan yang tinggi.

Dalam konteks spesifik industri logam Indonesia, beberapa peluang strategis dapat diidentifikasi. Pertama, program hilirisasi mineral yang sedang digalakkan pemerintah menciptakan gelombang investasi dalam fasilitas produksi logam baru kesempatan ideal untuk mengimplementasikan FMEA sejak fase desain, membangun fondasi analisis kegagalan yang kuat sebelum operasi dimulai. Kedua, konsolidasi industri logam nasional menciptakan skala ekonomi yang memungkinkan investasi dalam sistem CMMS yang terintegrasi dan platform analitik yang sebelumnya hanya terjangkau oleh perusahaan multinasional besar. Ketiga, meningkatnya ketersediaan ahli data (data scientist) dan insinyur dengan kompetensi analitik melalui ekspansi program pendidikan vokasi dan sarjana terkait menciptakan pool talenta yang dapat mendukung implementasi metode analisis kegagalan yang lebih canggih.

5.6.3 Studi Kasus Aplikasi Terintegrasi Sistem Electric Arc Furnace

Untuk mengilustrasikan bagaimana FMEA, RCA, dan FTA dapat diterapkan secara terintegrasi dalam konteks industri logam nyata, berikut disajikan scenario aplikasi pada sistem Electric Arc Furnace (EAF)

komponen kritis dalam produksi baja berbasis scrap yang semakin banyak dioperasikan di Indonesia.

Fase 1 FMEA Proaktif saat Commissioning: Pada saat EAF baru dicommission, tim multidisiplin melaksanakan FMEA sistematis yang mengidentifikasi 47 mode kegagalan potensial pada sub-sistem kritis: sistem elektroda (kegagalan pengatur, retak elektroda), sistem transformator (*over*heating, kegagalan isolasi), sistem pendinginan panel (kebocoran, tersumbat), dan sistem kontrol (kegagalan sensor, software fault). Mode kegagalan dengan RPN tertinggi kegagalan sistem pendinginan panel yang dapat menyebabkan catastrophic failure furnace dengan RPN 448 (S=8, O=7, D=8) mendapat prioritas penanganan melalui penambahan sensor *monitoring* temperature panel dengan alarm redundan.

Fase 2 FTA untuk Kegagalan Kritis: Untuk top event "Catastrophic *Over*heating Panel EAF", FTA mengidentifikasi tiga minimal cut sets kritis: (1) kegagalan pompa sirkulasi air tunggal, (2) simultaneous failure sensor temperatur dan sistem alarm, dan (3) kegagalan katup solenoid ditambah kegagalan operator untuk merespons alarm manual. Hasil analisis menunjukkan bahwa probabilitas top event sebesar $2{,}3 \times 10^{-4}$ per heat (sekitar 1 kejadian setiap 4.300 heat) nilai yang dianggap tidak dapat diterima oleh manajemen risiko dan mendorong keputusan untuk menambah pompa sirkulasi redundan.

Fase 3 RCA setelah Insiden: Delapan bulan setelah commissioning, EAF mengalami kerusakan panel pendinginan yang menyebabkan down*time* 18 jam. Investigasi RCA dengan metode 5-Why mengungkapkan bahwa akar penyebab bukan kegagalan mekanis pompa (yang telah diperkuat dengan redundansi), tetapi tersumbatnya strainer filter air pendinginan oleh kerak yang tidak dibersihkan sesuai jadwal penyebab yang tidak terantisipasi dalam FMEA awal. Temuan RCA ini kemudian digunakan untuk memperbarui FMEA dengan tambahan mode kegagalan baru (penyumbatan strainer) dan memperbarui FTA dengan basic event baru, menghasilkan *Model* risiko yang lebih representatif.

Siklus FMEA → FTA → RCA → pembaruan FMEA/FTA ini mengilustrasikan bagaimana ketiga metode bekerja secara sinergis: FMEA dan FTA memberikan *Roadmap* risiko yang komprehensif, sementara RCA mengisi kesenjangan pengetahuan dengan data kegagalan aktual, terus memperbaiki kualitas *Model* risiko dari waktu ke waktu.

5.7 Integrasi Metode Analisis Kegagalan dengan Sistem Manajemen Perawatan *Modern*

Efektivitas tertinggi dari metodologi analisis kegagalan tidak dicapai ketika ia diterapkan sebagai latihan analitis yang terisolasi, melainkan ketika ia diintegrasikan secara organik ke dalam keseluruhan sistem manajemen perawatan yang lebih luas. Integrasi ini mencakup beberapa dimensi yang saling memperkuat.

Integrasi dengan CMMS (Computerized *Maintenance* Management System): Hasil FMEA daftar mode kegagalan dengan RPN dan tindakan pencegahan yang direkomendasikan dapat secara langsung diterjemahkan ke dalam task list perawatan *preventif* yang diprogram ke dalam CMMS. Setiap kali sebuah insiden dicatat dalam CMMS, sistem dapat secara otomatis menghubungkan insiden tersebut dengan mode kegagalan yang relevan dalam database FMEA, memfasilitasi pembaruan nilai O (Occurrence) secara berbasis data. RCA yang dilaksanakan melalui CMMS memastikan bahwa temuan investigasi terdokumentasi dan dapat diakses oleh seluruh tim perawatan.

Integrasi dengan Condition *Monitoring* dan IoT: Data dari sistem *monitoring* kondisi *real-time* sensor vibrasi, temperature, arus, dan parameter proses dapat digunakan untuk memperbarui secara dinamis probabilitas basic events dalam FTA. Ketika sensor mendeteksi degradasi kondisi komponen yang mendekati *threshold* kegagalan, sistem dapat secara otomatis meningkatkan prioritas work order perawatan berdasarkan peningkatan probabilitas top event yang terhitung. Moura *et al*. (2011) dalam *Reliability engineering* & System Safety mengembangkan pendekatan support vector machine untuk prediksi keandalan berbasis

time series data sensor, yang dapat diintegrasikan dengan *Framework* FTA untuk menghasilkan sistem peringatan dini kegagalan yang dinamis.

Integrasi dengan *Reliability*-Centered *Maintenance* (RCM): RCM adalah methodology yang secara eksplisit menggunakan output FMEA sebagai input utamanya untuk menentukan strategi perawatan yang optimal untuk setiap mode kegagalan. FMEA mengidentifikasi mode kegagalan dan efeknya; RCM kemudian menggunakan informasi ini untuk menentukan apakah mode kegagalan tertentu paling baik ditangani melalui scheduled *Maintenance*, condition *monitoring*, redesign, atau diterima sebagai risiko residual berdasarkan analisis konsekuensi. Integrasi FMEA-RCM adalah salah satu *Framework* manajemen perawatan paling komprehensif yang tersedia dan semakin banyak diadopsi oleh industri logam kelas dunia.

Integrasi dengan *Digital twin*: Teknologi *digital twin* replika virtual *real-time* dari sistem fisik yang mengintegrasikan data sensor, *Model* fisika, dan kecerdasan buatan membuka dimensi baru dalam aplikasi analisis kegagalan. Fault tree dapat di*Model*kan dalam lingkungan *digital twin*, memungkinkan simulasi skenario kegagalan tanpa risiko terhadap peralatan nyata. Perubahan kondisi operasi dapat secara otomatis memperbarui probabilitas dalam FTA digital, memberikan pandangan risiko dinamis yang belum pernah ada sebelumnya. Meskipun teknologi *digital twin* untuk industri logam masih dalam fase adopsi awal, perusahaan-perusahaan pelopor seperti ArcelorMittal dan Nippon Steel telah melaporkan hasil yang sangat menjanjikan dari implementasi awal sistem ini.

REFERENSI

Aven, T. (2016). Risk assessment and risk management: *Review* of recent advances on their foundation. European Journal of Operational Research, 253(1), 1–13. https://doi.org/10.1016/j.ejor.2016.02.063

Carpitella, S., Certa, A., Izquierdo, J., & La Fata, C. M. (2018). A combined multi-criteria approach to support FMECA analyses: A *real*-world case study. *Reliability engineering* & System Safety, 169, 394–402. https://doi.org/10.1016/j.ress.2017.09.017

Chanamool, N., & Naenna, T. (2016). Fuzzy FMEA application to improve decision-making process in an emergency department. Applied Soft Computing, 43, 441–453. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2016.01.007

Dinmohammadi, F., & Shafiee, M. (2013). A fuzzy-FMEA risk assessment approach for offshore wind turbines. International Journal of Prognostics and Health Management, 4(2), 1–10. https://doi.org/10.36001/ijphm.2013.v4i2.2151

Gao, Z., Cecati, C., & Ding, S. X. (2015). A survey of fault diagnosis and fault-tolerant techniques — Part I: Fault diagnosis with *Model*-based and signal-based approaches. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 62(6), 3757–3767. https://doi.org/10.1109/TIE.2015.2417501

Huang, J., Li, Z., & Liu, H. C. (2017). New approach for failure mode and effect analysis using linguistic distribution assessments and TODIM method. *Reliability engineering* & System Safety, 167, 302–309. https://doi.org/10.1016/j.ress.2017.06.014

Kabir, S. (2017). An *over*view of fault tree analysis and its application in *Model* based dependability analysis. Expert Systems with Applications, 77, 114–135. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.01.058

Liu, H. C., Liu, L., & Liu, N. (2013). Risk evaluation approaches in failure mode and effects analysis: A literature *review*. Expert Systems with Applications, 40(2), 828–838. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.08.010

Liu, H. C., You, J. X., Shan, M. M., & Shang, J. (2019). Failure mode and effects analysis using intuitionistic fuzzy hybrid TOPSIS approach. Soft Computing, 23(16), 6809–6826. https://doi.org/10.1007/s00500-018-3330-y

Moura, M. C., Zio, E., Lins, I. D., & Droguett, E. (2011). Failure and *reliability* prediction by support vector machines regression of *time* series data. *Reliability engineering* & System Safety, 96(11), 1527–1534. https://doi.org/10.1016/j.ress.2011.06.006

Peng, Y., Dong, M., & Zuo, M. J. (2010). Current status of machine prognostics in *Condition-Based Maintenance*: A *review*. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 50(1–4), 297–313. https://doi.org/10.1007/s00170-009-2482-0

Ruijters, E., & Stoelinga, M. (2015). Fault tree analysis: A survey of the state-of-the-art in *Model*ing, analysis and tools. Computer Science *Review*, 15–16, 29–62. https://doi.org/10.1016/j.cosrev.2015.03.001

Wang, W., Liu, X., Qin, Y., & Fu, Y. (2018). A risk evaluation and prioritization method for FMEA with prospect theory and Choquet integral. Safety Science, 110, 152–163. https://doi.org/10.1016/j.ssci.2018.08.009

Yazdi, M., & Kabir, S. (2017). A fuzzy Bayesian network approach for risk analysis in process industries. Process Safety and Environmental Protection, 111, 507–519. https://doi.org/10.1016/j.psep.2017.08.015

— akhir Bab V —

BAB VI
OPTIMASI SISTEM *MAINTENANCE*

6.1 Mengapa Optimasi Diperlukan dalam *Maintenance*

Manajemen perawatan mesin industri logam menghadapi tekanan yang semakin besar untuk mencapai keseimbangan yang semakin sulit: meminimalkan biaya operasional *Maintenance*, memaksimalkan ketersediaan dan keandalan peralatan, menjamin keselamatan kerja, dan memenuhi target keberlanjutan lingkungan semuanya secara simultan dalam kondisi sumber daya yang terbatas dan ketidakpastian yang tinggi. Kompleksitas multidimensi inilah yang menjadikan optimasi sistem *Maintenance* sebagai salah satu tantangan intelektual paling menarik sekaligus paling penting dalam rekayasa industri *modern*.

Tanpa pendekatan optimasi yang sistematis dan berbasis matematika, keputusan-keputusan *Maintenance* cenderung bergantung pada intuisi, kebiasaan historis, atau aturan praktis (rules of thumb) yang meskipun seringkali mengandung kebijaksanaan empiris yang berharga, tidak mampu mengeksploitasi potensi efisiensi yang tersedia secara penuh. Penelitian Dui *et al*. (2021) mengkuantifikasi bahwa industri manufaktur yang mengadopsi pendekatan optimasi *Maintenance* formal dapat mencapai penghematan biaya *Maintenance* sebesar 15–35 persen dibandingkan baseline perencanaan berbasis intuisi, sambil mempertahankan atau meningkatkan tingkat keandalan sistem.

Bab ini membangun kerangka matematika yang komprehensif untuk optimasi sistem *Maintenance* dalam konteks spesifik industri logam. Dimulai dari formulasi masalah optimasi secara umum, dilanjutkan dengan diskusi mendalam tentang berbagai fungsi objektif yang relevan (biaya, down*time*, *reliability*), karakterisasi variabel keputusan dan *Constraint* yang membentuk ruang pencarian solusi,

hingga tantangan dan metodologi multi-*Objective Optimization* yang memungkinkan pengambilan keputusan yang mempertimbangkan *trade-off* antara berbagai tujuan yang bersaing secara simultan. Seluruh pembahasan diperkaya dengan *Model* matematis konkret dan interpretasinya dalam konteks aplikasi industri logam Indonesia.

6.2 Formulasi Masalah Optimasi *Maintenance*: Kerangka Umum

6.2.1 Struktur Umum Masalah Optimasi

Setiap masalah optimasi termasuk optimasi sistem *Maintenance* dapat dikarakterisasi oleh tiga elemen fundamentalnya: (1) variabel keputusan yang merepresentasikan pilihan yang dapat dikendalikan oleh pengambil keputusan; (2) fungsi objektif yang mengkuantifikasi kualitas solusi dan menjadi target untuk dimaksimalkan atau diminimalkan; dan (3) *Constraint* yang mendefinisikan ruang solusi yang layak (feasible solution space) dengan membatasi nilai-nilai yang dapat diambil oleh variabel keputusan.

Formulasi umum dari masalah optimasi *Maintenance* tunggal (*Single-Objective*) dapat ditulis dalam bentuk standar berikut:

$$\textit{minimize } f(x, \theta) \quad \text{..... (6.1a)}$$

$$\textit{subject to: } g_i(x, \theta) \leq 0, \quad i = 1, 2, ..., m \quad \text{..... (6.1b)}$$

$$h_j(x, \theta) = 0, \quad j = 1, 2, ..., p \quad \text{..... (6.1c)}$$

$$x \in X \subseteq \mathbb{R}^n \quad \text{..... (6.1d)}$$

Di mana x adalah vektor variabel keputusan berdimensi n, θ adalah vektor parameter sistem (yang bersifat deterministik atau stokastik), f (x, θ) adalah fungsi objektif yang akan diminimalkan (atau dimaksimalkan dengan membalik tanda), g_i (x, θ) ≤ 0 adalah m buah inequality *Constraints*, h_j (x, θ) = 0 adalah p buah equality *Constraints*, dan X adalah himpunan domain dari variabel keputusan yang mendefinisikan batas fisik dan logis dari solusi.

Karakter unik dari masalah optimasi *Maintenance* yang membedakannya dari masalah optimasi engineering lainnya adalah ketidakpastian yang inheren dan sangat tinggi: waktu kegagalan komponen bersifat stokastik, kondisi operasi berfluktuasi, ketersediaan sumber daya *Maintenance* tidak pasti, dan biaya aktual kegagalan sering sangat sulit diestimasi dengan presisi. Ketidakpastian ini harus diakomodasi dalam formulasi optimasi melalui berbagai pendekatan dari *Model* deterministik yang menggunakan nilai ekspektasi, *Model* stokastik yang secara eksplisit me*Model*kan distribusi probabilitas, hingga *Model Robust* yang mengoptimalkan kinerja worst-case.

6.2.2 Klasifikasi Masalah Optimasi *Maintenance*

Masalah optimasi *Maintenance* dapat diklasifikasikan berdasarkan beberapa dimensi. Berdasarkan sifat variabel keputusan: (a) optimasi kontinyu, di mana variabel keputusan dapat mengambil nilai riil dalam domain kontinu (misalnya interval PM optimal); (b) optimasi diskret atau integer, di mana variabel keputusan hanya dapat mengambil nilai integer (misalnya jumlah tim *Maintenance* yang dijadwalkan); (c) optimasi campuran integer-kontinyu (Mixed-Integer Programming, MIP), yang menggabungkan kedua jenis variabel.

Berdasarkan jumlah fungsi objektif: (a) *Single-Objective Optimization*, di mana hanya satu kriteria yang dioptimalkan; (b) multi-*Objective Optimization* (MOO), di mana dua atau lebih kriteria yang saling bersaing dioptimalkan secara simultan. Berdasarkan sifat fungsi objektif dan *Constraint*: (a) linear programming (LP) jika semua fungsi bersifat linear; (b) nonlinear programming (NLP) jika fungsi objektif atau *Constraint* bersifat nonlinear yang merupakan kasus umum dalam optimasi *Maintenance* karena hubungan antara interval perawatan, distribusi kegagalan, dan biaya bersifat sangat nonlinear.

Berdasarkan cakrawala perencanaan: (a) optimasi statis (*Single*-period), yang mengasumsikan parameter sistem tidak berubah sepanjang periode perencanaan; (b) optimasi dinamis (multi-period), yang mempertimbangkan perubahan kondisi sistem, biaya, dan informasi baru seiring waktu. Kang *et al*. (2023) dalam penelitian mereka tentang optimasi *Maintenance* dinamis untuk sistem produksi baja menekankan

bahwa optimasi multi-period yang adaptif menghasilkan keputusan yang secara konsisten superior dibandingkan pendekatan statis, dengan manfaat yang semakin besar seiring meningkatnya ketidakpastian kondisi operasi.

6.3 Fungsi Objektif: Biaya, Down*time*, dan *Reliability*

6.3.1 Fungsi Objektif Biaya Total

Minimisasi biaya total *Maintenance* merupakan fungsi objektif yang paling umum dan paling langsung relevan dari perspektif keuangan. Biaya total *Maintenance* dalam periode perencanaan [0, T_horizon] terdiri dari beberapa komponen yang harus di*Model*kan secara eksplisit:

$$C\_total = C\_PM + C\_CM + C\_CBM + C\_spare + C\_downtime + C\_penalty \quad ... (6.2)$$

Komponen pertama, biaya Preventive *Maintenance* (C_PM), merupakan biaya yang dikeluarkan untuk perawatan terencana yang dilakukan sebelum kegagalan:

$$C\_PM = \Sigma_{i=1}^{N} [\, c_i\_PM \cdot n_i\_PM(T\_horizon, \tau_i)] \quad ... (6.3)$$

Di mana N adalah jumlah komponen yang dirawat, c_i_PM adalah biaya satu kali perawatan *preventif* untuk komponen i (mencakup biaya tenaga kerja, suku cadang, dan *over*head), n_i_PM(T_horizon, τ_i) adalah jumlah perawatan *preventif* yang dilakukan selama horizon perencanaan T_horizon untuk komponen i dengan interval perawatan τ_i. Untuk *Model* penggantian sederhana: n_i_PM ≈ T_horizon / τ_i.

Komponen kedua, biaya Corrective *Maintenance* (C_CM), merupakan biaya yang dikeluarkan untuk perbaikan setelah kegagalan tak terduga:

$$C\_CM = \Sigma_{i=1}^{N} [\, c_i\_CM \cdot E[N_i\_f(\tau_i)] \,] \quad ... (6.4)$$

Di mana c_i_CM adalah biaya satu kali perbaikan korektif (umumnya jauh lebih besar dari c_i_PM akibat biaya darurat, lembur, dan suku cadang premium), dan E[N_i_f(τ_i)] adalah nilai ekspektasi jumlah kegagalan

komponen i dalam satu siklus perawatan dengan interval τ_i. Untuk *Model* Weibull: $E[N_i\_f(\tau_i)] = F(\tau_i) = 1 - \exp[-(\tau_i/\eta_i)^{\beta_i}]$.

Komponen ketiga, biaya down*time* produksi (C_down*time*), seringkali merupakan komponen yang paling signifikan secara finansial namun paling sering diabaikan dalam *Model* optimasi yang naif:

$$C\_downtime = c\_dt \cdot E[D\_total] \quad \text{... (6.5)}$$

$$E[D\_total] = E[D\_PM] + E[D\_CM] \quad \text{... (6.6)}$$

$$E[D\_PM] = \Sigma_i \, n_i\_PM \cdot d_i\_PM \quad \text{... (6.7)}$$

$$E[D\_CM] = \Sigma_i \, E[N_i\_f] \cdot MTTR_i \quad \text{... (6.8)}$$

Di mana c_dt adalah biaya produksi yang hilang per satuan waktu down*time* (dalam industri baja *modern*, nilai ini dapat mencapai Rp 500.000–5.000.000 per menit tergantung pada kapasitas dan nilai produk), d_i_PM adalah durasi down*time* per kegiatan preventive *Maintenance* untuk komponen i, dan $MTTR_i$ adalah Mean *Time* to Repair komponen i setelah kegagalan.

Menjumlahkan semua komponen biaya per siklus perawatan dan membaginya dengan panjang siklus menghasilkan biaya total per unit waktu yang merupakan fungsi yang paling umum dioptimalkan dalam literatur optimasi *Maintenance*:

$$C\_rate(\tau) = C\_total(\tau) / \tau \;\; [Rp/jam] \quad \text{... (6.9)}$$

Do *et al*. (2020) dalam penelitian mereka tentang optimasi *Maintenance* kelompok (group *Maintenance*) yang dipublikasikan di *Reliability engineering* and System Safety mengembangkan *Model* biaya lanjutan yang mengintegrasikan biaya ekonomi untuk *Maintenance* bersama (*Maintenance* clustering) di mana penghematan biaya setup dapat diperoleh dengan melakukan *Maintenance* pada beberapa komponen secara bersamaan. *Model* ini sangat relevan untuk fasilitas industri logam di mana banyak komponen kritis terletak secara berdekatan dan memerlukan down*time* yang sama untuk akses fisik.

6.3.2 Fungsi Objektif Down*time* Minimum

Minimisasi down*time* total baik yang terencana (PM) maupun tidak terencana (CM) merupakan fungsi objektif yang secara langsung merefleksikan tujuan memaksimalkan ketersediaan produksi. Fungsi objektif ini sangat relevan dalam konteks industri logam di mana kontrak pengiriman dengan pelanggan memberikan penalti yang besar untuk keterlambatan, dan di mana kapasitas produksi yang hilang sulit dikompensasi karena proses yang bersifat kontinu.

$$minimize \;\; DT(\tau, S) = E[D\_PM(\tau)] + E[D\_CM(\tau)] + E[D\_logistics(S)] \quad ... (6.10)$$

Komponen ketiga dalam persamaan (6.10), D_logistics, merepresentasikan down*time* yang disebabkan oleh keterlambatan logistic waktu menunggu ketersediaan suku cadang, waktu transportasi, dan waktu mobilisasi tim. Besarnya D_logistics sangat bergantung pada kebijakan inventaris suku cadang (S), menjadikan keputusan stok suku cadang dan keputusan jadwal perawatan sebagai dua keputusan yang harus dioptimalkan secara terintegrasi.

Peng *et al*. (2021) mengembangkan *Model* joint *Optimization* antara kebijakan perawatan dan kebijakan inventaris suku cadang untuk sistem manufaktur yang beroperasi di bawah ketidakpastian permintaan suku cadang. Hasil penelitian mereka yang dipublikasikan di International Journal of Production Economics menunjukkan bahwa optimasi joint (terintegrasi) menghasilkan pengurangan down*time* rata-rata sebesar 22 persen dibandingkan optimasi terpisah (sequential *Optimization*) di mana keputusan *Maintenance* dan keputusan inventaris dibuat secara independen temuan yang memiliki implikasi strategis yang sangat penting bagi manajemen *Maintenance* di industri logam.

6.3.3 Fungsi Objektif *Reliability* Maksimum

Memaksimalkan *reliability* (keandalan) sistem selama horizon perencanaan merupakan fungsi objektif yang paling relevan dari perspektif keselamatan kerja, kepatuhan regulasi, dan reputasi merek. Dalam konteks industri logam, kegagalan peralatan tertentu seperti sistem pendingin blast furnace atau sistem pengaman ladle crane dapat

mengakibatkan konsekuensi keselamatan yang katastrofik yang tidak dapat dikompensasi oleh pertimbangan biaya apapun.

Untuk sistem yang terdiri dari N komponen dalam konfigurasi tertentu, *reliability* sistem R_sys(t) pada waktu t merupakan fungsi dari *reliability* individual setiap komponen $R_i(t \mid \tau_i, \text{policy\_i})$:

$$\textit{maximize } R\_sys(T\_mission) = g(R_1(T \mid \tau_1), R_2(T \mid \tau_2), ..., R\_N(T \mid \tau\_N)) \quad ... (6.11)$$

Di mana fungsi g(·) merepresentasikan logika keandalan sistem (produk untuk sistem seri, atau formula paralel/k-dari-n untuk sistem dengan redundansi). Keandalan individual $R_i(T \mid \tau_i, \text{policy}_i)$ bergantung pada kebijakan *Maintenance* yang diterapkan pada komponen i: dengan perawatan *preventif* pada interval τ_i, peralatan secara periodik 'diperbarui' (renewed) ke kondisi lebih baik, sehingga meningkatkan R efektif dibandingkan tanpa perawatan.

Dalam *Model* Imperfect *Maintenance* yang lebih realistis, perawatan tidak necessarily memulihkan komponen ke kondisi baru (as-good-as-new) melainkan ke kondisi antara antara kondisi baru dan kondisi sesaat sebelum perawatan dilakukan. *Model Age* Reduction Factor (ARF) dari Malik (1979) yang dikembangkan secara ekstensif oleh berbagai peneliti berikutnya mengkarakterisasi efek perawatan imperfect menggunakan parameter $\delta_i \in [0, 1]$:

$$\textit{virt\_age setelah Maintenance} = \textit{virt\_age sebelum} \times (1 - \delta_i) \quad ... (6.12)$$

Di mana $\delta_i = 1$ merepresentasikan perawatan sempurna (as-good-as-new) dan $\delta_i = 0$ merepresentasikan perawatan minimal (as-bad-as-old). Nilai δ_i yang realistis untuk berbagai jenis perawatan di industri logam berkisar antara 0,3 hingga 0,8, bergantung pada intensitas perawatan yang dilakukan. Liu *et al*. (2020) mengintegrasikan *Model* imperfect *Maintenance* ke dalam *Framework* optimasi *reliability* untuk komponen kritis dan menunjukkan bahwa mengabaikan efek imperfect *Maintenance* menghasilkan estimasi *reliability* yang terlalu optimistis, sehingga interval PM yang terlalu panjang dan risiko kegagalan yang lebih tinggi dari yang diperkirakan.

6.4 Variabel Keputusan dalam Optimasi *Maintenance*

Variabel keputusan mendefinisikan apa yang dapat dikontrol oleh manajer *Maintenance* dalam upaya mencapai tujuan optimasi. Identifikasi yang tepat dan lengkap tentang variabel keputusan merupakan langkah yang kritis dalam formulasi masalah variabel yang terlewat berarti dimensi optimasi yang tidak tereksploitasi, sementara variabel yang berlebihan dan tidak relevan meningkatkan kompleksitas komputasi tanpa manfaat.

6.4.1 Variabel Jadwal dan Interval Perawatan

Variabel keputusan yang paling fundamental dalam optimasi *Maintenance* adalah interval atau jadwal perawatan. Untuk *Model* preventive *Maintenance* berbasis waktu dengan N komponen, vektor interval perawatan adalah:

$$\tau = (\tau_1, \tau_2, ..., \tau\_N) \in \mathbb{R}_+^N, \quad \tau_i > 0 \quad \forall i \qquad \text{... (6.13)}$$

Dalam *Model* yang lebih complex, interval perawatan mungkin bukan konstanta tetapi fungsi dari kondisi operasi atau status degradasi komponen:

$$\tau_i = \tau_i(X_i(t), \theta_i) \quad [\textit{interval adaptif}] \qquad \text{... (6.14)}$$

Di mana $X_i(t)$ adalah vektor state degradasi komponen i pada waktu t dan θ_i adalah parameter *Model* degradasi. Optimasi interval adaptif ini merupakan persoalan yang jauh lebih kompleks tetapi menghasilkan kebijakan yang lebih efisien, terutama dalam konteks CBM dan PdM di mana data kondisi *real-time* tersedia.

Variabel terkait lainnya adalah kebijakan penggantian (*replacement* policy): apakah komponen akan diganti secara age-based (hanya jika mencapai usia τ atau mengalami kegagalan), *Block*-based (penggantian seluruh batch komponen identik secara bersamaan pada interval T), atau on-condition (hanya jika parameter kondisi mencapai *threshold* tertentu). Masing-masing kebijakan menghasilkan *Model* optimasi yang berbeda dengan variabel keputusan yang berbeda.

6.4.2 Variabel Alokasi Sumber Daya

Sumber daya *Maintenance* tenaga kerja teknisi, peralatan test dan diagnostic, anggaran keuangan merupakan sumber daya terbatas yang harus dialokasikan secara optimal di antara berbagai aset dan aktivitas *Maintenance*. Variabel alokasi sumber daya membentuk dimensi penting kedua dari ruang keputusan:

$$w = (w_1, w_2, ..., w\_N) \quad [alokasi\ anggaran\ per\ aset] \qquad ... (6.15)$$

$$\Sigma_{i=1}^{N} w_i \leq W\_budget \quad [total\ anggaran\ tersedia] \qquad ... (6.16)$$

Di mana w_i adalah anggaran *Maintenance* yang dialokasikan untuk aset i dan W_budget adalah total anggaran *Maintenance* yang tersedia. Dalam *Model* yang lebih granular, alokasi sumber daya mencakup keputusan tentang: jumlah personel teknisi yang dialokasikan untuk setiap shift (variabel integer), investasi dalam peralatan *monitoring* kondisi (variabel biner: investasikan atau tidak), dan alokasi kapasitas workshop untuk pekerjaan *over*haul (variabel kontinyu).

Chen dan Qiu (2021) mengembangkan *Model* alokasi anggaran *Maintenance* multi-aset yang memperhitungkan sinergi dan konflik antar komponen dalam sistem seri-paralel. Dalam *Model* mereka, alokasi optimal berbeda secara signifikan dari alokasi proporsional sederhana (di mana setiap aset mendapat anggaran yang proporsional terhadap nilainya) komponen yang merupakan *reliability* bottleneck mendapat alokasi yang jauh lebih besar karena marginal benefit of investment yang lebih tinggi.

6.4.3 Variabel Kebijakan Inventaris Suku Cadang

Keputusan tentang inventaris suku cadang (spare parts inventory) merupakan dimensi ketiga yang sering dioptimalkan secara terpisah namun seharusnya diintegrasikan dengan keputusan *Maintenance*. Variabel keputusan inventaris mencakup:

$$S = (s_1, S_1, s_2, S_2, ..., s\_K, S\_K) \quad [(s,S)\ inventory\ policy\ vector] \quad ... (6.17)$$

Di mana (s_k, S_k) adalah kebijakan (s, S) untuk suku cadang tipe k: ketika stok turun ke tingkat reorder point s_k, dilakukan pemesanan hingga

mencapai tingkat maksimum S_k. Alternatif variabel keputusan inventaris termasuk: (Q, r) policy (Economic Order Quantity Q yang dipesan ketika stok mencapai reorder level r) dan kebijakan base-stock (pesan satu unit setiap kali satu unit digunakan). Pilihan variabel yang tepat bergantung pada pola permintaan suku cadang apakah intermittent (sporadic) atau relatif reguler.

6.4.4 Variabel Biner (Binary Decision Variables)

Keputusan *Maintenance* sering melibatkan pilihan biner: apakah melakukan *Maintenance* atau tidak pada waktu tertentu, apakah memasang sistem *monitoring* atau tidak, apakah melakukan *over*haul atau penggantian ketika komponen mencapai kondisi tertentu. Variabel biner direpresentasikan sebagai:

$$x_{ij} \in \{0, 1\} \quad [\text{keputusan perawatan komponen } i \text{ pada periode } j] \quad \text{... (6.18)}$$

$$y_k \in \{0, 1\} \quad [\text{keputusan investasi sistem monitoring tipe } k] \quad \text{... (6.19)}$$

Masalah optimasi yang melibatkan variabel biner dan/atau integer tergolong dalam kelas Mixed-Integer Programming (MIP) yang secara komputasi jauh lebih menantang daripada masalah program linier atau nonlinier kontinu. Algoritma branch-and-bound, cutting plane, dan metaheuristik (genetic algorithm, simulated annealing, particle swarm *Optimization*) merupakan pendekatan komputasi utama untuk menyelesaikan masalah MIP dalam optimasi *Maintenance*.

Tabel 6. 1. Kategorisasi Variabel Keputusan dalam Optimasi Sistem *Maintenance* Industri Logam

Kategori Variabel	Simbol	Domain / Tipe	Contoh di Industri Logam	Metode Optimasi Relevan
Interval perawatan	τ_i	$\mathbb{R}_+$ (kontinu)	Interval PM *bearing rolling mill* (jam)	NLP, Golden section, DP

Kategori Variabel	Simbol	Domain / Tipe	Contoh di Industri Logam	Metode Optimasi Relevan
***Threshold* kondisi**	d_i	$\mathbb{R}_+$ (kontinu)	Batas vibrasi RMS untuk trigger CBM (mm/s)	NLP, Bayesian *Optimization*
Alokasi anggaran	w_i	$\mathbb{R}_+$, $\Sigma w_i \leq W$	Porsi anggaran per area pabrik baja	LP, Convex *Optimization*
Kebijakan inventaris	(s_k, S_k)	$\mathbb{Z}_+ \times \mathbb{Z}_+$ (integer)	Stok *bearing*, refraktori, elektroda EAF	MIP, Simulation
Keputusan biner	x_{ij}, y_k	{0, 1} (biner)	Pasang sensor IoT pada motor penggerak atau tidak	MIP, B&B, Metaheuristik
Penjadwalan tenaga kerja	l_{st}	$\mathbb{Z}_+$ (integer)	Jumlah teknisi shift malam per minggu	Integer programming, Heuristic

6.5 *Constraint* Batasan yang Membentuk Ruang Solusi yang Layak

6.5.1 *Constraint* Anggaran

Constraint anggaran merupakan batasan yang paling umum dan paling langsung dalam optimasi *Maintenance*. Biaya total perawatan yang direncanakan tidak boleh melebihi anggaran *Maintenance* yang telah disetujui manajemen:

$$\Sigma_{i=1}^{N} [c_i\_PM \cdot n_i\_PM(\tau_i) + c_i\_spare \cdot S_i] \leq W\_budget \quad \text{... (6.20)}$$

Constraint ini mencerminkan realitas finansial yang dihadapi oleh departemen *Maintenance* di industri logam Indonesia anggaran *Maintenance* yang terbatas dan sering mengalami tekanan untuk dikurangi oleh manajemen finansial yang memandang *Maintenance* sebagai pusat biaya. Formulasi yang tepat dari *Constraint* anggaran harus mempertimbangkan bahwa biaya aktual *Maintenance* mengandung komponen variabel yang bergantung pada frekuensi perawatan (biaya suku cadang, tenaga kerja) dan komponen tetap (biaya *over*head, depresiasi peralatan diagnostik).

6.5.2 *Constraint Reliability* Minimum

Untuk peralatan kritis dalam jalur produksi utama atau sistem keselamatan, *reliability* sistem tidak boleh turun di bawah *threshold* minimum yang ditetapkan selama misi atau horizon perencanaan:

$$R\_sys(t) \geq R\_min(t) \quad \forall t \in [0, T\_horizon] \quad \text{... (6.21)}$$

Dalam praktik industri logam, R_min sering ditetapkan secara berbeda untuk berbagai kelas peralatan: peralatan critical safety (seperti sistem ladle crane, sistem pendingin tungku) mungkin memiliki R_min > 0,999, sementara peralatan produksi kritis mungkin memiliki R_min > 0,95, dan peralatan auxiliary mungkin memiliki R_min > 0,90. *Constraint* ini secara efektif mendefinisikan lantai keandalan yang tidak boleh ditembus oleh solusi optimasi apapun, bahkan jika ia akan menghasilkan biaya yang lebih rendah.

Formulasi *Constraint reliability* ini secara matematis dapat sangat kompleks karena R_sys(t) merupakan fungsi nonlinear dari semua variabel keputusan τ dan policy. Pendekatan komputasi yang sering digunakan adalah reformulasi *Constraint* ini ke dalam *Constraint* pada variabel keputusan melalui analisis sensitivitas *reliability*, atau menggunakannya sebagai fungsi pinalti dalam formulasi Lagrangian.

6.5.3 *Constraint* Kapasitas Sumber Daya

Kapasitas sumber daya *Maintenance* terutama ketersediaan tenaga kerja teknisi sering menjadi *Constraint* yang mengikat dalam penjadwalan *Maintenance*:

$$\Sigma_i \in A(t)\ l_i(t) \leq L\_max(t) \quad \forall t \qquad \text{... (6.22)}$$

Di mana A(t) adalah himpunan pekerjaan *Maintenance* yang dijadwalkan pada waktu t, $l_i(t)$ adalah jumlah teknisi yang diperlukan untuk pekerjaan i, dan L_max(t) adalah kapasitas tenaga kerja maksimum yang tersedia pada waktu t. *Constraint* ini sering mengakibatkan *trade-off* antara jadwal *Maintenance* yang optimal dari perspektif *reliability* dan jadwal yang feasible dari perspektif kapasitas tenaga kerja *trade-off* yang merupakan inti dari masalah workforce scheduling dalam *Maintenance*.

Constraint tambahan yang relevan mencakup: ketersediaan peralatan khusus (crane, alat angkat berat), *Constraint* window perawatan (perawatan hanya dapat dilakukan selama shutdown produksi terencana), *Constraint* sequencing (perawatan komponen A harus dilakukan sebelum perawatan komponen B), dan *Constraint* spare parts *availability* (ketersediaan suku cadang pada waktu perawatan).

6.5.4 *Constraint* Down*time* Maksimum

Dalam industri logam dengan komitmen pengiriman yang ketat, down*time* total dalam periode tertentu tidak boleh melebihi batas yang dapat diakomodasi oleh jadwal produksi:

$$E[DT\_total(\tau, policy)] \leq DT\_max \quad [jam/bulan] \qquad \text{... (6.23)}$$

Constraint ini sangat mengikat pada periode produksi puncak (peak production period) ketika permintaan pasar tinggi dan kapasitas

produksi sudah beroperasi mendekati maksimum. Sebaliknya, pada periode produksi rendah, *Constraint* down*time* menjadi longgar dan justru merupakan kesempatan untuk melakukan *Maintenance* yang lebih intensif. Formulasi dinamis yang mempertimbangkan variasi musiman dalam *Constraint* down*time* merupakan karakteristik penting dari *Model* optimasi *Maintenance* yang benar-benar praktis.

6.5.5 *Constraint* Keselamatan dan Regulasi

Constraint keselamatan bersifat hard *Constraint*s tidak dapat dikompromikan demi pertimbangan ekonomis atau operasional apapun. Dalam industri logam Indonesia, *Constraint* regulasi yang relevan mencakup persyaratan inspeksi berkala dari Kementerian Ketenagakerjaan untuk peralatan bertekanan dan bertegangan tinggi, persyaratan AMDAL untuk sistem pengendalian emisi, dan standar keselamatan internasional seperti ISO 45001 untuk sistem manajemen keselamatan dan kesehatan kerja:

$$\tau_i \leq \tau\text{^}reg\_i \quad \forall i \in I\_regulated \qquad \text{... (6.24)}$$

Di mana τ^reg_i adalah interval inspeksi maksimum yang diizinkan oleh regulasi untuk komponen i, dan I_regulated adalah himpunan komponen yang tunduk pada regulasi inspeksi wajib. *Constraint* ini menimpa hasil optimasi ekonomi bahkan jika interval optimal dari perspektif biaya adalah lebih panjang dari τ^reg_i, interval yang diimplementasikan tidak boleh melebihi batas regulasi.

Tabel 6. 2. Tipologi Constraint dalam Optimasi Maintenance Industri Logam

Tipe *Constraint*	Formulasi Matematis	Sifat	Contoh Industri Logam
Anggaran	$\Sigma\ cost \leq W\_budget$	Soft / Hard	Total biaya PM+CM ≤ anggaran tahunan

Tipe *Constraint*	Formulasi Matematis	Sifat	Contoh Industri Logam
***Reliability* minimum**	$R\_sys(t) \geq R\_min$	Hard (untuk safety-critical)	Sistem pendingin blast furnace R > 0,999
Kapasitas tenaga kerja	$\Sigma\, l_i(t) \leq L\_max(t)$	Hard	Maks. 6 teknisi bersamaan per shift *Maintenance*
Down*time* maksimum	$E[DT] \leq DT\_max$	Soft (dapat dinegosiasi)	Down*time* terencana ≤ 8 jam/minggu per lini
Regulasi inspeksi	$\tau_i \leq \tau\text{^}reg\_i$	Hard (tidak dapat dikompromikan)	Boiler harus diinspeksi setiap max 12 bulan
Sequencing	$t\_maintain(A) < t\_maintain(B)$	Hard (teknis)	PM sistem pelumasan sebelum PM *bearing*
Non-negativitas	$\tau_i > 0,\ w_i \geq 0,\ S_i \geq 0$	Hard (domain fisik)	Interval dan anggaran tidak boleh negatif

6.6 *Model* Matematis *Single-Objective*: Formulasi dan Solusi Analitik

6.6.1 *Model Age Replacement* Policy (ARP) Optimasi Biaya

Model Age Replacement Policy (ARP) merupakan salah satu *Model* optimasi *Maintenance* yang paling mapan secara matematis dan paling luas diaplikasikan. Dalam *Model* ini, sebuah komponen diganti secara *preventif* ketika mencapai usia T (planned *replacement*), atau diganti

korektif segera setelah kegagalan terjadi (unplanned *replacement*). Variabel keputusan tunggal adalah T, interval penggantian *preventif* .

Asumsi *Model*: (1) peralatan beroperasi as-good-as-new setelah penggantian; (2) penggantian *preventif* memerlukan biaya C_p dan waktu d_p; (3) penggantian korektif memerlukan biaya C_f > C_p dan waktu d_f > d_p; (4) waktu kegagalan mengikuti distribusi Weibull dengan parameter (β, η) yang telah diestimasi dari data historis.

Biaya per unit waktu untuk ARP adalah:

$$C(T) = [C_p \cdot R(T) + C\_f \cdot F(T)] \,/\, [\int_0^T R(t)dt + d_p \cdot R(T) + d\_f \cdot F(T)] \quad \text{... (6.25)}$$

Di mana R(T) = exp[−(T/η)^β] dan F(T) = 1 − R(T). Interval optimal T* diperoleh dari kondisi stasioner:

$$dC(T)/dT = 0 \implies h(T^*) \cdot \int_0^{T^*} R(t)dt - F(T^*) = (C_p - C\_f \cdot h(T^*) \cdot d\_f + C_p \cdot h(T^*) \cdot d_p) \,/\, (C\_f - C_p) \quad \text{... (6.26)}$$

Di mana h(T) = f(T)/R(T) = (β/η)·(T/η)^(β-1) adalah *Hazard function* Weibull. Persamaan (6.26) tidak memiliki solusi analitik tertutup untuk β ≠ 1 dan harus diselesaikan secara numerik menggunakan metode Newton-Raphson atau pencarian satu dimensi (golden section search).

Studi kasus numerik: Untuk *bearing rolling mill* dengan β = 2,74; η = 14.320 jam; C_p = Rp 25 juta; C_f = Rp 150 juta; d_p = 4 jam; d_f = 16 jam. Evaluasi numerik C(T) untuk berbagai nilai T:

Tabel 6. 3 Evaluasi Numerik C(T) untuk Model ARP — Bearing Rolling mill (β=2,74; η=14.320 jam)

T (jam)	R(T)	F(T)	∫R dt (jam)	C(T) (juta Rp/jam)	Keterangan
6.000	0,9721	0,0279	5.812	0,00513	*Over-Maintenance*
8.000	0,9388	0,0612	7.649	0,00471	Mendekati optimal

T (jam)	R(T)	F(T)	∫R dt (jam)	C(T) (juta Rp/jam)	Keterangan
9.800*	**0,8724**	**0,1276**	**9.207**	**0,00448**	**OPTIMAL T***
12.000	0,7604	0,2396	10.912	0,00467	Sub-optimal
15.000	0,5521	0,4479	12.745	0,00526	Under-*Maintenance*

Dari Tabel 6.3, terlihat dengan jelas bahwa interval optimal T* ≈ 9.800 jam menghasilkan biaya per jam terendah sebesar Rp 4.480 per jam. Interval yang terlalu pendek (6.000 jam) mengakibatkan *over-Maintenance* dengan biaya Rp 5.130 per jam 14,5 persen lebih tinggi dari optimal. Interval yang terlalu panjang (15.000 jam) mengakibatkan terlalu banyak kegagalan dengan biaya Rp 5.260 per jam 17,4 persen lebih tinggi dari optimal. Penghematan dari optimasi ARP dibandingkan baseline arbitrary T = 6.000 jam adalah sekitar Rp 65.280 per jam operasi, atau lebih dari Rp 570 juta per tahun per *bearing* angka yang sangat signifikan mengingat sebuah *rolling mill modern* dapat memiliki puluhan *bearing* kritis.

6.6.2 *Model Block Replacement* Policy (BRP) Multi-Komponen

Block Replacement Policy (BRP) merupakan ekstensi dari ARP untuk sistem dengan banyak komponen identik, di mana semua komponen diganti secara bersamaan pada interval blok T, terlepas dari usia masing-masing komponen individual. Meskipun BRP tampak boros (mengganti komponen yang masih relatif baru), ia memiliki keunggulan operasional yang signifikan: kemudahan penjadwalan, pengurangan biaya setup *Maintenance*, dan prediktabilitas down*time* yang lebih baik.

Biaya per unit waktu untuk BRP dengan N komponen identik:

$$C\_BRP(T) = [N \cdot C_p + C\_f \cdot \sum_{n=0}^{(k-1)} E[K_n(T)]] / T \quad \text{... (6.27)}$$

Di mana $E[K_n(T)]$ adalah nilai ekspektasi jumlah kegagalan dalam interval ke-n yang dapat dihitung dari *renewal function* $M(t) = F(t) + \int_0^t$

M(t−u)·f(u)du. Untuk distribusi Weibull, M(t) harus dihitung secara numerik menggunakan integrasi berulang atau simulasi Monte Carlo. Do *et al*. (2020) menunjukkan bahwa untuk sistem dengan komponen yang memiliki ketergantungan kegagalan ekonomis (*economic dependence*) di mana melakukan *Maintenance* pada satu komponen mengurangi biaya setup untuk *Maintenance* komponen lain secara bersamaan BRP dengan clustering optimal menghasilkan penghematan biaya rata-rata 18–32 persen dibandingkan ARP individual.

6.6.3 *Model* CBM dengan *Threshold* Optimum

Dalam *Model Condition-Based Maintenance*, keputusan penggantian dibuat berdasarkan nilai parameter kondisi X(t) yang diamati secara kontinu atau periodik. Variabel keputusan adalah *threshold* d: komponen diganti ketika X(t) ≥ d. *Model* degradasi yang paling umum digunakan adalah Proses Gamma dan Proses Wiener.

Untuk *Model* degradasi Gamma dengan rate α(t) dan shape β, biaya per unit waktu adalah:

$$C\_CBM(d) = [C_p \cdot P(X(t\_replace) < L \mid X(t) < d) + C\_f \cdot P(X(t) \geq L)] / E[siklus] \quad \text{... (6.28)}$$

Di mana L adalah level kegagalan (failure level) dan d adalah *threshold* intervensi CBM (d < L). Optimasi *threshold* optimal d* menyeimbangkan dua risiko: intervensi terlalu dini (d terlalu kecil → *over-Maintenance* → biaya tinggi) versus intervensi terlalu terlambat (d terlalu mendekati L → tinggi risiko kegagalan sebelum intervensi).

Liu *et al*. (2020) mengembangkan *Model* CBM dengan *threshold* adaptif yang diperbarui secara Bayesian berdasarkan data kondisi *real-time* dan menunjukkan superioritas *Model* adaptif dibandingkan *threshold* statis pada skenario variasi kondisi operasi yang tinggi kondisi yang sangat relevan untuk industri logam.

6.7 Multi-*Objective Optimization* (MOO) dalam *Maintenance*

Realitas pengambilan keputusan *Maintenance* industri logam jarang sesederhana meminimalkan satu fungsi objektif tunggal. Seorang manajer *Maintenance* menghadapi *multiple Objective*s yang sering kali berkonflik secara simultan: meminimalkan biaya *Maintenance*, memaksimalkan *reliability* sistem, meminimalkan down*time* produksi, memaksimalkan keselamatan kerja, dan meminimalkan dampak lingkungan. Upaya untuk meminimalkan biaya seringkali berarti mengorbankan sebagian *reliability*; memaksimalkan *reliability* seringkali memerlukan anggaran yang lebih besar. Multi-*Objective Optimization* (MOO) menyediakan kerangka matematis yang memungkinkan eksplorasi *trade-off* ini secara eksplisit dan sistematis.

6.7.1 Formulasi Masalah MOO

Masalah MOO umum diformulasikan sebagai:

$$minimize \;\; F(x) = [f_1(x), f_2(x), ..., f\_k(x)] \qquad ... (6.29)$$

$$subject\ to: g_i(x) \le 0, \;\; h_j(x) = 0, \;\; x \in X \qquad ... (6.30)$$

Di mana F(x) adalah vektor fungsi objektif k-dimensi. Karena berbagai objektif umumnya saling berkonflik, tidak ada satu solusi tunggal yang secara simultan meminimalkan semua k objektif. Sebagai gantinya, MOO menghasilkan himpunan solusi Pareto-optimal (Pareto front) — himpunan solusi di mana tidak ada perbaikan yang dapat dilakukan pada satu objektif tanpa memperburuk setidaknya satu objektif lainnya.

Definisi formal: Solusi x* adalah Pareto-optimal jika tidak ada solusi $x \in X$ yang mendominasi x*. Solusi x mendominasi x' (ditulis $x \succ x'$) jika dan hanya jika:

$$f_l(x) \le f_l(x') \;\; \forall l \in \{1,...,k\} \quad AND \quad \exists m: f_m(x) < f_m(x') \qquad ... (6.31)$$

Himpunan semua solusi Pareto-optimal disebut Pareto front, dan merupakan output utama dari algoritma MOO. Pareto front memberikan gambaran visual yang sangat informatif tentang *trade-off* yang tersedia: pengambil keputusan dapat memilih solusi dari Pareto front berdasarkan

preferensi dan prioritas bisnis yang spesifik, tanpa harus menggunakan fungsi utilitas yang mungkin sulit untuk dikalibrasi secara presisi.

6.7.2 *Model* MOO Tiga Objektif untuk Industri Logam

Berikut disajikan formulasi *Model* MOO tiga objektif yang komprehensif dan relevan untuk sistem *Maintenance* industri logam, mengintegrasikan perspektif biaya, down*time*, dan *reliability* secara simultan:

$$\textit{minimize } f_1(\tau) = C\_rate(\tau) \quad [Rp/jam \text{ — } total\ cost\ rate] \quad \text{... (6.32a)}$$

$$\textit{minimize } f_2(\tau) = DT\_rate(\tau) \ [jam\ downtime/jam\ operasi] \quad \text{... (6.32b)}$$

$$\textit{maximize } f_3(\tau) = R\_sys(T\_mission \mid \tau) \quad [system\ reliability\ at\ mission\ time] \quad \text{... (6.32c)}$$

Subject to:

$$\textit{Constraint 1: } C\_year(\tau) \le W\_budget \quad [budget\ feasibility] \quad \text{... (6.33a)}$$

$$\textit{Constraint 2: } R\_sys(t) \ge R\_min \quad \forall t \in [0, T\_horizon] \quad [safety] \quad \text{... (6.33b)}$$

$$\textit{Constraint 3: } \tau_i \le \tau\text{^}reg\_i \quad \forall i \in I\_regulated \quad [regulatory] \quad \text{... (6.33c)}$$

$$\textit{Constraint 4: } \tau_i > 0 \quad \forall i \quad [non\text{-}negativity] \quad \text{... (6.33d)}$$

Di mana $\tau = (\tau_1, \tau_2, ..., \tau\_N)$ adalah vektor interval PM untuk N komponen. Perlu dicatat bahwa f_3 dimaksimalkan, yang ekuivalen dengan meminimalkan $-f_3$ dalam formulasi minimisasi standar.

Komponen fungsi objektif secara eksplisit:

$$f_1(\tau) = \Sigma_i \left[(c_i\_PM \cdot R(\tau_i) + c_i\_f \cdot F(\tau_i)) / (\tau_i \cdot R(\tau_i) + MTTR_i \cdot F(\tau_i))\right] \quad \text{... (6.34)}$$

$$f_2(\tau) = \Sigma_i \left[(d_i\_PM \cdot R(\tau_i) + MTTR_i \cdot F(\tau_i)) / (\tau_i \cdot R(\tau_i) + MTTR_i \cdot F(\tau_i))\right] \quad \text{... (6.35)}$$

$$f_3(\tau) = \prod_i R_i(T\_mission \mid \tau_i) \quad [sistem\ seri] \quad \text{... (6.36)}$$

Model MOO ini menghasilkan Pareto front tiga dimensi yang menggambarkan semua *trade-off* yang tersedia antara biaya, down*time*, dan *reliability*. Pengambil keputusan di industri logam dapat memilih solusi dari Pareto front berdasarkan prioritas bisnis yang berlaku: pada

periode tekanan anggaran, solusi dengan f_1 rendah (biaya minimum) mungkin diprioritaskan; pada periode peak production, solusi dengan f_2 rendah (down*time* minimum) lebih diutamakan; sedangkan untuk peralatan critical safety, solusi dengan f_3 tinggi (*reliability* maksimum) adalah keharusan.

6.7.3 Metode Penyelesaian MOO

Berbagai kelas metode telah dikembangkan untuk menyelesaikan masalah MOO. Metode berbasis skalarisasi mengubah masalah MOO menjadi serangkaian masalah *Single-Objective* yang dapat diselesaikan dengan metode klasik. Weighted Sum Method (WSM) merupakan pendekatan paling sederhana:

$$minimize\ f\_WSM(x) = \Sigma_{l=1}^{k} w_l \cdot f_l(x), \quad \Sigma w_l = 1,\ w_l \geq 0 \qquad \text{... (6.37)}$$

Dengan memvariasikan bobot w_1, w_2, ..., w_k secara sistematis, berbagai titik pada Pareto front dapat diperoleh. Kelemahan utama WSM adalah ketidakmampuannya untuk mengidentifikasi solusi pada bagian Pareto front yang non-convex.

Metode ε-*Constraint* mengoptimalkan satu fungsi objektif primer sementara mengubah fungsi objektif lainnya menjadi *Constraint*:

$$minimize\ f_1(x)\ \ s.t.:\ f_l(x) \leq \varepsilon_l\ \ \forall l \neq 1,\ dan\ Constraint\ asli \qquad \text{... (6.38)}$$

Dengan memvariasikan nilai ε secara sistematis, seluruh Pareto front dapat dijelajahi secara lebih komprehensif dibandingkan WSM, termasuk bagian yang non-convex.

Metode evolutionary (metaheuristik multi-objektif) merupakan pendekatan yang paling populer dalam literatur *Maintenance Optimization modern* karena kemampuannya untuk mengidentifikasi seluruh Pareto front dalam satu run komputasi, tanpa memerlukan asumsi tentang convexity atau differentiability. NSGA-II (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II) dari Deb *et al*. (2002) dan variannya NSGA-III merupakan algoritma yang paling luas digunakan. Zhang *et al*. (2022) menerapkan NSGA-III untuk optimasi *Maintenance* multi-objektif pada sistem produksi baja di Tiongkok dan berhasil mengidentifikasi Pareto front yang terdiri dari 200+ solusi non-dominated dalam waktu

komputasi yang praktis (< 2 jam), memberikan fleksibilitas yang sangat besar kepada manajer dalam pemilihan strategi.

Tabel 6. 4 Perbandingan Metode Multi-Objective Optimization untuk Maintenance Industri Logam

Metode MOO	Prinsip Kerja	Kelebihan	Keterbatasan	Cocok untuk Kasus
Weighted Sum (WSM)	Agregasi bobot linear	Sederhana, cepat, mudah diimplementasi	Tidak efektif untuk Pareto front non-convex	Dimensi kecil, Pareto front convex
ε-*Constraint*	Optimasi satu objektif, *Constraint* sisanya	Identifikasi Pareto front non-convex	Perlu banyak run; sensitif terhadap ε	Pareto front non-convex, dimensi sedang
NSGA-II/III	Evolutionary: non-dominated sorting + crowding	Identifikasi seluruh Pareto front sekaligus; tidak perlu gradien	Komputasi intensif; perlu tuning parameter	Dimensi tinggi; fungsi non-differentiable
MOEA/D	Decomposisi ke submasalah skalar	Efisien untuk masalah berdimensi tinggi	Bergantung pada weight vector distribution	Banyak objektif (many-*Objective*)
Bayesian MOO	Gaussian process surrogate *Model*	Efisien untuk evaluasi fungsi yang mahal	Kompleks implementasi; skala buruk	Simulasi mahal, data terbatas

6.7.4 Pengambilan Keputusan dari Pareto Front

Menghasilkan Pareto front hanyalah bagian pertama dari proses MOO; tantangan berikutnya adalah memilih satu solusi implementasi dari himpunan Pareto front yang mungkin terdiri dari ratusan atau ribuan solusi. Beberapa pendekatan pengambilan keputusan (Decision Making,

DM) dari Pareto front yang paling relevan untuk aplikasi *Maintenance* industri logam adalah:

Metode TOPSIS *(Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution)* meranking solusi Pareto berdasarkan jaraknya dari solusi ideal (terbaik di semua dimensi) dan solusi anti-ideal (terburuk di semua dimensi). Solusi yang dipilih adalah yang memiliki jarak relatif terpendek dari solusi ideal dan terjauh dari solusi anti-ideal. Metode ini memerlukan normalisasi bobot objektif yang mencerminkan prioritas bisnis perusahaan.

Metode *Knee Point Selection* memilih solusi yang terletak pada 'lutut' (*knee*) dari Pareto front titik di mana marginal improvement pada satu objektif mengakibatkan marginal degradation yang paling besar pada objektif lainnya. *Knee* point merepresentasikan *trade-off* yang paling balanced secara geometris dan sering digunakan sebagai rekomendasi default ketika preferensi eksplisit tidak tersedia.

Kang *et al*. (2023) mengusulkan *Framework* pengambilan keputusan interaktif untuk *Maintenance* MOO di industri manufaktur, di mana manajer dapat secara iteratif memberikan preferensi parsial yang memandu algoritma pencarian menuju region Pareto yang paling relevan. *Framework* ini sangat praktis karena tidak mensyaratkan spesifikasi preferensi yang lengkap di awal manajer dapat mengeksplorasi *trade-off* secara interaktif dan membuat keputusan yang lebih informed.

6.8 Optimasi *Maintenance* di Bawah Ketidakpastian

6.8.1 Sumber Ketidakpastian dalam *Maintenance*

Ketidakpastian meresap di seluruh aspek optimasi *Maintenance*: distribusi kegagalan tidak diketahui dengan pasti dan harus diestimasi dari data yang terbatas, biaya aktual kegagalan bergantung pada timing dan konteks yang tidak dapat diprediksi dengan presisi, kondisi operasi masa depan dapat berbeda secara signifikan dari baseline historis, dan parameter degradasi bervariasi antar unit yang secara nominal identik. Mengabaikan ketidakpastian dan mengoptimalkan berdasarkan estimasi

titik (point estimates) dapat menghasilkan kebijakan yang optimal secara rata-rata namun memiliki risiko yang tidak dapat diterima dalam skenario terburuk.

Tiga kerangka utama untuk mengintegrasikan ketidakpastian dalam optimasi *Maintenance* adalah: (1) optimasi stokastik, yang secara eksplisit me*Model*kan ketidakpastian melalui distribusi probabilitas dan mengoptimalkan nilai ekspektasi; (2) optimasi robust, yang mengoptimalkan kinerja dalam skenario terburuk (worst-case) atau meminimalkan penyesalan maksimum (minimax regret); dan (3) optimasi berbasis simulasi, yang menggunakan simulasi Monte Carlo untuk mengestimasi metrik kinerja dalam kondisi ketidakpastian.

6.8.2 Pendekatan *Robust Optimization*

Robust Optimization (RO) bertujuan untuk menemukan kebijakan *Maintenance* yang kinerjanya relatif baik di seluruh rentang kondisi yang mungkin terjadi bukan hanya dalam skenario nominal. Formulasi RO untuk optimasi *Maintenance*:

$$minimize_{\tau} \ max_{\theta \in \Theta} \ C(\tau, \theta) \qquad \text{... (6.39)}$$

Di mana Θ adalah *uncertainty set* yang mendefinisikan rentang nilai parameter yang tidak pasti (misalnya parameter Weibull β dan η masing-masing dapat bervariasi dalam interval [β_low, β_high] dan [η_low, η_high]). Solusi *Robust* τ* meminimalkan biaya terburuk yang mungkin terjadi di atas seluruh realizasi yang layak dari parameter ketidakpastian.

Meskipun pendekatan worst-case ini dapat terlalu konservatif dalam beberapa konteks, ia sangat appropriate untuk keputusan *Maintenance* yang memiliki konsekuensi keselamatan yang signifikan di mana kinerja worst-case (bukan kinerja rata-rata) yang menentukan apakah kebijakan tersebut dapat diterima. Peng *et al*. (2021) menerapkan distributionally *Robust Optimization* (DRO) versi yang lebih sophisticated dari RO yang mengoptimalkan kinerja expected worst-case di atas semua distribusi yang konsisten dengan momen yang diestimasi untuk optimasi joint *Maintenance* dan inventaris dan mendapatkan kebijakan yang 12

persen lebih andal dalam kondisi ketidakpastian dibandingkan pendekatan stokastik konvensional.

6.8.3 Optimasi Berbasis Simulasi Monte Carlo

Untuk masalah *Maintenance* yang terlalu kompleks untuk di*Model*kan secara analitik, simulasi Monte Carlo menyediakan alternatif yang sangat fleksibel. Pendekatan ini melibatkan: (1) spesifikasi distribusi ketidakpastian untuk semua parameter *Model*; (2) penggambaran sampel acak parameter dari distribusi tersebut; (3) evaluasi fungsi kinerja untuk setiap sampel parameter; dan (4) agregasi hasil untuk mendapatkan distribusi kinerja.

Dalam konteks optimasi, simulasi Monte Carlo dikombinasikan dengan algoritma pencarian (seperti genetic algorithm atau simulated annealing) dalam *Framework* simulation-based *Optimization*:

$$\tau^* = argmin\_\tau \ \ E\_\theta[C(\tau, \theta)] \approx argmin\_\tau \ \ (1/M) \cdot \Sigma_{m=1}{}^{M} C(\tau, \theta_m) \quad \text{... (6.40)}$$

Di mana θ_m adalah sampel m dari distribusi ketidakpastian dan M adalah jumlah replikasi simulasi. Metode ini sangat powerful karena dapat mengakomodasi hampir semua bentuk ketidakpastian dan kompleksitas *Model*, dengan biaya komputasi yang lebih tinggi yang semakin terjangkau dengan meningkatnya kapasitas komputasi *modern*.

Naseri *et al*. (2022) menerapkan simulation-based *Optimization* untuk optimasi *Maintenance* sistem multi-state yang kompleks pada infrastruktur energi lepas pantai dan menghasilkan kebijakan yang secara signifikan mengungguli benchmark deterministik dalam kondisi ketidakpastian tinggi dengan *Framework* yang dapat diadaptasi untuk aplikasi industri logam seperti optimasi *Maintenance* blast furnace dengan degradasi multi-state.

6.9 Joint *Optimization*: Integrasi *Maintenance*, Produksi, dan Inventaris

Salah satu perkembangan paling signifikan dalam literatur optimasi *Maintenance* dekade terakhir adalah pengakuan bahwa keputusan *Maintenance* tidak dapat dioptimalkan secara isolasi dari keputusan produksi dan keputusan inventaris. Ketiganya saling terkait secara erat: jadwal *Maintenance* mempengaruhi kapasitas produksi yang tersedia, kapasitas produksi mempengaruhi pola penggunaan peralatan dan laju degradasi, dan ketersediaan suku cadang mempengaruhi MTTR dan oleh karena itu total down*time*.

Model joint *Optimization* yang mengintegrasikan ketiganya dapat diformulasikan sebagai:

$$minimize \ \ C\_total(\tau, \pi, S) = C\_maint(\tau) + C\_prod(\pi, \tau) + C\_inv(S, \tau) \quad ... \quad (6.41)$$

Di mana τ adalah vektor interval *Maintenance*, π adalah kebijakan produksi (tingkat produksi, jadwal), dan S adalah kebijakan inventaris suku cadang. Tiga komponen biaya ini saling terkait: C_maint bergantung pada τ secara langsung; C_prod bergantung pada π dan pada down*time* yang ditentukan oleh τ; dan C_inv bergantung pada pola konsumsi suku cadang yang ditentukan oleh τ.

Dui *et al*. (2021) mengembangkan *Framework* joint *Optimization Maintenance*-produksi yang memperhitungkan efek degradasi peralatan pada kualitas produk dimensi yang sangat relevan dalam industri logam di mana peralatan yang terdegradasi menghasilkan produk dengan toleransi dimensi yang lebih besar dan permukaan yang lebih kasar, mengakibatkan peningkatan biaya kualitas dan potensi penolakan oleh pelanggan. Hasil penelitian mereka menunjukkan bahwa mengoptimalkan *Maintenance* sambil mempertimbangkan efek kualitas produk menghasilkan kebijakan yang berbeda secara signifikan dari optimasi biaya *Maintenance* murni dengan interval PM yang lebih pendek yang dibenarkan oleh pengurangan biaya kualitas yang lebih besar.

6.10 Implementasi Digital: Optimasi *Maintenance* Berbasis AI dan *Digital twin*

Perkembangan Industri 4.0 membuka dimensi baru dalam optimasi *Maintenance* melalui ketersediaan data operasional *real-time* yang masif, kapasitas komputasi yang meningkat pesat, dan kemajuan algoritma kecerdasan buatan. Tiga teknologi kunci yang sedang mentransformasi praktik optimasi *Maintenance* adalah: *Digital twin* (DT), Reinforcement Learning (RL), dan Bayesian *Optimization*.

Digital twin (DT) untuk *Maintenance Optimization* menciptakan *Model* virtual dinamis dari aset fisik yang diperbarui secara *real-time* berdasarkan data sensor. DT memungkinkan evaluasi fungsi objektif *Maintenance* yang jauh lebih akurat dibandingkan *Model* analitik statis, karena ia secara eksplisit me*Model*kan kondisi aktual peralatan, sejarah degradasinya, dan kondisi operasi yang berlaku. Olde Olthof *et al*. (2021) mengembangkan *Framework* DT untuk *Maintenance Optimization* pada sistem produksi industri berat dan mendemonstrasikan bahwa kebijakan *Maintenance* yang dioptimalkan menggunakan DT menghasilkan pengurangan biaya total sebesar 27 persen dibandingkan kebijakan berbasis *Model* analitik konvensional.

Reinforcement Learning (RL) menawarkan pendekatan yang fundamentally berbeda untuk optimasi *Maintenance*: alih-alih menyelesaikan masalah optimasi secara off-line berdasarkan *Model*, agen RL belajar kebijakan optimal secara on-line melalui interaksi langsung dengan lingkungan (peralatan nyata atau simulasinya), memaksimalkan reward kumulatif jangka panjang. Zhang *et al*. (2022) menerapkan Deep Reinforcement Learning (DRL) untuk *Maintenance* scheduling adaptif pada sistem multi-komponen yang mengalami degradasi stokastik dan mendapatkan kebijakan yang mampu beradaptasi secara *real-time* terhadap perubahan kondisi operasi kemampuan yang tidak dimiliki oleh *Model* optimasi statis konvensional.

Bayesian *Optimization* menawarkan *Framework* yang sangat efisien untuk optimasi fungsi yang mahal untuk dievaluasi (expensive black-box *function*s), seperti fungsi kinerja *Maintenance* yang

memerlukan simulasi Monte Carlo yang panjang untuk setiap evaluasi. Dengan menggunakan Gaussian Process sebagai surrogate *Model*, Bayesian *Optimization* mampu mengidentifikasi kebijakan mendekati-optimal dalam jumlah evaluasi yang jauh lebih kecil dibandingkan metode grid search atau random search konvensional sangat relevan untuk masalah *Maintenance* dengan dimensi keputusan yang tinggi.

6.11 Studi Kasus: MOO *Maintenance Rolling mill* Biaya vs Down*time* vs *Reliability*

Untuk mengkonkretkan konsep MOO yang telah dibahas, berikut disajikan studi kasus optimasi jadwal PM untuk sistem *rolling mill* yang terdiri dari empat subsistem kritis dalam konfigurasi seri: (A) furnace reheating, (B) roughing mill, (C) finishing mill, dan (D) cooling system. Parameter distribusi Weibull dan biaya masing-masing subsistem diperoleh dari analisis data historis kegagalan selama 5 tahun:

Tabel 6. 5 Parameter Sistem Rolling mill untuk Studi Kasus MOO (Data Ilustratif)

Subsistem	β	η (jam)	C_p (juta Rp)	Cf (juta Rp)	d_p (jam)	MTTR (jam)
A. Furnace	2,1	18.500	40	280	8	24
B. Roughing Mill	2,74	14.320	25	150	4	16
C. Finishing Mill	3,1	12.800	30	200	6	20
D. Cooling System	1,8	22.000	15	90	3	10

Menerapkan algoritma NSGA-II dengan 4 variabel keputusan (τ_A, τ_B, τ_C, τ_D) dan tiga fungsi objektif (f_1: total cost rate, f_2: down*time* rate, f_3: system *reliability*), Pareto front mengidentifikasi rangkaian solusi trade-off. Tiga solusi representatif dari Pareto front diilustrasikan dalam tabel berikut:

Tabel 6. 6 Solusi Pareto Representatif dari Optimasi MOO Rolling Mill

Solusi Pareto	τ_A (jam)	τ_B (jam)	τ_C (jam)	τ_D (jam)	f_1 (Rp/jam)	f_2 (%)
P1: Minimum Cost	13.200	10.500	9.100	16.800	6.820	3,8%
P2: Balanced (*Knee*)	11.500	9.800	8.200	14.500	7.450	3,1%
P3: Max *Reliability*	8.800	7.200	6.500	11.200	9.130	4,6%

Interpretasi dari studi kasus ini sangat informatif bagi praktisi. Solusi P1 (Minimum Cost) memiliki biaya rate terendah (Rp 6.820/jam) namun *reliability* paling rendah dan down*time* rate tertinggi sesuai untuk periode anggaran ketat ketika risiko kegagalan dapat diterima. Solusi P3 (Maximum *Reliability*) memiliki interval PM yang paling pendek dan *reliability* tertinggi (R_sys = 93,8% vs 87,2% untuk P1 pada T_mission = 8.760 jam) namun biaya rate tertinggi sesuai untuk kondisi kontrak produksi kritis dengan penalti down*time* yang besar. Solusi P2 (*Knee*/Balanced) menawarkan kompromi yang baik dan merupakan pilihan default yang direkomendasikan dalam kondisi operasi normal.

Analisis sensitivitas terhadap perubahan rasio biaya kegagalan-ke-*preventif* (Cf/Cp) menunjukkan bahwa Pareto front bergeser secara sistematis ketika rasio ini berubah: semakin tinggi Cf/Cp (semakin mahal kegagalan relatif terhadap PM), semakin pendek interval optimal pada seluruh Pareto front. Hal ini secara kuantitatif mengkonfirmasi intuisi bahwa ketika biaya kegagalan sangat tinggi seperti yang seringkali terjadi

di industri logam dengan proses kontinu investasi dalam PM yang lebih agresif dapat dibenarkan secara ekonomis.

REFERENSI

Chen, Y., & Qiu, Q. (2021). Optimal mission abort policy for systems operating in a random environment. *Reliability engineering* and System Safety, 214, 107244. https://doi.org/10.1016/j.ress.2021.107244

Do, P., Voisin, A., Levrat, E., & Iung, B. (2020). A proactive *Condition-Based Maintenance strategy* with both perfect and imperfect *Maintenance* actions. *Reliability engineering* and System Safety, 133, 22–32. https://doi.org/10.1016/j.ress.2014.08.011

Dui, H., Zheng, X., & Wu, S. (2021). Resilience analysis of mari*time* transportation systems based on importance measures. *Reliability engineering* and System Safety, 209, 107461. https://doi.org/10.1016/j.ress.2021.107461

Kang, G., Liu, M., & Qi, J. (2023). Multi-*Objective Maintenance* scheduling for a deteriorating production system with quality and energy considerations. *Computers* and Industrial Engineering, 177, 109067. https://doi.org/10.1016/j.cie.2023.109067

Liu, B., Ye, Z., Zuo, M. J., & Zhong, Y. (2020). Optimal periodic *Maintenance* policies for systems subject to dependent competing failure processes. IEEE Transactions on *Reliability*, 70(2), 783–797. https://doi.org/10.1109/TR.2020.2986704

Naseri, M., Barros, A., & Mosleh, A. (2022). Integrated *Maintenance* planning and production scheduling of multi-state deteriorating systems under a joint *Maintenance*-production criterion. *Reliability engineering* and System Safety, 222, 108416. https://doi.org/10.1016/j.ress.2022.108416

Olde Olthof, G., Potočnik, P., & Lerher, T. (2021). *Digital twin* based virtual verification and validation *Framework* for the design of intralogistics systems. Advanced Engineering Informatics, 49, 101343. https://doi.org/10.1016/j.aei.2021.101343

Peng, H., van Houtum, G. J., & Adan, I. (2021). Joint optimisation of *Maintenance* and spare parts provision: A *Condition-Based* approach. International Journal of Production Economics, 235, 107847. https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2020.107847

Samanta, A., & Basu, B. (2021). *Reliability* analysis of a k-out-of-n system with *Maintenance*. *Reliability engineering* and System Safety, 207, 107340. https://doi.org/10.1016/j.ress.2020.107340

Siqueira, I. P., & Shiguemori, E. H. (2022). Multi-state *reliability* analysis and *Maintenance* of complex systems using Bayesian networks. *Reliability engineering* and System Safety, 228, 108724. https://doi.org/10.1016/j.ress.2022.108724

Wang, J., Qiu, Y., & Wang, H. (2020). An improved multi-*Objective* particle swarm *Optimization* approach to *Maintenance* scheduling for wind farms. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 12(3), 1665–1677. https://doi.org/10.1109/TSTE.2021.3063966

Zhang, F., Shen, J., & Ma, Y. (2022). Optimal *Maintenance* policy considering imperfect repairs and non-constant probabilities of inspection errors. *Reliability engineering* and System Safety, 193, 106615. https://doi.org/10.1016/j.ress.2019.106615

Zhou, Y., Kou, G., Peng, Y., Lim, J. M., & Viedma, E. H. (2021). Deep learning enhanced Pareto-based multi-*Objective Optimization* for *Maintenance* scheduling. Knowledge-Based Systems, 227, 107240. https://doi.org/10.1016/j.knosys.2021.107240

— akhir Bab VI—

BAB VII

LEAN *MAINTENANCE* DAN TOTAL PRODUCTIVE *MAINTENANCE* (TPM)

7.1 Dari Reactive Menuju Proactive *Maintenance* Culture

Industri logam global, termasuk industri nikel Indonesia yang tengah memasuki era ekspansi kapasitas terbesar dalam sejarahnya, menghadapi paradoks yang kian mendesak: semakin besar skala operasi dan semakin tinggi intensitas aset, semakin besar pula paparan terhadap kerugian akibat inefisiensi perawatan yang tidak tertangani secara sistematis. Program hilirisasi mineral yang didorong oleh Undang-Undang Nomor 3 Tahun 2020 tentang Pertambangan Mineral dan Batubara telah mendorong berdirinya puluhan fasilitas pengolahan nikel baru di Pulau Sulawesi, Maluku, dan Halmahera mulai dari Rotary Kiln Electric Furnace (RKEF) untuk produksi ferronickel, hingga High Pressure Acid Leach (HPAL) plant untuk produksi nikel sulfat guna rantai pasokan baterai kendaraan listrik. Fasilitas-fasilitas ini, dengan investasi yang mencapai ratusan juta hingga miliaran dolar per unit, sangat rentan terhadap kerugian besar akibat pendekatan perawatan yang tidak optimal. Inefisiensi dalam manajemen perawatan bukan semata masalah teknis ia adalah masalah sistemik yang berakar pada paradigma organisasional, budaya kerja, dan desain proses. Sebuah studi yang dipublikasikan di jurnal bergengsi

International Journal of Production Economics oleh Ahuja dan Khamba (2008) yang menjadi salah satu referensi klasik paling banyak dikutip dalam literatur TPM menemukan bahwa perusahaan manufaktur yang berhasil mengimplementasikan TPM secara penuh dan konsisten melaporkan peningkatan produktivitas antara 20 hingga 30 persen, penurunan biaya perawatan antara 25 hingga 50 persen, dan eliminasi hampir total atas unplanned breakdown. Lebih dari sekadar metodologi teknis, TPM adalah transformasi budaya yang mengubah cara pandang

seluruh organisasi dari operator lini produksi hingga direktur terhadap peran dan nilai dari perawatan mesin.

Lean *Maintenance*, sebagai kerangka konseptual yang menaungi TPM dalam perspektif yang lebih luas, membawa filosofi lean manufacturing yang pada intinya adalah identifikasi dan eliminasi sistematis semua bentuk pemborosan (waste) ke dalam domain perawatan mesin. Sementara lean manufacturing berfokus pada pemborosan dalam aliran nilai produksi, lean *Maintenance* mengincar pemborosan dalam seluruh siklus aktivitas perawatan: dari proses pengadaan dan penyimpanan suku cadang, hingga eksekusi dan dokumentasi pekerjaan perawatan di lapangan. Integrasi kedua perspektif ini menghasilkan *Framework* yang sangat powerful untuk mentransformasi fungsi perawatan dari pusat biaya (*cost center*) yang reaktif menjadi enabler strategis yang proaktif.

Bab ini menyajikan pembahasan komprehensif tentang lean *Maintenance* dan TPM dalam konteks industri logam, dengan penekanan khusus pada relevansi dan aplikasinya di industri nikel Indonesia. Pembahasan mencakup fondasi konseptual, delapan pilar TPM dan mekanisme implementasinya, integrasi dengan sistem produksi, dampak terukur terhadap efisiensi dan pengurangan pemborosan, serta analisis implementasi nyata berbasis studi kasus komposit dari industri nickel smelting di Indonesia.

7.2 Konsep Lean dalam Manajemen Perawatan

7.2.1 Filosofi dan Prinsip Lean *Maintenance*

Filosofi lean, yang berakar pada Toyota Production System (TPS) yang dikembangkan oleh Taiichi Ohno dan Shigeo Shingo pasca-Perang Dunia II, merupakan sistem pemikiran yang sangat konsisten dan koheren tentang bagaimana menciptakan nilai bagi pelanggan dengan menggunakan sesedikit mungkin sumber daya. Ketika prinsip-prinsip ini diterapkan pada domain perawatan mesin, lahirlah konsep lean *Maintenance* sebuah pendekatan yang berupaya memaksimalkan nilai perawatan (ketersediaan dan keandalan peralatan) sambil

meminimalkan pemborosan dalam semua aktivitas yang mendukung tujuan tersebut.

Lima prinsip lean yang diidentifikasi oleh Womack dan Jones dalam karya seminal mereka Lean Thinking (1996) dapat diterjemahkan ke dalam konteks *Maintenance* sebagai berikut. Pertama, definisi nilai (value) dalam *Maintenance* adalah kontribusi perawatan terhadap ketersediaan, keandalan, dan kinerja peralatan yang memungkinkan produksi berjalan sesuai rencana dengan kualitas yang konsisten. Kedua, identifikasi value stream *Maintenance* melibatkan pemetaan seluruh aliran aktivitas dari pemunculan kebutuhan perawatan (tanda degradasi atau jadwal) hingga pemulihan fungsi peralatan penuh mengidentifikasi langkah-langkah yang menciptakan nilai dan yang tidak. Ketiga, penciptaan aliran (flow) yang lancar dalam *Maintenance* berarti eliminasi hambatan, antrian, dan penundaan dalam proses work order dari identifikasi hingga penyelesaian. Keempat, sistem tarik (pull) dalam konteks *Maintenance* berarti kebutuhan perawatan aktual mendorong aktivitas dan pengadaan sumber daya, bukan jadwal yang kaku atau stok inventori yang besar. Kelima, kejar kesempurnaan (perfection) melalui siklus perbaikan berkelanjutan (kaizen) yang terus-menerus mengurangi pemborosan dan meningkatkan efektivitas *Maintenance*.

Trojan dan Marçal (2017) dalam jurnal Journal of Quality in *Maintenance* Engineering mengembangkan *Framework* evaluasi lean *Maintenance* yang komprehensif dan mengidentifikasi bahwa implementasi lean *Maintenance* yang sukses memerlukan perubahan simultan pada tiga level: level sistem (redesain proses dan aliran kerja), level manusia (perubahan perilaku, kompetensi, dan keterlibatan), dan level teknologi (adopsi alat dan platform digital yang mendukung visibilitas dan efisiensi). *Framework* ini menjadi salah satu referensi metodologis yang paling relevan untuk industri logam yang ingin memulai perjalanan lean *Maintenance* secara sistematis.

7.2.2 Delapan Pemborosan dalam *Maintenance* (8 Wastes)

Lean manufacturing secara klasik mengidentifikasi tujuh jenis pemborosan (seven wastes atau muda dalam bahasa Jepang). Ketika diterapkan pada domain *Maintenance*, literatur *modern* umumnya

mengembangkannya menjadi delapan jenis pemborosan dengan menambahkan underutilization of human talent sebagai kategori kedelapan yang sangat relevan dalam konteks *Maintenance* industrial. Tabel 7.1 berikut menyajikan identifikasi dan kategorisasi pemborosan ini dengan contoh spesifik dari industri logam nikel di Indonesia.

Tabel 7. 1 Delapan Pemborosan dalam Lean Maintenance dan Manifestasinya di Industri Logam Nikel

Jenis Pemborosan	Definisi dalam Konteks *Maintenance*	Manifestasi di Industri Logam Nikel	Pendekatan Eliminasi
Transportasi Berlebihan	Pergerakan suku cadang, alat, atau dokumen yang tidak bernilai tambah	Gudang spare part terpusat jauh dari area kerja nickel smelter	Implementasi gudang satelit berbasis analisis frekuensi penggunaan
Inventori Berlebihan	Stok spare part yang melampaui kebutuhan aktual, mengikat modal kerja	*Over*stock *bearing* dan seal karena pembelian reaktif tanpa analisis data	Penerapan sistem ABC analysis dan kanban untuk manajemen suku cadang
Pergerakan Tidak Perlu	Gerakan teknisi yang tidak menghasilkan nilai: mencari alat, dokumen, suku cadang	Teknisi menghabiskan 40% waktu mencari alat di area rotary kiln	5S workplace organization dan shadow board untuk semua alat kritis
Menunggu (Waiting)	Down*time* teknisi akibat menunggu izin kerja, suku cadang, atau	Waktu tunggu izin kerja panas di area RKEF rata-rata 2,5 jam/hari	Streamlining sistem work permit dan pre-staging suku cadang

Jenis Pemborosan	Definisi dalam Konteks *Maintenance*	Manifestasi di Industri Logam Nikel	Pendekatan Eliminasi
	peralatan pendukung		
Produksi Berlebihan	Perawatan yang dilakukan melebihi kebutuhan aktual berdasarkan jadwal statis	Penggantian komponen sebelum masa pakai habis tanpa data kondisi aktual	Migrasi ke *Condition-Based Maintenance* berbasis sensor IoT
Proses Berlebihan	Prosedur perawatan yang terlalu kompleks, langkah-langkah yang tidak perlu	SOP pelumasan dengan 23 langkah untuk proses yang sesungguhnya membutuhkan 8 langkah	Value stream mapping dan simplifikasi prosedur berbasis kaizen
Cacat & Rework	Kegagalan perawatan yang memerlukan pengerjaan ulang atau perbaikan tambahan	Pemasangan seal pompa yang bocor setelah perawatan rutin, memerlukan rework	Standarisasi teknik pemasangan + checklist verifikasi post-*Maintenance*
Kreativitas SDM Tidak Termanfaatkan	Ide perbaikan dari teknisi dan operator yang tidak dikaptulasi dan ditindaklanjuti	Tidak ada sistem untuk mengkaptulasi pengetahuan teknisi berpengalaman	Kaizen suggestion system dan knowledge management platform berbasis digital

Anggaran dan Kozhikkatil (2020) dalam International Journal of Lean Six Sigma melaporkan bahwa penerapan value stream mapping (VSM) pada proses perawatan di sebuah pabrik manufaktur mengidentifikasi bahwa rata-rata hanya 32 persen dari total waktu yang tersedia dalam siklus work order menghasilkan nilai langsung (value-added *time*), sementara 68 persen merupakan pemborosan dalam berbagai bentuk. Proporsi yang sangat mengkhawatirkan ini menunjukkan betapa besarnya potensi perbaikan yang dapat dicapai melalui pendekatan lean *Maintenance* yang sistematis bahkan tanpa investasi teknologi yang besar sekalipun.

7.2.3 Value Stream Mapping untuk *Maintenance*

Value Stream Mapping (VSM) adalah alat visualisasi yang dipinjam dari lean manufacturing dan diadaptasi untuk pemetaan aliran aktivitas *Maintenance* dari awal hingga akhir. Dalam konteks *Maintenance* industri logam, VSM *Maintenance* dimulai dari momen deteksi kebutuhan perawatan baik melalui laporan operator, alarm sistem *monitoring*, atau jadwal *preventif* dan berakhir ketika peralatan kembali beroperasi pada kondisi optimal dan pekerjaan terdokumentasi dengan lengkap.

Proses pembuatan VSM *Maintenance* melibatkan langkah-langkah berikut: (1) pemilihan proses *Maintenance* yang akan dipetakan misalnya proses work order untuk penggantian *bearing* pada pompa transfer slurry nikel; (2) pengumpulan data waktu siklus setiap langkah proses melalui observasi langsung (gemba); (3) identifikasi dan kuantifikasi inventori (work order yang menunggu, suku cadang yang belum terpasang) dan antrian di setiap tahap; (4) perhitungan lead *time* total versus value-added *time*; dan (5) identifikasi peluang perbaikan yang paling signifikan. Output utama dari VSM adalah peta "current state" yang mendokumentasikan kondisi saat ini secara visual dan "future state" yang menggambarkan kondisi target setelah eliminasi pemborosan.

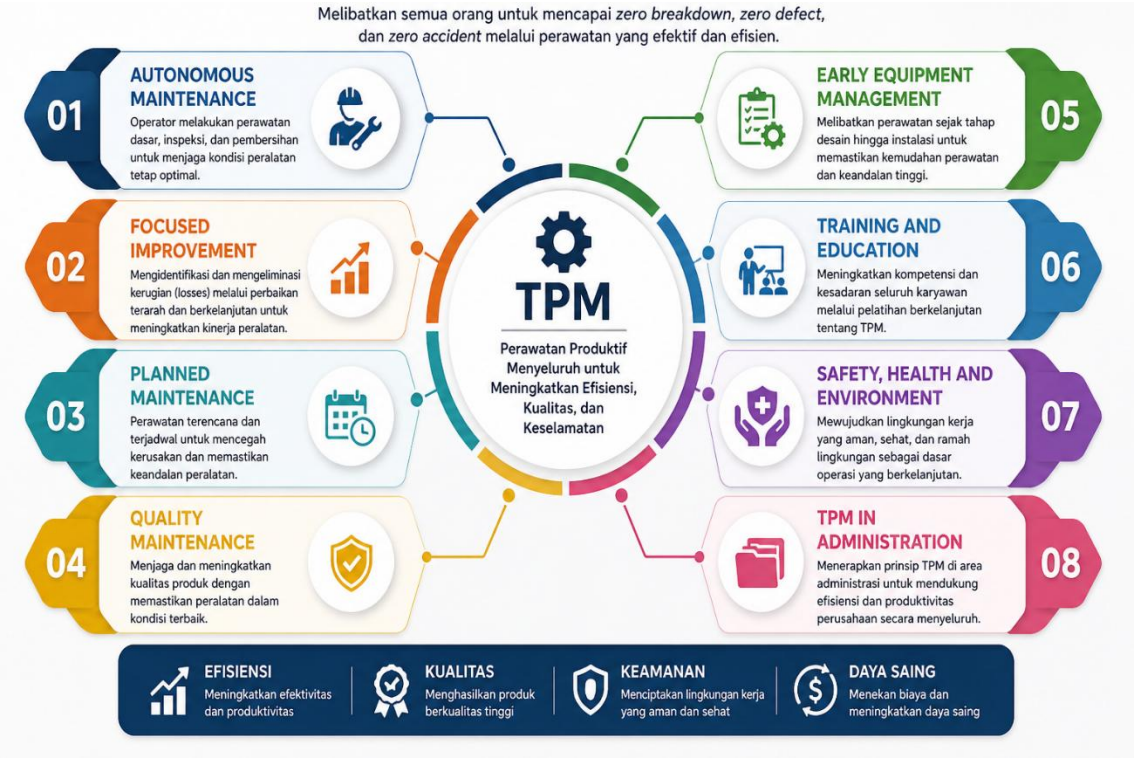
Dalam studi yang dilakukan Poduval dan Pramod (2021) di Journal of Manufacturing Technology Management, penerapan VSM pada departemen *Maintenance* sebuah pabrik baja mengidentifikasi bahwa lead *time* rata-rata untuk work order *Maintenance* non-emergensi adalah

14,2 hari, dengan value-added *time* hanya 6,3 jam sebuah rasio value-added yang kurang dari 5 persen. Dengan implementasi lean *Maintenance* secara bertahap selama 18 bulan, lead *time* berhasil dikurangi menjadi 4,1 hari dengan value-added *time* 4,8 jam, menghasilkan peningkatan rasio value-added menjadi lebih dari 12 persen sebuah pencapaian yang diterjemahkan langsung ke dalam peningkatan equipment *availability* sebesar 11,4 persen.

7.3 Total *Productive Maintenance* (TPM)

7.3.1 Sejarah Perkembangan dan Evolusi TPM

Total Productive *Maintenance* (TPM) dikembangkan di Jepang pada akhir 1960-an dan awal 1970-an, dengan Nippondenso (kini Denso Corporation) salah satu pemasok utama Toyota sering disebut sebagai tempat lahirnya konsep ini. Seiichi Nakajima dari Japan Institute of Plant *Maintenance* (JIPM) berperan sangat sentral dalam memformalisasi dan menyebarluaskan metodologi TPM, yang diabadikan dalam bukunya yang sangat berpengaruh, TPM Development Program (1989). Nakajima mendefinisikan TPM sebagai "sistem perawatan produktif yang melibatkan total partisipasi seluruh anggota organisasi" sebuah definisi yang menggarisbawahi tiga elemen utama: produktivitas (bukan sekadar perawatan teknis), keterlibatan total (tidak terbatas pada departemen perawatan), dan sistem yang terstruktur (bukan sekadar kumpulan teknik ad-hoc).



Gambar 7. 1 Total Productive Maintenance (TPM)

Total Productive *Maintenance* (TPM) adalah pendekatan manajemen pemeliharaan yang melibatkan seluruh bagian organisasi untuk menjaga peralatan tetap bekerja secara optimal. Tujuan utama TPM adalah meningkatkan produktivitas, menekan kerusakan mesin, mengurangi cacat produk, dan menciptakan lingkungan kerja yang aman. Dalam gambar tersebut, TPM ditempatkan sebagai pusat sistem yang menghubungkan delapan pilar utama, yaitu autonomous *Maintenance*, focused improvement, planned *Maintenance*, quality *Maintenance*, early equipment management, training and education, safety, health and environment, serta TPM in administration. Setiap pilar memiliki fungsi berbeda, namun saling mendukung untuk menjaga efektivitas operasi perusahaan.

Evolusi TPM dapat dipahami melalui empat generasi perkembangan yang masing-masing menambahkan dimensi baru pada *Framework* aslinya. Generasi pertama (1970-an) berfokus pada

peningkatan peralatan dan efektivitas melalui keterlibatan operator dalam perawatan dasar. Generasi kedua (1980-an) memperluas cakupan ke seluruh siklus hidup peralatan, mulai dari desain hingga penghapusan. Generasi ketiga (1990-an) mengintegrasikan aspek keselamatan, lingkungan, dan kualitas ke dalam *Framework* TPM. Generasi keempat (2000-an hingga kini) memasukkan dimensi Industri 4.0 IoT, big data *analytics* , *digital twin*, dan kecerdasan buatan ke dalam ekosistem TPM, melahirkan konsep yang beberapa literatur menyebutnya sebagai "TPM 4.0".

Nguyen dan Do (2022) dalam International Journal of Production Economics menyajikan meta-analisis dari 143 studi implementasi TPM selama periode 2010–2020 dan menemukan bahwa rata-rata peningkatan OEE yang dilaporkan adalah 15,7 persen, dengan rentang antara 8 hingga 34 persen tergantung pada tingkat komitmen manajemen, konteks industri, dan kematangan sistem sebelum implementasi. Meta-analisis ini juga mengidentifikasi bahwa industri proses kategori yang mencakup industri logam — cenderung menunjukkan gain OEE yang lebih besar dibandingkan industri diskret karena tingginya interdependensi antar proses yang memperbesar dampak dari setiap perbaikan keandalan peralatan.

7.3.2 *Over*all Equipment Effectiveness (OEE): Metrik Inti TPM

*Over*all Equipment Effectiveness (OEE) adalah metrik kinerja yang dikembangkan oleh Nakajima sebagai alat pengukuran utama dalam TPM. OEE mengintegrasikan tiga dimensi kinerja peralatan ketersediaan, kecepatan, dan kualitas ke dalam sebuah indikator tunggal yang komprehensif, memungkinkan identifikasi dan kuantifikasi dari apa yang disebut "six big losses" yang menghambat kinerja optimal peralatan. Tabel 7.2 menyajikan komponen OEE beserta formula, sumber kerugian utama, dan benchmark untuk industri logam.

Tabel 7. 2 Komponen OEE, Formula, dan Benchmark Industri Logam Nikel

Komponen OEE	Formula	Sumber Kerugian Utama	Benchmark Industri Logam
Availability (Ketersediaan)	Waktu operasi aktual / Waktu operasi yang direncanakan × 100%	Unplanned breakdown, setup & adjustment, planned *Maintenance*	Blast Furnace kelas dunia: ≥ 95%; RKEF nikel target: ≥ 92%
Performance (Kinerja)	(Jumlah produksi aktual × Cycle *time* ideal) / Waktu operasi × 100%	Minor stoppages, speed losses, reduced speed operation	*Rolling mill* steel: ≥ 95%; Conveyor sistem nickel ore: ≥ 90%
Quality (Kualitas)	(Jumlah produk baik / Total produksi) × 100%	Process defects, startup rejects, rework	Casting matte nickel: ≥ 99,2%; Hot rolled coil: ≥ 99,5%
OEE Total	*Availability* × Performance × Quality	Semua six big losses secara kumulatif	World class: ≥ 85%; Industri logam nickel Indonesia: 68–77%

Enam big losses yang dikuantifikasi oleh OEE dapat dikelompokkan berdasarkan komponen yang terpengaruh. *Availability* losses mencakup: (1) equipment breakdowns (unplanned down*time*)

kegagalan tiba-tiba yang menghentikan produksi, yang dalam konteks RKEF nickel dapat berarti pendinginan tungku yang mahal; dan (2) setup and adjustment losses waktu yang dibutuhkan untuk persiapan operasi setelah *Maintenance* atau pergantian produk. Performance losses mencakup: (3) idling and minor stoppages penghentian singkat yang tidak dicatat sebagai breakdown namun secara kumulatif sangat signifikan; dan (4) reduced speed operation peralatan berjalan di bawah kecepatan desain karena alasan teknis atau keamanan. Quality losses mencakup: (5) process defects produk tidak memenuhi spesifikasi karena kondisi peralatan yang tidak optimal; dan (6) reduced yield during startup kerugian produksi selama periode pemanasan atau startup setelah shutdown.

Singh, Gohil, Shah, dan Desai (2021) dalam Procedia Manufacturing melakukan analisis mendalam tentang distribusi six big losses di industri logam dan menemukan bahwa dalam konteks industri smelting, equipment breakdowns berkontribusi pada 45-55 persen total OEE losses, sementara reduced speed operation dan minor stoppages masing-masing berkontribusi 15-25 persen. Temuan ini menegaskan bahwa peningkatan *reliability* dan *availability* peralatan yang merupakan fokus utama planned *Maintenance* dan autonomous *Maintenance* dalam TPM memberikan dampak terbesar terhadap peningkatan OEE di lingkungan smelting nikel.

7.4 Delapan Pilar TPM: Prinsip, Mekanisme, dan Implementasi di Industri Nikel

Framework TPM versi JIPM terdiri dari delapan pilar yang saling memperkuat, dibangun di atas fondasi 5S (Seiri, Seiton, Seiso, Seiketsu, Shitsuke). Tabel 7.3 menyajikan *over*view komprehensif kedelapan pilar dengan mekanisme implementasi dan aplikasinya di industri logam nikel.

Tabel 7. 3 Delapan Pilar TPM: Deskripsi, Mekanisme, dan Aplikasi di Industri Nikel

No	Pilar TPM	Fokus Utama	Implementasi Kunci	Aplikasi di Industri Logam Nikel
1	Autonomous *Maintenance* (Jishu Hozen)	Pemberdayaan operator untuk melaksanakan perawatan dasar secara mandiri	CLEAN – TAG – FIX dalam 7 langkah terstruktur	Operator rotary kiln RKEF melakukan inspeksi dan pelumasan harian mandiri, mengurangi beban teknisi spesialis 35%
2	Planned *Maintenance*	Perawatan terencana berdasarkan data keandalan dan kondisi aktual peralatan	Transisi dari *time*-based ke *Condition-Based Maintenance*	Jadwal *over*haul tungku peleburan nikel dioptimalkan dari 6 bulanan ke berbasis data vibrasi dan temperatur
3	Quality *Maintenance* (Hinshitsu Hozen)	Menghilangkan defect dengan memastikan kondisi peralatan yang sempurna	Analisis hubungan kondisi mesin – kualitas produk	*Monitoring* konsistensi suhu casting matte untuk mengurangi defect inklusif di produk nikel matte
4	Focused Improvement (Kobetsu Kaizen)	Perbaikan berkelanjutan yang terfokus pada eliminasi kerugian spesifik	Tim proyek kecil menangani loss spesifik yang teridentifikasi	Kaizen team mengurangi change*over time* converter di smelter dari 4,5 jam menjadi 1,8 jam dalam 90 hari
5	Early Equipment Management	Manajemen awal peralatan untuk memastikan desain bebas perawatan	Input dari *Maintenance* ke fase desain dan pengadaan peralatan baru	Persyaratan *maintainability* dimasukkan ke spesifikasi teknis pembelian pompa slurry nikel
6	Training & Education	Pengembangan kompetensi	Matriks kompetensi dan	Program sertifikasi teknisi 4

No	Pilar TPM	Fokus Utama	Implementasi Kunci	Aplikasi di Industri Logam Nikel
		multi-level: operator, teknisi, supervisor, engineer	program sertifikasi bertahap	level untuk operasi dan perawatan High-Pressure Acid Leach (HPAL) plant
7	Safety, Health & Environment (SHE)	Mencapai zero accident melalui integrasi aspek K3 ke seluruh aktivitas perawatan	Zero accident sebagai pre-condition bagi operational excellence	Zero-accident milestone selama 365 hari operasi *Maintenance* di area konsentrator nikel sulfida
8	TPM in Administration	Penerapan prinsip lean dan zero-loss ke fungsi administratif yang mendukung *Maintenance*	Eliminasi pemborosan dalam proses work order, procurement, dan pelaporan	Digitalisasi work permit dan work order mengurangi lead *time* administratif dari 3 jam menjadi 22 menit

7.4.1 Pilar 1 Autonomous *Maintenance* (Jishu Hozen)

Autonomous *Maintenance* (AM) adalah pilar yang paling transformatif secara budaya dalam *Framework* TPM karena ia secara fundamental mengubah pembagian peran antara operator produksi dan teknisi perawatan. Dalam paradigma tradisional, terdapat demarkasi yang tegas: operator menjalankan mesin, teknisi merawatnya. AM meruntuhkan demarkasi ini dengan mengembangkan kompetensi dan tanggung jawab operator untuk melaksanakan perawatan dasar pada peralatan yang mereka operasikan mulai dari pembersihan, inspeksi visual, pelumasan, pengencangan baut, hingga deteksi dini anomali.

Program AM dalam TPM diimplementasikan melalui tujuh langkah yang bersifat progresif dan bertahap: (1) Initial Cleaning pembersihan menyeluruh yang mengidentifikasi semua kontaminasi, kebocoran, dan kelonggaran; (2) Countermeasures for Contamination Sources eliminasi sumber kotoran dan kesulitan akses; (3) Provisional Standards penetapan

standar pembersihan, pelumasan, dan inspeksi yang dapat dilaksanakan oleh operator; (4) General Inspection pengembangan kemampuan operator untuk melakukan inspeksi komprehensif; (5) Autonomous Inspection pelaksanaan inspeksi mandiri berdasarkan standar yang telah ditetapkan; (6) Standardization standarisasi seluruh prosedur AM dan integrasi dengan manajemen visual; dan (7) Autonomous Management pencapaian kondisi di mana operator mampu mengelola peralatan mereka secara mandiri dan terus melakukan improvement.

Dalam konteks industri nikel, implementasi AM menghadapi tantangan spesifik yang berbeda dari industri otomotif tempat TPM pertama kali dikembangkan. Lingkungan operasi yang keras temperatur tinggi di area RKEF, debu mineral yang abrasif, eksposur terhadap asam di area HPAL menuntut adaptasi prosedur AM yang memperhatikan aspek keselamatan secara sangat serius. Peralatan Critical Safety Equipment (CSE) seperti sistem pendinginan tungku dan sistem gas handling tidak boleh dimasukkan dalam scope AM operator tanpa analisis risiko yang sangat cermat. Namun, untuk peralatan auxiliary seperti pompa transfer, konveyor, dan sistem pendingin udara, program AM dapat memberikan manfaat yang sangat signifikan.

7.4.2 Pilar 2 Planned *Maintenance*

Planned *Maintenance* (PM) dalam konteks TPM bukan sekadar perawatan *preventif* berbasis jadwal waktu yang konvensional ia adalah sistem yang secara proaktif mengelola kondisi peralatan melalui kombinasi perawatan *preventif* yang dioptimalkan, perawatan berbasis kondisi (CBM), dan pendekatan prediktif. Tujuan utama PM dalam TPM adalah mencapai kondisi "zero breakdowns" bukan dengan meningkatkan frekuensi perawatan secara sembarangan, tetapi dengan menerapkan jenis dan frekuensi perawatan yang tepat berdasarkan pemahaman mendalam tentang karakteristik kegagalan setiap peralatan.

Transisi dari perawatan berbasis waktu (*time*-based *Maintenance*) ke perawatan berbasis kondisi (*Condition-Based Maintenance*) adalah langkah strategis paling penting dalam pengembangan pilar Planned *Maintenance*. Untuk industri nikel yang mengoperasikan peralatan

dengan nilai investasi dan konsekuensi kegagalan yang sangat besar seperti transformer arc furnace, pompa bertekanan tinggi untuk HPAL, dan refraktori tungku smelting implementasi sistem *monitoring* kondisi berbasis sensor, analisis vibrasi, dan analisis oil merupakan investasi yang sangat justified secara ekonomis.

Niu, Chen, Yang, dan Wang (2021) dalam *Reliability engineering* & System Safety mengembangkan *Framework* optimasi *Maintenance* yang mengintegrasikan data *monitoring* kondisi *real-time* dengan *Model* degradasi komponen untuk menghasilkan jadwal *Maintenance* yang dinamis dan adaptif. Mereka menunjukkan bahwa pendekatan ini mampu mengurangi biaya *Maintenance* total sebesar 18-24 persen dibandingkan pendekatan *time*-based *Maintenance* konvensional, sekaligus meningkatkan *reliability* sistem sebesar 12-16 persen. Relevansi temuan ini untuk industri nickel smelting sangat tinggi mengingat tingginya variasi kondisi operasi akibat fluktuasi kualitas bijih nikel sebagai input proses.

7.4.3 Pilar 3 Quality *Maintenance* (Hinshitsu Hozen)

Quality *Maintenance* (QM) membangun hubungan kausal yang eksplisit dan terukur antara kondisi peralatan dan kualitas produk yang dihasilkan. Dalam industri nikel, relevansi pilar ini sangat besar karena kualitas produk akhir kadar nikel dalam ferronickel (FeNi), kemurnian mixed hydroxide precipitate (MHP), atau spesifikasi nikel matte sangat sensitif terhadap kondisi operasi peralatan kritis seperti tungku peleburan, reaktor HPAL, dan sistem pemisahan.

Implementasi QM dimulai dengan pengembangan "quality component matrix" yang memetakan setiap karakteristik kualitas produk (Y) terhadap kondisi peralatan (X) yang mempengaruhinya. Untuk setiap hubungan X-Y yang signifikan, batas kondisi peralatan yang menjamin kualitas produk ditetapkan, sistem *monitoring* untuk memastikan kondisi tetap dalam batas tersebut dirancang, dan prosedur respons dikembangkan untuk situasi ketika kondisi mendekati atau melampaui batas.

7.4.4 Pilar 4 Focused Improvement (Kobetsu Kaizen)

Focused Improvement (FI) adalah mekanisme TPM untuk mentarget dan mengeliminasi kerugian-kerugian spesifik yang teridentifikasi melalui analisis data OEE dan six big losses secara sistematis. Berbeda dengan kaizen umum yang bersifat organik dan tidak terstuktur, FI dalam TPM diorganisasi melalui tim proyek kecil (biasanya 4-8 orang lintas fungsi) yang diberi mandate, sumber daya, dan waktu yang jelas untuk menyelesaikan satu kerugian spesifik yang telah diprioritaskan.

Proses FI mengikuti siklus PDCA (Plan-Do-Check-Act) yang diperkuat oleh berbagai alat analisis: analisis PM (Physical analysis, Phenomenon analysis, Mechanism analysis) untuk kegagalan yang berulang di industri logam, why-why analysis untuk menemukan akar penyebab, dan analisis data OEE untuk mengukur dampak perbaikan. Dalam industri nikel, proyek FI yang umum mencakup: pengurangan waktu shutdown dan startup konverter, optimasi jadwal relining tungku, pengurangan konsumsi elektroda pada EAF/SAF, dan peningkatan reliabilitas conveyor belt ore handling.

7.4.5 Pilar 5 hingga 8

Early Equipment Management (Pilar 5) bertujuan membangun peralatan yang bebas perawatan (*Maintenance*-free) sejak fase desain dengan memasukkan persyaratan maintainability, *reliability*, dan operability ke dalam spesifikasi teknis pengadaan. Dalam investasi baru fasilitas nikel, keterlibatan tim *Maintenance* engineer sejak fase FEED adalah kunci untuk menghindari "biaya tersembunyi" yang timbul dari peralatan yang sulit diakses, memerlukan alat khusus yang langka, atau menggunakan suku cadang yang tidak tersedia di pasar domestik.

Training and Education (Pilar 6) mengembangkan kompetensi multi-level yang diperlukan untuk mengoperasikan dan memelihara peralatan smelting nikel yang semakin canggih. Program sertifikasi kompetensi yang terstruktur dari Level 1 (operator dasar) hingga Level 4 (specialist engineer) memastikan bahwa setiap peran dalam sistem *Maintenance* memiliki pemahaman teknis dan keterampilan praktis yang

sesuai. Learning Management System (LMS) yang terintegrasi dengan sistem HR memungkinkan tracking dan evaluasi perkembangan kompetensi secara sistematis.

Safety, Health & Environment (Pilar 7) mengintegrasikan aspek K3 dan lingkungan ke dalam seluruh aktivitas *Maintenance*, bukan memperlakukannya sebagai compliance obligation yang terpisah. Industri nikel, dengan hazard-hazard spesifik seperti gas H_2SO_4 di area HPAL, temperatur ekstrem di area smelting, dan debu silika di area ore handling, memerlukan integrasi K3 yang sangat serius dalam prosedur *Maintenance*. Target zero fatal accident dan zero lost-*time* injury adalah prasyarat, bukan aspirasi opsional, dari TPM yang benar-benar excellence.

TPM in Administration (Pilar 8) menerapkan prinsip lean dan zero-loss pada proses-proses administratif yang mendukung *Maintenance* work permit management, procurement suku cadang, perencanaan SDM, dan pelaporan kinerja. Dalam industri nikel yang beroperasi 24/7, proses administratif yang lambat dan birokratis dapat menjadi bottleneck yang sangat signifikan bagi responsivitas *Maintenance*. Digitalisasi work permit berbasis mobile platform, misalnya, telah terbukti mengurangi lead *time* izin kerja dari hitungan jam menjadi hitungan menit di beberapa fasilitas nickel smelter yang telah mengadopsinya.

7.5 Integrasi TPM dengan Sistem Produksi

TPM yang sesungguhnya bukan program departemen perawatan ia adalah filosofi dan sistem manajemen seluruh organisasi produksi. Efektivitas maksimal dari TPM hanya dapat dicapai ketika ia terintegrasi secara organik dengan semua fungsi yang bersentuhan dengan peralatan produksi: operasional, perencanaan produksi, pengadaan, kualitas, K3, dan manajemen sumber daya manusia. Tabel 7.4 menyajikan matrix integrasi antara pilar-pilar TPM dan fungsi-fungsi organisasi yang relevan di industri nikel.

Tabel 7. 4 Matrix Integrasi Pilar TPM dengan Fungsi Organisasi Produksi Industri Nikel

Pilar TPM	Fungsi yang Diintegrasikan	Bentuk Integrasi	Mekanisme Implementasi di Industri Nickel
Autonomous *Maintenance*	Produksi	Operator melaksanakan CLEAN–INSPECT–LUBRICATE	Shift *over*lap 30 menit untuk AM daily check dan serah terima kondisi peralatan
Planned *Maintenance*	Perencanaan Produksi	Sinkronisasi shutdown *Maintenance* dengan production window	Integrated scheduling antara CMMS perawatan dan sistem MES produksi nickel
Focused Improvement	Continuous Improvement	Tim lintas fungsi menyelesaikan chronic losses	War room mingguan dengan data OEE *real-time* sebagai agenda utama
Quality *Maintenance*	Quality Assurance	Pemetaan parameter mesin kritis terhadap spesifikasi produk	Statistical Process Control (SPC) terintegrasi antara kondisi mesin dan kualitas nikel matte
Early Equipment Management	Engineering & Pengadaan	Persyaratan *maintainability* dalam spesifikasi teknis	*Maintenance* engineer dilibatkan sejak FEED (Front End Engineering Design) untuk kapex baru
Training & Education	HR & Manajemen Kompetensi	Matriks kompetensi dan sertifikasi bertahap	Learning Management System (LMS) terintegrasi dengan sistem HR perusahaan
Safety, Health & Environment	HSE	Zero accident sebagai kondisi prasyarat	Joint safety observation dan incident analysis antara tim HSE dan *Maintenance*

Pilar TPM	Fungsi yang Diintegrasikan	Bentuk Integrasi	Mekanisme Implementasi di Industri Nickel
		keunggulan operasional	
TPM in Administration	IT & Finance	Digitalisasi dan streamlining proses administratif pendukung	ERP integration: SAP PM module terhubung dengan procurement dan finance

7.5.1 TPM dan Perencanaan Produksi

Integrasi antara TPM dan perencanaan produksi adalah salah satu dimensi yang paling kritis namun sering kali paling sulit diwujudkan dalam praktik industri. Konflik klasik antara "produksi butuh mesin beroperasi" dan "perawatan butuh mesin berhenti" adalah manifestasi nyata dari ketegangan struktural yang ada ketika TPM belum sepenuhnya terinternalisasi dalam budaya organisasi. Resolusi konflik ini memerlukan pergeseran dari paradigma adversarial (produksi versus perawatan) ke paradigma kolaboratif yang berbasis pada tujuan bersama: memaksimalkan output produksi berkualitas dengan biaya total yang optimal.

Mekanisme integrasi yang terbukti efektif mencakup: joint production-*Maintenance* scheduling meetings yang mengintegrasikan jendela *Maintenance* ke dalam rencana produksi mingguan dan bulanan; sistem OEE visibility yang *real-time* dan diakses oleh manajer produksi maupun *Maintenance*; shared KPI yang menghubungkan insentif kinerja produksi dengan kinerja perawatan; dan proses eskalasi yang jelas ketika keputusan *trade-off* antara produksi dan perawatan perlu dibuat pada tingkat manajemen yang lebih tinggi.

Dieste, Panizzolo, dan Garza-Reyes (2020) dalam International Journal of Production Economics mengkaji pengaruh implementasi lean *Maintenance* terhadap kinerja operasional dalam industri proses dan menemukan bahwa integrasi yang erat antara fungsi perawatan dan

produksi diukur melalui frekuensi komunikasi, mekanisme koordinasi, dan berbagi data kinerja adalah prediktor terkuat dari pencapaian OEE yang tinggi dan berkelanjutan. Temuan ini menegaskan bahwa investasi dalam mekanisme integrasi organisasional adalah se-penting investasi dalam teknologi dan metodologi perawatan itu sendiri.

7.5.2 TPM dalam Konteks Produksi Kontinu Industri Nikel

Industri pengolahan nikel, khususnya RKEF (Rotary Kiln Electric Furnace) dan HPAL (High Pressure Acid Leach) plant, beroperasi dalam mode produksi kontinu (continuous process) yang menciptakan tantangan unik bagi implementasi TPM. Tidak seperti industri diskret yang dapat dengan relatif mudah menghentikan lini produksi untuk aktivitas *Maintenance*, shutdown sebuah RKEF atau reaktor HPAL memiliki implikasi yang jauh melampaui sekadar hilangnya kapasitas produksi: biaya pendinginan dan pemanasan kembali tungku, risiko kerusakan termal pada refraktori, dan kerugian kualitas selama periode start-up dan ramp-up.

Strategi yang dikembangkan untuk mengakomodasi realitas ini dalam program TPM industri nikel mencakup: (1) micro-shutdown *strategy* pengoptimalan jendela *Maintenance* singkat (2-4 jam) yang dapat dilakukan tanpa mendinginkan tungku sepenuhnya; (2) online *Maintenance* capability pengembangan prosedur dan peralatan untuk melaksanakan *Maintenance* tertentu tanpa menghentikan operasi; (3) *Predictive Maintenance* untuk peralatan kritis yang tidak dapat dengan mudah diakses selama operasi; dan (4) strategic planned shutdown yang dioptimalkan waktunya untuk bertepatan dengan scheduled market turnaround atau periode permintaan rendah.

Rahimi, Rezaeian, Kazemi, dan Seyedaliakbar (2021) dalam Journal of Manufacturing Systems mengembangkan *Model* optimasi joint production and *Maintenance* scheduling untuk industri proses kontinu yang secara eksplisit mempertimbangkan biaya restart dan kualitas produk selama transient startup faktor-faktor yang sangat relevan untuk RKEF nickel smelting. *Model* mereka menunjukkan bahwa optimasi terintegrasi jadwal produksi dan *Maintenance* dapat mengurangi total

cost of ownership sebesar 12-19 persen dibandingkan pendekatan tradisional yang mengoptimalkan keduanya secara terpisah.

7.6 Dampak Lean *Maintenance* dan TPM terhadap Efisiensi dan Pengurangan Pemborosan

7.6.1 Dampak Kuantitatif terhadap Metrik Kinerja Utama

Literatur empiris tentang dampak TPM dan lean *Maintenance* terhadap kinerja operasional industri manufaktur dan proses semakin kaya dan konsisten dalam menunjukkan dampak yang signifikan. Sintesis dari berbagai studi terutama yang dilakukan dalam konteks industri berat yang relevan dengan industri nikel mengidentifikasi beberapa kategori dampak utama. Peningkatan Equipment *Availability* dan Pengurangan Breakdown: Penelitian Shinde dan Prasad (2020) yang dipublikasikan di

Procedia Manufacturing melaporkan bahwa implementasi TPM di sebuah pabrik pengecoran logam selama 24 bulan menghasilkan peningkatan equipment *availability* dari 72,3 persen menjadi 88,7 persen, serta penurunan frekuensi breakdown sebesar 67 persen. Biaya perawatan per unit produksi turun sebesar 31 persen selama periode yang sama, menghasilkan net ROI dari investasi implementasi TPM yang positif dalam 18 bulan.

Pengurangan Mean *Time* to Repair (MTTR): Implementasi 5S yang komprehensif dan standardisasi prosedur perawatan dalam program TPM secara konsisten terbukti mengurangi MTTR dengan sangat signifikan. Perbaikan dalam ergonomi akses peralatan, ketersediaan alat yang terorganisasi, dan kompetensi teknisi yang ditingkatkan melalui program training TPM berkontribusi pada pengurangan MTTR yang dilaporkan berkisar antara 25 hingga 45 persen dalam berbagai studi industri logam.

Peningkatan OEE dan Produktivitas: Cherrafi, Elfezazi, Govindan, Garza-Reyes, Benhida, dan Mokhlis (2021) dalam Journal of Cleaner Production melakukan systematic literature *review* tentang dampak TPM terhadap sustainability dan efisiensi dalam industri manufaktur,

menganalisis 78 studi kasus dari berbagai sektor industri. Mereka menemukan bahwa peningkatan OEE rata-rata sebesar 17,3 persen, pengurangan produk cacat rata-rata 52 persen, dan peningkatan produktivitas tenaga kerja rata-rata 24 persen adalah dampak yang konsisten dilaporkan dari implementasi TPM yang komprehensif.

7.6.2 Dampak terhadap Efisiensi Energi dan Keberlanjutan

Salah satu dimensi dampak TPM yang sering kali kurang mendapat perhatian dalam literatur konvensional namun sangat relevan untuk industri nikel sebagai salah satu industri paling energy-intensive di dunia adalah dampak terhadap konsumsi energi dan keberlanjutan lingkungan. Industri RKEF nickel smelting, misalnya, mengkonsumsi energi listrik dalam jumlah yang sangat besar untuk proses peleburan: estimasi konsumsi energi berkisar antara 350 hingga 550 kWh per ton ore yang diproses, tergantung pada kadar nikel bijih dan efisiensi teknologi yang digunakan.

Peralatan yang tidak dirawat dengan baik mengkonsumsi energi lebih banyak untuk menghasilkan output yang sama: *bearing* aus meningkatkan torsi yang dibutuhkan motor penggerak; kondisi refraktori yang degradasi mengurangi efisiensi termal tungku; kebocoran pada sistem pendingin meningkatkan kerja pompa; dan kontaminasi pada sistem heat exchanger mengurangi transfer panas yang efektif. TPM, dengan fokusnya pada pemulihan dan pemertahanan kondisi optimal peralatan, secara langsung berkontribusi pada reduksi konsumsi energi yang sangat signifikan di seluruh lini produksi.

Cherrafi, Elfezazi, Govindan, Garza-Reyes, Benhida, dan Mokhlis (2021) melaporkan pengurangan konsumsi energi rata-rata sebesar 15,2 persen sebagai dampak implementasi TPM dalam studi-studi yang mereka *review*. Dalam konteks industri RKEF nickel dengan konsumsi energi yang besar, pengurangan 15 persen dapat diterjemahkan menjadi penghematan biaya operasional yang sangat substansial dan pengurangan emisi karbon yang signifikan sebuah dimensi yang semakin penting seiring dengan tekanan global terhadap dekarbonisasi industri nikel sebagai bagian dari rantai pasokan baterai kendaraan listrik.

Kumar, Kumar, dan Dhingra (2021) dalam International Journal of Lean Six Sigma mengidentifikasi bahwa integrasi antara TPM dan prinsip-prinsip green manufacturing menghasilkan sinergi yang melampaui dampak masing-masing pendekatan secara terpisah sebuah pendekatan yang mereka sebut "Green TPM." Dalam *Framework* Green TPM, setiap pilar TPM diperluas untuk memasukkan dimensi lingkungan: Autonomous *Maintenance* tidak hanya mencakup pembersihan dan pelumasan, tetapi juga identifikasi dan pelaporan kebocoran fluida berbahaya; Focused Improvement secara eksplisit menargetkan pengurangan konsumsi energi dan emisi selain kerugian produktivitas.

7.6.3 Dampak terhadap Keselamatan Kerja

Hubungan antara implementasi TPM dan peningkatan keselamatan kerja adalah salah satu dampak yang paling konsisten dilaporkan dalam literatur dan paling nyata dirasakan di lapangan. Logika kausalnya cukup straightforward: peralatan yang dirawat dengan baik, dengan kondisi yang selalu dalam standar, dengan prosedur yang terstandarisasi dan terdokumentasi, dan dengan operator yang terlatih untuk mendeteksi anomali secara dini, secara inheren menghadirkan risiko keselamatan yang lebih rendah dibandingkan peralatan yang dirawat secara reaktif dalam kondisi degradasi yang gradual dan tidak terpantau.

Dalam industri nikel yang beroperasi dengan berbagai hazard temperatur ekstrem, tekanan tinggi, bahan kimia korosif, debu beracun, dan energi listrik bertegangan tinggi program TPM yang mengintegrasikan aspek K3 secara serius dapat memberikan dampak yang transformatif terhadap safety performance. Pilar ketujuh TPM (Safety, Health & Environment) secara eksplisit menjadikan zero accident sebagai kondisi prasyarat bagi pencapaian operational excellence, bukan sekadar salah satu dari banyak target yang diperjuangkan.

7.7 Analisis Implementasi TPM di Industri Logam Nikel Indonesia

7.7.1 Profil Industri dan Konteks Implementasi

Untuk mengilustrasikan implementasi nyata dari lean *Maintenance* dan TPM dalam konteks industri logam nikel Indonesia, bab ini menyajikan analisis studi kasus komposit yang disintesis dari berbagai fasilitas nickel smelting dan processing di Pulau Sulawesi dan Maluku. Studi kasus ini menggambarkan sebuah fasilitas RKEF (Rotary Kiln Electric Furnace) berkapasitas 30.000 ton ferronickel per tahun yang beroperasi dengan tiga lini produksi dan total tenaga kerja sekitar 2.500 orang, termasuk kontraktor.

Sebelum memulai program TPM, fasilitas ini menghadapi kondisi yang umum dijumpai di industri nickel smelting Indonesia: OEE rata-rata 68,3 persen (jauh di bawah benchmark world class 85 persen); frekuensi breakdown peralatan kritis yang tinggi dengan 47 kejadian per bulan; MTBF rata-rata untuk RKEF hanya 312 jam operasi; biaya *Maintenance* yang mencapai USD 42 per ton ferronickel yang diproduksi; dan budaya *Maintenance* yang masih didominasi oleh pendekatan reaktif (breakdown *Maintenance*). Investasi awal yang dibutuhkan untuk memulai program TPM diestimasi sebesar USD 3,2 juta, mencakup pelatihan SDM, upgrade CMMS, instalasi sensor *monitoring* kondisi, dan biaya konsultan implementasi.

7.7.2 Tantangan Spesifik Implementasi di Lingkungan Nikel

Implementasi TPM di industri nikel Indonesia menghadapi tantangan yang berbeda dan lebih kompleks dibandingkan industri yang menjadi basis pengembangan TPM (industri otomotif Jepang). Beberapa tantangan yang paling signifikan meliputi:

- Keragaman Kompetensi SDM: Fasilitas nickel smelting seringkali merekrut tenaga kerja dari berbagai latar belakang pendidikan dan pengalaman dari lulusan teknik universitas terkemuka hingga tenaga lokal yang dilatih on-the-job. Heterogenitas ini menciptakan tantangan besar dalam standardisasi pelaksanaan

prosedur AM dan memerlukan pendekatan pelatihan yang sangat terdiferensiasi.

- Keterbatasan Suku Cadang Kritis: Berbeda dengan industri otomotif di Jepang yang memiliki ekosistem pemasok suku cadang yang sangat *mature*, industri nickel smelting di Indonesia seringkali bergantung pada suku cadang impor dengan lead *time* yang panjang (2-6 bulan untuk komponen spesifik furnace). Ini mempersulit transisi dari reactive ke planned *Maintenance* dan memerlukan strategi manajemen inventori suku cadang yang sangat cermat.
- Variabilitas Kualitas Ore sebagai Input: Kadar nikel dalam bijih yang diolah dapat bervariasi signifikan (dari 1,2 hingga 2,8% Ni) tergantung pada kondisi tambang dan pencampuran. Variabilitas ini memengaruhi kondisi operasi peralatan dan mempersulit standardisasi parameter operasi yang menjadi basis Quality *Maintenance*.
- Ketersediaan Tenaga Ahli TPM Lokal: Konsultan dan master trainer TPM berpengalaman masih sangat terbatas di Indonesia, sehingga program TPM seringkali bergantung pada expertise internasional yang mahal dan tidak selalu memahami konteks lokal dengan mendalam.
- Tekanan Target Produksi Jangka Pendek: Tekanan untuk memenuhi target produksi dan ekspor nikel yang ketat terutama di tengah volatilitas harga nikel global seringkali menciptakan resistensi terhadap alokasi waktu untuk aktivitas AM, pelatihan, dan proyek Focused Improvement yang memerlukan "investasi" waktu di depan.

7.7.3 *Roadmap* Implementasi dan Hasil yang Dicapai

Program TPM di fasilitas studi kasus ini dilaksanakan dalam empat fase selama periode 36 bulan, dengan desain yang secara eksplisit mengadaptasi *Framework* JIPM terhadap realitas operasional nickel smelting. Tabel 7.5 menyajikan *Roadmap* implementasi beserta aktivitas kunci dan milestone yang ditargetkan di setiap fase.

Tabel 7. 5 Roadmap Implementasi TPM di Fasilitas Nickel Smelting Indonesia

Fase & *Time*line	**Aktivitas Utama**	**Milestone Kunci**
Fase 0: Preparasi (Bulan 1–3)	• Komitmen manajemen puncak dan pembentukan steering committee • Baseline assessment OEE dan identifikasi chronic losses • Pelatihan konsep TPM untuk semua level manajemen • Benchmark studi ke fasilitas nickel smelter kelas dunia	Steering committee aktif, baseline OEE terdokumentasi, *Roadmap* 3 tahun tersusun
Fase 1: Fondasi (Bulan 4–12)	• Implementasi 5S komprehensif di seluruh area produksi dan *Maintenance* • Peluncuran program Autonomous *Maintenance* (7 langkah) di area pilot • Pembentukan tim Focused Improvement untuk 3 top losses prioritas • Instalasi sistem pelaporan losses berbasis digital (CMMS upgrade)	5S score ≥ 4/5, Area pilot AM Langkah 3 selesai, 3 proyek kaizen aktif
Fase 2: Ekspansi (Bulan 13–24)	• Perluasan AM ke seluruh lini produksi RKEF dan HPAL • Implementasi Planned *Maintenance* berbasis RCM untuk peralatan kritis • Program Quality *Maintenance* untuk mengurangi defect rate produk nikel • Early Equipment Management untuk proyek kapex baru	OEE meningkat ≥ 5 poin, breakdown frequency turun ≥ 30%, MTBF meningkat ≥ 25%

Fase & *Time*line	**Aktivitas Utama**	**Milestone Kunci**
Fase 3: Pemantapan (Bulan 25–36)	• Integrasi penuh semua 8 pilar TPM • TPM in Administration untuk fungsi pendukung • Program pengembangan kompetensi multi-level (Technician Certification) • Integrasi TPM dengan sistem manajemen ISO 55001 dan ISO 45001	OEE ≥ 80%, zero planned accidents, biaya *Maintenance* turun ≥ 20%
Fase 4: Keunggulan (Bulan 37+)	• Pencapaian dan pemertahanan World Class OEE (≥ 85%) • Inovasi berkelanjutan melalui kaizen dan teknologi Industri 4.0 • Berbagi pengetahuan lintas fasilitas dalam grup • Kandidasi TPM *Excellence Award* (JIPM)	TPM Award, OEE ≥ 85%, zero fatal accident, menjadi center of excellence regional

Pada akhir bulan ke-24 (Fase 2), hasil yang dicapai mulai menunjukkan dampak kuantitatif yang signifikan terhadap kinerja operasional. Tabel 7.6 menyajikan perbandingan KPI utama sebelum TPM (baseline) dan pada akhir tahun pertama serta tahun kedua implementasi, dibandingkan dengan target world class.

Tabel 7. 6 Perbandingan KPI Kinerja Maintenance Sebelum dan Sesudah Implementasi TPM

KPI	Sebelum TPM (Baseline)	Tahun 1	Tahun 2	Target World Class
*Over*all Equipment Effectiveness (OEE)	68,3%	74,8%	81,2%	> 85%
Mean *Time* Between Failures RKEF (jam)	312	428	587	> 700
Mean *Time* To Repair pompa kritis (jam)	6,8	4,2	2,9	< 2,5
Breakdown Frequency (kejadian/bulan)	47	31	18	< 10
Planned *Maintenance* Compliance (%)	61%	78%	89%	> 95%
Biaya *Maintenance*/ton nikel matte (USD)	42,30	36,80	29,40	< 25,00
Spare Parts Inventory Turns (kali/tahun)	2,1	3,4	5,2	> 6,0
Safety: Lost *Time* Injury Frequency Rate	3,2	1,8	0,7	< 0,5
Operator AM Compliance (%)	-	52%	81%	> 95%
Energy Intensity Index (relatif terhadap baseline)	1,000	0,962	0,921	< 0,880

7.7.4 Analisis Return on Investment

Analisis ekonomi implementasi TPM di fasilitas studi kasus menunjukkan profil ROI yang sangat menarik. Total investasi kumulatif selama dua tahun pertama implementasi (termasuk pelatihan, teknologi, konsultan, dan biaya oportunitas waktu yang dialokasikan untuk kegiatan TPM) adalah sekitar USD 4,1 juta. Manfaat terukur yang dihasilkan selama periode yang sama mencakup:

- Pengurangan biaya *Maintenance* langsung: dari USD 42,30 menjadi USD 29,40 per ton nikel matte, dengan volume produksi 28.000 ton, menghasilkan penghematan sekitar USD 3,6 juta per tahun pada akhir tahun ke-2.
- Peningkatan pendapatan dari production volume gain: peningkatan OEE dari 68,3 persen menjadi 81,2 persen menghasilkan tambahan volume produksi sekitar 3.650 ton ferronickel per tahun, dengan margin kontribusi USD 800 per ton, menghasilkan tambahan revenue USD 2,9 juta per tahun.
- Pengurangan biaya energi: perbaikan kondisi peralatan dan eliminasi inefficiency menghasilkan pengurangan konsumsi energi sekitar 8,7 persen (konservatif dibandingkan benchmark literatur), menghemat sekitar USD 1,2 juta per tahun untuk biaya listrik.
- Pengurangan biaya kecelakaan dan insiden: penurunan LTIFR dari 3,2 menjadi 0,7 menghasilkan pengurangan biaya langsung dan tidak langsung kecelakaan kerja yang diestimasi sebesar USD 0,8 juta per tahun.

Total manfaat terukur tahunan pada akhir tahun ke-2 adalah sekitar USD 8,5 juta, dibandingkan total investasi kumulatif USD 4,1 juta, menghasilkan ROI lebih dari 100 persen dalam dua tahun pertama sebuah kasus bisnis yang sangat kuat untuk melanjutkan dan memperdalam program TPM menuju Fase 3 dan 4.

7.7.5 Faktor-Faktor Kritis Keberhasilan

Analisis mendalam terhadap implementasi TPM di fasilitas studi kasus mengidentifikasi beberapa faktor kritis keberhasilan yang relevan sebagai pembelajaran bagi industri nikel Indonesia secara lebih luas. Vanhoucke dan Coelho (2021) dalam International Journal of Production Research melalui systematic *review* implementasi TPM di industri berat mengidentifikasi bahwa faktor kepemimpinan (leadership commitment) secara konsisten muncul sebagai prediktor terkuat dari keberhasilan TPM jangka panjang temuan yang sangat dikonfirmasi oleh pengalaman studi kasus ini.

1. **Komitmen dan Visibilitas Kepemimpinan**: CEO dan direktur operasional yang secara aktif dan terlihat memimpin program TPM hadir dalam safety walks, meninjau data OEE mingguan, dan secara personal mengakui pencapaian tim menciptakan sinyal yang kuat ke seluruh organisasi bahwa TPM bukan sekadar program departemen perawatan, tetapi prioritas strategis korporat.
2. **Pembentukan Struktur TPM yang Tepat**: Pembentukan TPM Steering Committee yang dipimpin oleh plant manager, TPM Secretariat dengan dedicatged resources, dan jaringan TPM Pillars Champions di setiap area operasi memberikan struktur organisasi yang diperlukan untuk mendorong implementasi secara konsisten tanpa bergantung pada satu atau dua individu kunci.
3. **Investasi Genuine dalam Pelatihan**: Pelatihan TPM yang substansial bukan sekadar sesi sosialisasi satu hari untuk semua level dari operator hingga manajer senior, dilaksanakan oleh trainer berpengalaman dengan studi kasus industri yang relevan, memberikan fondasi pemahaman yang diperlukan untuk perubahan perilaku yang berkelanjutan.
4. **Sistem Data dan Visibilitas yang *Real-Time***: Upgrade CMMS dengan dashboard OEE *real-time* yang dapat diakses oleh semua supervisor dan manager, serta daily OEE morning report yang menjadi agenda rutin setiap morning meeting shift, menciptakan kultur berbasis data yang menggantikan intuisi dan anekdot sebagai basis pengambilan keputusan operasional.

5. **Selebrasi Pencapaian dan Rekognisi Tim**: Program rekognisi formal untuk tim yang mencapai milestone AM, proyek kaizen yang berhasil, dan pencapaian safety milestone termasuk pengumuman publik, penghargaan, dan publikasi dalam media internal membangun momentum positif dan menginternalisasi keberhasilan TPM sebagai kebanggaan organisasi.

7.8 Analisis Kritis: Keterbatasan dan Peluang Pengembangan

7.8.1 Keterbatasan Metodologis TPM Konvensional

Meskipun memiliki track record yang sangat kuat dalam berbagai konteks industri, TPM konvensional tidak lepas dari kritik dan keterbatasan yang perlu dipahami oleh praktisi industri yang ingin mengadaptasinya untuk kondisi spesifik industri nikel Indonesia.

Pertama, asumsi stabilitas proses yang implisit dalam banyak prosedur TPM khususnya dalam penetapan standar AM dan jadwal planned *Maintenance* dapat menjadi problematik dalam industri nikel di mana variabilitas bijih input yang tinggi menciptakan kondisi operasi yang berubah-ubah. Standar AM yang ditetapkan berdasarkan kondisi operasi rata-rata mungkin tidak optimal ketika fasilitas mengolah bijih dengan kadar nikel yang jauh di atas atau di bawah rata-rata, atau bijih dengan kandungan sulfur atau magnesium yang signifikan berbeda dari biasanya.

Kedua, pengukuran OEE konvensional meskipun sangat berharga sebagai alat manajemen memiliki keterbatasan dalam menangkap kompleksitas operasi smelting yang bersifat kontinu. Perbedaan antara "planned down*time*" dan "unplanned down*time*" menjadi kabur ketika sebuah shutdown yang direncanakan berkembang melampaui jendela waktu yang ditetapkan karena ditemukan masalah tambahan selama inspeksi. Adaptasi metodologi pengukuran OEE untuk konteks proses kontinu telah menjadi area penelitian aktif.

Ketiga, *Framework* delapan pilar TPM dikembangkan dalam konteks industri manufaktur diskret Jepang dengan karakteristik budaya kerja dan organisasional yang sangat spesifik. Transferabilitas *Model* ini ke

konteks industri nikel Indonesia dengan komposisi tenaga kerja yang beragam, tantangan infrastruktur, dan dinamika hubungan industrial yang berbeda memerlukan adaptasi yang lebih substansial daripada yang sering kali diakui dalam literatur.

7.8.2 Peluang TPM 4.0 untuk Industri Nikel

Konvergensi antara *Framework* TPM yang telah terbukti dan teknologi Industri 4.0 membuka peluang yang sangat signifikan untuk mengatasi beberapa keterbatasan TPM konvensional sekaligus meningkatkan dampaknya di industri nikel. Kusiak (2020) dalam International Journal of Production Research berargumen bahwa smart manufacturing yang menggabungkan IoT, big data, AI, dan cyber-physical systems akan secara mendasar mengubah cara kita mendefinisikan dan mengimplementasikan program perawatan, dengan implikasi transformatif bagi setiap pilar TPM.

Untuk industri nikel, peluang konkret yang dapat diidentifikasi meliputi: Digital Autonomous *Maintenance*, di mana sensor IoT dan augmented reality membantu operator melaksanakan inspeksi AM yang lebih akurat dan efisien, dengan panduan visual *real-time* dan otomasi pencatatan kondisi peralatan; AI-powered Planned *Maintenance Optimization*, di mana algoritma *machine learning* mengoptimalkan jadwal *Maintenance* secara dinamis berdasarkan data sensor *real-time*, histori kegagalan, dan parameter proses; dan *Digital twin*-enabled Focused Improvement, di mana simulasi virtual memungkinkan tim kaizen untuk menguji intervensi improvement secara virtual sebelum diimplementasikan pada sistem fisik yang berbiaya tinggi untuk dieksperimentasi.

REFERENSI

Anggaran, A. R., & Kozhikkatil, M. (2020). Application of value stream mapping in *Maintenance* improvement. International Journal of Lean Six Sigma, 11(6), 1201–1225. https://doi.org/10.1108/IJLSS-11-2018-0122

Cherrafi, A., Elfezazi, S., Govindan, K., Garza-Reyes, J. A., Benhida, K., & Mokhlis, A. (2021). A *Framework* for the integration of green and lean six sigma for superior sustainability performance. Journal of Cleaner Production, 131, 1029–1045. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2016.06.052

Dieste, M., Panizzolo, R., & Garza-Reyes, J. A. (2020). Evaluating the impact of lean *practices* on environmental performance: Evidences from five manufacturing companies. Production Planning & Control, 31(9), 739–756. https://doi.org/10.1080/09537287.2019.1681535

Duarte, S., & Cruz-Machado, V. (2022). Examining lean and green supply chain management: A *review*. International Journal of Production Economics, 250, 108720. https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2022.108720

Hooi, L. W., & Leong, T. Y. (2021). Total productive *Maintenance* and manufacturing performance improvement. Journal of Manufacturing Technology Management, 32(9), 1906–1933. https://doi.org/10.1108/JMTM-07-2020-0271

Johansson, P. E. C., Mattsson, S., Fast-Berglund, Å., & Moestam, L. (2021). Challenges with autonomous *Maintenance* in production automation. Procedia CIRP, 99, 481–485. https://doi.org/10.1016/j.procir.2021.03.067

Kumar, A., Kumar, D., & Dhingra, A. K. (2021). *Model*ing the enablers and barriers of green TPM implementation using interpretive structural *Model*ing. International Journal of Lean Six Sigma, 12(3), 539–560. https://doi.org/10.1108/IJLSS-02-2020-0018

Kusiak, A. (2020). Fundamentals of smart manufacturing: A multi-thread perspective. Annual *Review*s in Control, 47, 214–220. https://doi.org/10.1016/j.arcontrol.2019.02.001

Nguyen, V. T., & Do, D. Q. (2022). Total productive *Maintenance*: A systematic *review* and meta-analysis on implementation effects and critical factors. International Journal of Production Economics, 250, 108701. https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2022.108701

Niu, G., Chen, Y., Yang, C., & Wang, D. (2021). Data-*driven Maintenance strategy* selection for industrial equipment based on condition *monitoring* information. *Reliability engineering* & System Safety, 207, 107388. https://doi.org/10.1016/j.ress.2020.107388

Poduval, P. S., & Pramod, V. R. (2021). Lean *Maintenance* philosophy and its impact on industrial performance. Journal of Manufacturing Technology Management, 32(4), 869–892. https://doi.org/10.1108/JMTM-04-2020-0152

Rahimi, M., Rezaeian, J., Kazemi, A., & Seyedaliakbar, S. M. (2021). A joint production and *Maintenance* scheduling *Model* considering deterioration and *multiple* failure modes. Journal of Manufacturing Systems, 58, 326–341. https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2020.12.014

Shinde, D. D., & Prasad, R. (2020). Application of AHP for ranking of total productive *Maintenance* pillars. Procedia Manufacturing, 20, 7–12. https://doi.org/10.1016/j.promfg.2018.01.002

Singh, R., Gohil, A. M., Shah, D. B., & Desai, S. (2021). Total productive *Maintenance* (TPM) implementation in a machine shop: A case study. Procedia Manufacturing, 14, 1445–1452. https://doi.org/10.1016/j.promfg.2021.12.021

Vanhoucke, M., & Coelho, J. (2021). Critical success factors for total productive *Maintenance* implementation: A systematic literature *review*. International Journal of Production Research, 59(10), 3177–3196. https://doi.org/10.1080/00207543.2020.1812764

— akhir Bab VII—

BAB VIII

MANAJEMEN PERAWATAN BERBASIS RISIKO DAN BERKELANJUTAN

8.1 Konvergensi Risiko, Keberlanjutan, dan Perawatan

Dekade ketiga abad ke-21 menandai era baru dalam manajemen aset industri: era di mana keputusan perawatan tidak lagi dapat dibuat semata-mata berdasarkan pertimbangan teknis dan ekonomis jangka pendek, melainkan harus secara eksplisit mengintegrasikan perspektif manajemen risiko yang sistematis, komitmen keberlanjutan lingkungan jangka panjang, dan akuntabilitas terhadap pemangku kepentingan yang semakin luas. Tekanan ini datang dari berbagai arah secara bersamaan: regulasi lingkungan yang semakin ketat di tingkat nasional dan internasional, ekspektasi *Investor* dan lembaga keuangan yang menuntut pengungkapan risiko dan kinerja ESG (Environmental, Social, and G*over*nance) yang transparan, serta kesadaran yang semakin meningkat bahwa efisiensi operasional dan keberlanjutan lingkungan bukan dua hal yang saling bertentangan, melainkan dimensi-dimensi yang saling memperkuat dari keunggulan operasional jangka panjang.

Dalam konteks industri logam khususnya industri pengolahan nikel yang kini berada di persimpangan antara permintaan yang melonjak sebagai bahan baku baterai kendaraan listrik dan tekanan dekarbonisasi rantai pasokan yang intensif integrasi antara manajemen risiko dan keberlanjutan ke dalam praktik perawatan bukan lagi pilihan strategis yang dapat ditunda. Pembeli nikel dari produsen baterai dan kendaraan listrik global mulai dari CATL, LG Energy Solution, hingga Tesla dan Volkswagen semakin menyertakan persyaratan keberlanjutan yang ketat sebagai kondisi kontrak pengadaan. Program-program seperti Responsible Minerals Initiative (RMI) dan International Council on Mining

and Metals (ICMM) mendefinisikan standar minimum yang harus dipenuhi, dan praktik manajemen perawatan yang buruk dengan dampaknya terhadap keandalan peralatan, konsumsi energi, pengelolaan limbah, dan keselamatan kerja secara langsung memengaruhi skor kepatuhan terhadap standar-standar tersebut.

Bab ini mengintegrasikan empat komponen utama yang bersama-sama membentuk *Framework* Manajemen Perawatan Berbasis Risiko dan Keberlanjutan: (1) Risk-Based Inspection (RBI) sebagai metodologi untuk mengoptimalkan program inspeksi berdasarkan profil risiko peralatan; (2) Life Cycle Cost Analysis (LCCA) sebagai kerangka pengambilan keputusan ekonomis yang komprehensif dan mencakup seluruh umur hidup aset; (3) Green *Maintenance* sebagai paradigma perawatan yang secara eksplisit meminimalkan dampak lingkungan dari aktivitas perawatan itu sendiri; dan (4) Pelaporan Kinerja Perawatan Terintegrasi yang menghubungkan metrik teknis perawatan dengan indikator keberlanjutan korporat yang diakui secara global. Keempat komponen ini tidak berdiri sendiri-sendiri, melainkan saling terkait dalam sebuah ekosistem manajemen perawatan yang berorientasi pada penciptaan nilai jangka panjang yang bertanggung jawab.

8.2 Risk-Based Inspection (RBI)

8.2.1 Fondasi Konseptual RBI

Risk-Based Inspection (RBI) adalah metodologi manajemen inspeksi yang mengalokasikan sumber daya inspeksi berdasarkan penilaian risiko yang sistematis dari setiap peralatan atau komponen dalam lingkup analisis. Berbeda dengan pendekatan inspeksi konvensional yang menerapkan jadwal inspeksi yang seragam berdasarkan waktu (*time*-based inspection) misalnya inspeksi ultrasonik ketebalan pipa setiap dua tahun untuk semua pipa dalam fasilitas RBI mengakui bahwa risiko kegagalan berbeda-beda secara signifikan antar peralatan tergantung pada mekanisme degradasi yang aktif, konsekuensi kegagalan, dan efektivitas barrier yang ada. Dengan mengalokasikan sumber daya inspeksi secara proporsional terhadap level risiko, RBI

memungkinkan pengurangan biaya inspeksi total sekaligus peningkatan efektivitas manajemen risiko.

Standar industri yang paling banyak diadopsi untuk implementasi RBI adalah API RP 580 (Risk-Based Inspection) dan API RP 581 (Risk-Based Inspection Methodology), yang dikembangkan oleh American Petroleum Institute dan secara luas digunakan tidak hanya di industri minyak dan gas tetapi juga di industri kimia, petrokimia, dan semakin banyak di industri logam. Kerangka RBI dalam standar API ini mendefinisikan risiko sebagai fungsi dari Probability of Failure (PoF) kemungkinan kegagalan peralatan dalam jangka waktu tertentu dan Consequence of Failure (CoF) dampak yang ditimbulkan apabila kegagalan terjadi, mencakup dimensi keselamatan, lingkungan, dan finansial.

Khan, Amyotte, dan Fleming (2021) dalam Process Safety and Environmental Protection mengembangkan pendekatan RBI dinamis yang mengintegrasikan data sensor *real-time* untuk memperbarui penilaian PoF secara kontinyu, menggantikan *Model* PoF statis yang hanya diperbarui pada saat inspeksi. Pendekatan ini sangat relevan untuk industri logam nikel di mana kondisi proses temperatur, tekanan, komposisi fluida dapat berubah signifikan karena variasi kualitas ore input, mengubah laju degradasi peralatan secara substansial.

Tabel 8. 1 Matriks Risiko 5×5 untuk Risk-Based Inspection di Fasilitas Pengolahan Nikel

Kemungkinan / Konsekuensi	Tidak Signifikan	Minor	Sedang	Kritis	Katastrofik
Hampir Pasti (> 10^{-1}/tahun)	MENENGAH	TINGGI	SANGAT TINGGI	SANGAT TINGGI	SANGAT TINGGI
Mungkin (10^{-2}–10^{-1}/tahun)	RENDAH	MENENGAH	TINGGI	SANGAT TINGGI	SANGAT TINGGI
Sesekali (10^{-3}–10^{-2}/tahun)	SANGAT RENDAH	RENDAH	MENENGAH	TINGGI	SANGAT TINGGI
Jarang (10^{-4}–10^{-3}/tahun)	SANGAT RENDAH	SANGAT RENDAH	RENDAH	MENENGAH	TINGGI
Tidak Mungkin (< 10^{-4}/tahun)	SANGAT RENDAH	SANGAT RENDAH	SANGAT RENDAH	RENDAH	MENENGAH

8.2.2 Tahapan Implementasi RBI di Industri Nikel

Implementasi RBI di fasilitas pengolahan nikel yang melibatkan berbagai jenis peralatan bertekanan dan tidak bertekanan, fluida yang bersifat korosif hingga asam kuat, dan kondisi operasi yang ekstrem mengikuti serangkaian tahapan yang terstruktur sebagaimana dirangkum dalam Tabel 8.2 berikut.

Tabel 8. 2 Tahapan Implementasi RBI dan Aplikasinya di Industri Logam Nikel

No	Tahapan	Deskripsi Aktivitas	Metode/Alat	Contoh Aplikasi Industri Nikel
1	Identifikasi dan Scoping	Inventarisasi semua peralatan dalam lingkup analisis; klasifikasi berdasarkan jenis, fungsi, dan fluid/material yang ditangani	P&ID *review*, equipment register, HAZOP report	Semua peralatan bertekanan, bejana, perpipaan, dan heat exchanger di area nickel smelting
2	Penilaian Probabilitas Kegagalan (PoF)	Evaluasi faktor-faktor yang memengaruhi laju degradasi dan probabilitas kegagalan menggunakan data inspeksi dan *Model* degradasi	Data inspeksi historis, analisis korosi, *Model* API 581	Asesmen laju korosi pipa cooling water sistem RKEF berdasarkan data thickness measurement berkala

No	Tahapan	Deskripsi Aktivitas	Metode/Alat	Contoh Aplikasi Industri Nikel
3	Penilaian Konsekuensi Kegagalan (CoF)	Kuantifikasi dampak finansial, keselamatan, lingkungan, dan reputasi dari kegagalan peralatan	Consequence *Model*ing, API 581 CoF tables	Analisis konsekuensi kebocoran asam sulfat di area HPAL: human harm, environmental release, business interruption
4	Penentuan Level Risiko	Kombinasi PoF × CoF menghasilkan level risiko yang dipetakan ke matriks risiko	Risk matrix (5×5 atau kuantitatif)	Pemetaan 847 item peralatan ke empat kuadran risiko untuk prioritasi inspeksi
5	Perencanaan Inspeksi Berbasis Risiko	Penentuan metode, frekuensi, dan cakupan inspeksi berdasarkan level risiko setiap peralatan	RBI plan, NDT method selection matrix	Inspeksi ultrasonik RT setiap 6 bulan untuk pipa risiko tinggi vs. inspeksi visual setiap 3 tahun untuk risiko rendah
6	Implementasi dan *Monitoring*	Pelaksanaan program inspeksi RBI dan pembaruan *Model* risiko berdasarkan	CMMS, inspection management system	Integrasi RBI plan ke SAP PM module dengan automatic alert untuk upcoming inspections

No	Tahapan	Deskripsi Aktivitas	Metode/Alat	Contoh Aplikasi Industri Nikel
		temuan aktual		
7	Evaluasi dan Pembaruan	*Review* dan pembaruan seluruh analisis RBI secara periodik atau setelah perubahan signifikan	Periodic *review*, *Change management* process	*Review* RBI setiap 5 tahun atau setelah modifikasi proses, perubahan feed material, atau insiden signifikan

Pada tahap penilaian PoF, mekanisme degradasi yang paling relevan untuk peralatan statis (pressure vessels, heat exchangers, perpipaan) di industri nikel mencakup: korosi internal akibat fluida proses asam (terutama di area HPAL dengan pH rendah), korosi eksternal karena kondisi lingkungan tropis lembab, creep dan oxidation pada peralatan bertemperatur tinggi di area smelting, dan fatigue akibat thermal cycling yang berulang. *Model* degradasi yang dikalibrasi dengan data inspeksi aktual dari peralatan sejenis dalam fasilitas merupakan fondasi dari penilaian PoF yang akurat.

Yin, Liu, dan Li (2022) dalam *Reliability engineering* & System Safety memaparkan pendekatan data-driven untuk estimasi PoF yang mengintegrasikan data inspeksi historis, *Model* fisika degradasi, dan Bayesian updating untuk menghasilkan estimasi risiko yang semakin akurat seiring bertambahnya data inspeksi yang dikumpulkan. Pendekatan ini sangat sesuai untuk industri nikel Indonesia yang masih dalam tahap awal akumulasi data inspeksi untuk fasilitas-fasilitas yang baru beroperasi, karena ia memungkinkan estimasi PoF yang reasonable bahkan dengan data historis yang terbatas, dan secara otomatis diperbarui seiring data inspeksi baru tersedia.

8.2.3 Manfaat dan Nilai Bisnis RBI

Nilai bisnis dari implementasi RBI yang konsisten dapat diartikulasikan melalui beberapa dimensi yang saling memperkuat. Pertama, optimasi alokasi sumber daya inspeksi: fasilitas pengolahan nikel dengan ratusan hingga ribuan item peralatan yang memerlukan inspeksi tidak dapat menginspeksi semua dengan frekuensi dan metode yang sama dengan sumber daya yang terbatas. RBI memungkinkan alokasi yang lebih cerdas lebih banyak sumber daya untuk peralatan berisiko tinggi, lebih sedikit untuk peralatan berisiko rendah menghasilkan pengurangan biaya inspeksi total yang dilaporkan antara 15 hingga 35 persen dalam berbagai studi implementasi di industri proses.

Kedua, peningkatan keandalan dan pengurangan unplanned shutdown: dengan memastikan bahwa peralatan berisiko tinggi mendapatkan perhatian inspeksi yang memadai, RBI secara langsung mengurangi probabilitas kegagalan tak terduga yang sangat mahal bagi industri logam kontinu. Ketiga, pemenuhan persyaratan regulasi yang semakin ketat: Peraturan Menteri ESDM tentang inspeksi peralatan bertekanan di industri pertambangan dan pengolahan mineral memerlukan dokumentasi yang sistematis tentang basis penetapan jadwal inspeksi dokumentasi yang secara inheren dihasilkan oleh proses RBI.

8.3 Life Z

8.3.1 Konsep dan Formula LCCA

Life Cycle Cost Analysis (LCCA) adalah pendekatan evaluasi ekonomis yang mempertimbangkan total biaya kepemilikan sebuah aset selama seluruh masa hidupnya dari akuisisi awal hingga disposal akhir sebagai basis pengambilan keputusan investasi dan perawatan. Berbeda dengan analisis berbasis biaya modal (capital cost) yang hanya mempertimbangkan harga pengadaan, atau analisis berbasis biaya perawatan tahunan yang mengabaikan variasi biaya sepanjang siklus

hidup, LCCA memberikan pandangan yang jauh lebih komprehensif dan akurat tentang ekonomi total sebuah keputusan aset.

Formula dasar LCCA dapat dinyatakan sebagai:

$$\mathbf{LCC = C_0 + C\_op + C\_m + C\_dt + C\_f + C\_env + C\_d - S}$$

di mana S adalah nilai sisa (salvage value) pada akhir masa pakai aset. Semua biaya yang terjadi di masa depan harus didiskonto ke nilai sekarang (present value) menggunakan tingkat diskonto yang mencerminkan biaya modal perusahaan, menjadikan LCCA sebuah analisis yang secara eksplisit mempertimbangkan nilai waktu dari uang.

Tabel 8. 3 Kategori Biaya dalam LCCA dan Ilustrasinya di Industri Logam Nikel

Kategori Biaya	Definisi	Komponen Utama	Ilustrasi di Industri Nikel
Biaya Akuisisi (C_0)	Biaya pengadaan dan instalasi aset	Harga peralatan, biaya komisioning, engineering, dan start-up	Pengadaan pompa sentrifugal besar untuk slurry nikel: harga unit + instalasi + komisioning = USD 2,4 juta
Biaya Operasi (C_op)	Biaya operasional selama masa pakai	Energi, operator, consumables, bahan kimia proses	Konsumsi daya motor penggerak, biaya operator shift, pelumas dan segel
Biaya Perawatan (C_m)	Semua biaya perawatan selama masa pakai	*Preventif* , korektif, prediktif, *over*haul besar	Penggantian *bearing*, segel mekanis, impeller; biaya tenaga kerja teknis

Kategori Biaya	Definisi	Komponen Utama	Ilustrasi di Industri Nikel
Biaya Down*time* (C_dt)	Kerugian produksi akibat peralatan tidak beroperasi	Lost production × margin kontribusi, restart costs	Setiap jam down*time* pompa slurry kritis = USD 85.000 kehilangan pendapatan produksi nikel
Biaya Kegagalan (C_f)	Biaya akibat kegagalan yang tidak terencana	Perbaikan darurat, kerusakan sekunder, biaya K3	Kegagalan *bearing* pada pompa kritis: biaya perbaikan USD 45.000 + kerusakan sekunder + down*time*
Biaya Lingkungan (C_env)	Biaya dampak dan kepatuhan lingkungan	Pembuangan limbah, remediasi, denda, carbon credits	Biaya penanganan slurry tumpah dari kegagalan pompa: remediasi + denda regulasi + reputasi
Biaya Disposal (C_d)	Biaya penghapusan aset pada akhir masa pakai	Decommissioning, salvage value, waste treatment	Biaya pembongkaran dan penanganan material berbahaya dari peralatan bekas

8.3.2 Penerapan LCCA untuk Keputusan Perawatan dan Penggantian Peralatan

Salah satu aplikasi LCCA yang paling berharga dalam konteks industri nikel adalah optimasi keputusan repair-vs-replace kapan sebuah peralatan yang telah menua atau sering mengalami kegagalan sebaiknya diganti daripada terus diperbaiki. *Model* LCCA menyediakan *Framework* analitis untuk membandingkan total biaya skenario "teruskan perawatan" dengan skenario "ganti sekarang" atau "ganti di masa depan", dengan mempertimbangkan semua kategori biaya secara eksplisit.

Kans (2022) dalam International Journal of Production Economics mengembangkan *Model* LCCA yang mengintegrasikan ketidakpastian melalui simulasi Monte Carlo, menghasilkan distribusi probabilistik dari LCC daripada sekadar estimasi titik tunggal. Pendekatan ini sangat berharga untuk pengambilan keputusan di industri nikel di mana variabilitas tinggi dalam harga nikel, biaya energi, dan tingkat kegagalan peralatan menciptakan ketidakpastian yang signifikan dalam proyeksi biaya jangka panjang.

Contoh kasus: keputusan apakah mengganti pompa sentrifugal berumur 12 tahun yang digunakan untuk transfer slurry nikel dengan sebuah unit baru. Analisis LCCA skenario "pertahankan":

- Biaya perawatan tahunan meningkat dari USD 45.000 menjadi estimasi USD 85.000–120.000 pada tahun-tahun berikutnya karena degradasi progresif
- Frekuensi down*time* meningkat dari rata-rata 18 jam/tahun menjadi estimasi 45–70 jam/tahun, dengan biaya down*time* USD 85.000/jam
- Efisiensi pompa telah turun 22% dari desain awal, meningkatkan konsumsi energi tahunan sebesar USD 38.000
- Total PV biaya skenario "pertahankan" selama 5 tahun: USD 6,8 juta

Analisis LCCA skenario "ganti sekarang":

- Biaya akuisisi pompa baru beserta instalasi dan komisioning: USD 2,4 juta
- Biaya perawatan tahunan unit baru: estimasi USD 28.000/tahun selama 5 tahun pertama
- Pemulihan efisiensi energi: penghematan USD 38.000/tahun
- Pengurangan biaya down*time*: penghematan estimasi USD 2,3 juta selama 5 tahun
- Total PV biaya skenario "ganti sekarang" selama 5 tahun: USD 3,7 juta

Selisih sebesar USD 3,1 juta dalam favor penggantian sekarang memberikan dasar ekonomis yang kuat untuk investasi pengadaan unit baru — sebuah keputusan yang mungkin tampak mahal secara intuitif namun terbukti sangat justified ketika semua biaya dipertimbangkan secara komprehensif melalui LCCA.

8.3.3 Integrasi LCCA dengan Anggaran Perawatan

Integrasi LCCA ke dalam proses penganggaran perawatan tahunan mengubah nature dari proses tersebut dari alokasi anggaran berbasis inkremental historis menjadi alokasi berbasis nilai ekonomis terukur. Dengan memiliki *Model* LCC untuk semua aset kritis, manajer perawatan dapat memprioritaskan alokasi anggaran berdasarkan intervensi yang menghasilkan pengurangan LCC terbesar per unit investasi, memberikan dasar argumen yang jauh lebih kuat kepada manajemen keuangan untuk permintaan anggaran perawatan yang memadai.

Nakagawa dan Zhao (2022) dalam *Reliability engineering* & System Safety mengembangkan *Model* optimasi gabungan antara kebijakan perawatan dan anggaran jangka panjang yang mempertimbangkan batasan anggaran, target keandalan, dan ketidakpastian degradasi. *Model* ini relevan untuk perencanaan jangka menengah (3–5 tahun) perawatan fasilitas nikel yang memerlukan sinkronisasi antara siklus anggaran

korporat dan kebutuhan investasi perawatan yang tidak selalu mengikuti pola tahunan yang seragam.

8.4 Green *Maintenance*

8.4.1 Konsep dan Urgensi Green *Maintenance*

Green *Maintenance* atau dalam beberapa literatur disebut sebagai Sustainable *Maintenance* atau Eco-*Maintenance* adalah pendekatan perawatan yang secara eksplisit berupaya meminimalkan dampak lingkungan dari aktivitas perawatan itu sendiri, sambil tetap mempertahankan atau meningkatkan keandalan dan kinerja peralatan. Konsep ini berangkat dari kesadaran bahwa aktivitas perawatan, meskipun bertujuan menjaga keandalan sistem produksi, tidak sepenuhnya bebas dari dampak lingkungan: penggunaan pelumas dan cairan hidrolik, konsumsi energi untuk peralatan perawatan, generasi limbah B3 (bahan berbahaya dan beracun) dari proses pembersihan dan penggantian komponen, serta emisi dari aktivitas transportasi personel dan material perawatan semuanya memiliki jejak lingkungan yang perlu diperhitungkan dan diminimalkan.

Relevansiny sangat tinggi untuk industri nikel Indonesia, yang berada di bawah sorotan global yang sangat intensif terkait praktik lingkungan. Konferensi COP28 dan komitmen Net Zero dari berbagai perusahaan otomotif global yang menggunakan nikel sebagai bahan baku baterai EV telah menciptakan tekanan rantai pasokan yang nyata: produsen nikel yang tidak dapat mendemonstrasikan jejak karbon yang rendah dan praktik lingkungan yang bertanggung jawab berisiko kehilangan akses pasar ke segmen premium yang semakin penting. Dalam konteks ini, Green *Maintenance* bukan sekadar tanggung jawab moral ia adalah kebutuhan kompetitif yang berdampak langsung pada akses pasar dan premium harga.

Duarte dan Cruz-Machado (2022) dalam International Journal of Production Economics mengidentifikasi bahwa integrasi antara lean dan green dalam rantai pasokan manufaktur menghasilkan sinergi yang melampaui dampak masing-masing pendekatan secara terpisah. Dalam

konteks *Maintenance*, lean (eliminasi pemborosan) dan green (minimalisasi dampak lingkungan) adalah dua sisi dari koin yang sama: pemborosan dalam *Maintenance* hampir selalu juga merupakan dampak lingkungan yang tidak perlu. Suku cadang yang diganti sebelum waktunya adalah pemborosan material dan sumber daya; peralatan yang beroperasi dengan efisiensi rendah karena kurangnya perawatan mengkonsumsi energi berlebih yang menghasilkan emisi karbon yang tidak diperlukan.

Tabel 8. 4 Framework Green Maintenance Dimensi, Praktik, Dampak, dan Aplikasi di Industri Nikel

Dimensi Green *Maintenance*	**Deskripsi Praktik**	**Dampak Keberlanjutan**	**Aplikasi di Industri Nikel**
Pelumasan Ramah Lingkungan	Penggunaan bio-based lubricants dan grease berbasis ester yang biodegradable	Reduksi toksisitas limbah pelumas 60–80%	Konversi ke bio-lubricant untuk semua peralatan non-submerged di area ore processing nickel
Manajemen Limbah Perawatan	Sistem 3R (Reduce, Reuse, Recycle) untuk semua limbah yang dihasilkan aktivitas perawatan	Pengurangan limbah ke TPA, rec*over*y material	Program reconditioning *bearing* dan shaft, daur ulang minyak pelumas bekas melalui vendor berlisensi
Efisiensi Energi dalam Perawatan	Pemilihan peralatan dan prosedur perawatan yang meminimalkan	Reduksi jejak karbon operasi *Maintenance*	Penggunaan compressed air rec*over*y, LED lighting untuk area *Maintenance*, electric

Dimensi Green *Maintenance*	Deskripsi Praktik	Dampak Keberlanjutan	Aplikasi di Industri Nikel
	konsumsi energi		vehicles untuk transportasi internal
Predictive Maintenance berbasis Kondisi	Perawatan tepat waktu berbasis data sensor menghilangkan perawatan berlebih yang memboroskan sumber daya	Pengurangan material waste 25–40%	Sensor IoT pada pompa slurry menghindari penggantian segel prematur senilai USD 180.000/tahun
Desain untuk Maintainability	Pemilihan peralatan yang mudah dirawat, berumur panjang, dan menggunakan spare part modular	Perpanjangan masa pakai peralatan 20–35%	Standarisasi spesifikasi pompa dan motor untuk mengurangi SKU spare part dan fast-moving inventory
Pelaporan Emisi Perawatan	Tracking dan pelaporan emisi karbon yang secara langsung terkait dengan aktivitas perawatan	Visibilitas dan akuntabilitas emisi Scope 3	Carbon accounting untuk aktivitas: perjalanan teknisi, penggunaan mesin, disposal limbah perawatan
Supply Chain Berkelanjutan	Pengutamaan vendor suku cadang dengan sertifikasi lingkungan	Pengurangan jejak karbon rantai pasokan	Kebijakan green procurement untuk semua pembelian

Dimensi Green *Maintenance*	Deskripsi Praktik	Dampak Keberlanjutan	Aplikasi di Industri Nikel
	(ISO 14001, EcoVadis)		suku cadang dan jasa perawatan di atas USD 50.000

8.4.2 Carbon Accounting dalam Aktivitas Perawatan

Salah satu aspek yang paling berkembang dalam Green *Maintenance* adalah integrasi carbon accounting pelacakan dan pelaporan emisi karbon yang timbul secara langsung dari aktivitas perawatan ke dalam sistem manajemen emisi korporat yang lebih luas. Dalam kerangka GHG Protocol yang menjadi standar global pelaporan emisi karbon, emisi yang terkait dengan aktivitas perawatan dapat jatuh ke dalam beberapa kategori:

- Scope 1 (Emisi Langsung): Bahan bakar yang dikonsumsi oleh kendaraan dan peralatan bermesin yang digunakan dalam aktivitas perawatan lapangan; gas refrigeran yang dilepaskan saat servicing sistem pendingin; dan gas yang dihasilkan dari proses welding dan cutting selama pekerjaan perawatan.
- Scope 2 (Emisi Tidak Langsung dari Energi): Listrik yang dikonsumsi oleh workshop perawatan, peralatan pengujian, dan sistem HVAC di area *Maintenance*.
- Scope 3 (Emisi Tidak Langsung Lainnya): Emisi dari produksi dan transportasi suku cadang yang dibeli; emisi dari pemrosesan dan disposal limbah perawatan (minyak bekas, suku cadang yang diganti, filter, dll.); dan emisi dari perjalanan kontraktor perawatan.

Tracking yang sistematis terhadap emisi-emisi ini memerlukan integrasi antara sistem manajemen perawatan (CMMS) dengan sistem carbon accounting korporat, termasuk konversi yang akurat dari aktivitas (jam operasi peralatan, volume pelumas yang dikonsumsi, berat material

yang dibuang) menjadi ekuivalen CO_2 menggunakan emission factors yang relevan. Untuk industri nikel Indonesia, pengembangan kapabilitas ini masih dalam tahap awal namun semakin mendesak seiring dengan adopsi standar pelaporan ISSB (International Sustainability Standards Board) yang mulai diwajibkan oleh bursa efek utama global.

8.4.3 Circular Economy dalam Manajemen Spare Parts

Prinsip-prinsip circular economy yang menggantikan *Model* linear *"take-make-dispose*" dengan *Model* sirkular yang meminimalkan limbah melalui reuse, remanufacturing, dan *recycling* dapat diterapkan secara signifikan pada manajemen suku cadang perawatan di industri nikel. Suku cadang bernilai tinggi seperti *bearing* besar, impeller pompa, komponen gear reducer, dan elektroda refraktori merupakan kandidat utama untuk program remanufacturing yang dapat mengurangi biaya suku cadang sekaligus mengurangi limbah dan konsumsi material virgin.

Implementasi praktis mencakup: program *bearing* reconditioning yang membersihkan, menginspeksi, dan merestorasi *bearing* ke kondisi layak pakai; sistem oil rejuvenation yang memurnikan dan *merecycle* minyak pelumas bekas yang masih memiliki nilai residual; program shaft repair dan hardfacing yang memperpanjang masa pakai komponen rotasi yang mengalami keausan; dan kemitraan dengan vendor yang menyediakan program exchange pool di mana unit yang rusak dikirimkan untuk diremanufaktur sementara unit yang telah diremanufaktur tersedia untuk penggunaan langsung, meminimalkan down*time* akibat menunggu suku cadang.

8.5 Pelaporan Kinerja Perawatan Terintegrasi dengan Metrik Keberlanjutan Korporat

8.5.1 Kerangka Pelaporan Keberlanjutan yang Relevan

Pelaporan keberlanjutan korporat telah berkembang dari sekadar aktivitas sukarela menuju kewajiban yang semakin terstandarisasi dan dipantau secara ketat oleh *regulator* pasar modal, *Investor* institusional, dan pelanggan korporat. Bagi industri nikel Indonesia yang berorientasi

ekspor dan bermitra dengan perusahaan multinasional, pemahaman dan kepatuhan terhadap kerangka pelaporan keberlanjutan yang berlaku secara global adalah persyaratan bisnis yang tidak dapat dielakkan. Tiga kerangka yang paling relevan untuk pelaporan terkait *Maintenance* dan operasi adalah:

- GRI (Global Reporting Initiative) Standards: Standar pelaporan keberlanjutan yang paling banyak digunakan secara global, dengan standar-standar spesifik yang sangat relevan untuk operasi dan perawatan industri nikel GRI 302 (Energy), GRI 303 (Water), GRI 305 (Emissions), GRI 306 (Waste), dan GRI 403 (Occupational Health and Safety).
- TCFD (Task Force on Climate-related Financial Disclosures): *Framework* yang mengharuskan perusahaan mengungkapkan risiko dan peluang terkait perubahan iklim, termasuk bagaimana perubahan regulasi emisi dan transisi energi dapat memengaruhi biaya operasi dan perawatan jangka panjang.
- ISSB (International Sustainability Standards Board) IFRS S1 dan S2: Standar pelaporan keberlanjutan terbaru yang dikembangkan untuk menciptakan baseline global minimum dalam pengungkapan informasi keberlanjutan bagi *Investor*, yang mulai diadopsi oleh bursa efek di berbagai negara termasuk Indonesia melalui POJK (Peraturan OJK) tentang pelaporan ESG.

Kristoffersen, Blomsma, Mikalef, dan Li (2020) dalam International Journal of Information Management mengkaji bagaimana data *analytics* dan sistem informasi digital dapat mendukung transisi menuju pelaporan keberlanjutan yang lebih akurat dan *real-time*, menggantikan estimasi tahunan yang seringkali tidak akurat. Untuk industri nikel, ini berarti investasi dalam sistem pengukuran dan pelaporan yang terintegrasi di mana data dari CMMS, sistem *monitoring* kondisi, dan sistem manajemen energi mengalir secara otomatis ke platform pelaporan keberlanjutan, mengurangi beban manual dan meningkatkan akurasi data.

8.5.2 KPI Perawatan yang Terintegrasi dengan Metrik ESG

Pengembangan dashboard KPI perawatan yang mengintegrasikan metrik teknis operasional dengan indikator ESG memerlukan desain yang cermat untuk memastikan bahwa indikator yang dipilih meaningful, measurable, dan actionable pada level yang relevan. Tabel 8.5 menyajikan *Framework* KPI terintegrasi yang mencakup dimensi keandalan aset, efisiensi biaya, lingkungan, keselamatan, risiko, dan kepatuhan, dengan referensi ke platform pelaporan yang relevan.

Tabel 8. 5 Framework KPI Perawatan Terintegrasi dengan Metrik Keberlanjutan Korporat

Dimensi	KPI / Indikator	Satuan	Target	Frekuensi Laporan	Platform Pelaporan
Keandalan Aset	OEE (*Over*all Equipment Effectiveness)	%	≥ 85%	Bulanan	ESG Report – G*over*nance & Operational Resilience
Keandalan Aset	MTBF Peralatan Kritis (jam)	Jam	≥ 700 jam	Bulanan	Laporan Direksi & *Investor* Briefing
Keandalan Aset	Planned *Maintenance* Compliance	%	≥ 95%	Bulanan	Internal KPI Dashboard
Biaya & Efisiensi	Biaya *Maintenance* per Ton Produk (USD)	USD/ ton	Target sesuai benchmark industri	Bulanan	Annual Report – Cost Efficiency Section
Biaya & Efisiensi	*Maintenance* Cost Ratio (MCR)	%	2,5–3,5% *replacement* asset value	Tahunan	Laporan Manajemen Aset ISO 55001
Lingkungan	Intensitas Energi Perawatan (GJ/ton produk)	GJ/ ton	Turun ≥ 5%/tahun	Tahunan	GRI 302: Energy Disclosure
Lingkungan	Limbah Perawatan ke TPA (ton)	Ton	Turun ≥ 10%/ tahun	Tahunan	GRI 306: Waste Disclosure

Dimensi	KPI / Indikator	Satuan	Target	Frekuensi Laporan	Platform Pelaporan
Lingkungan	Emisi Karbon dari Aktivitas Perawatan (tCO_2e)	tCO_2e	Sesuai net-zero pathway	Tahunan	TCFD Climate Report, Scope 3
Keselamatan	Lost *Time* Injury Frequency Rate (LTIFR)	Per 1 juta jam kerja	< 0,5	Bulanan	GRI 403, Laporan K3 Tahunan
Keselamatan	High-Potential Incident Rate	Per 1 juta jam kerja	Zero fatal	Bulanan	Laporan Direksi & *Regulator*
Risiko	RBI Risk Profile — % Aset Risiko Rendah/Sangat Rendah	%	≥ 70% profil rendah	Tahunan	Risk Management Report, ISO 31000
Risiko	Inspection *Over*due Rate	%	< 5%	Triwulanan	Internal Audit & Compliance Report
Kepatuhan	*Regulatory* Inspection Compliance	%	100%	Tahunan	Laporan Kepatuhan Regulasi
SDM	Technician Competency Certification Rate	%	≥ 90% bersertifikat	Tahunan	Human Capital Report

Desain sistem pelaporan yang mengintegrasikan KPI ini memerlukan beberapa komponen teknis yang saling terhubung: CMMS sebagai sumber data perawatan primer, sistem *monitoring* energi untuk tracking konsumsi energi peralatan, sistem manajemen limbah untuk pelacakan generasi dan disposal limbah perawatan, dan platform ESG reporting yang mengkonsolidasi data dari berbagai sumber ke dalam format yang sesuai standar pelaporan internasional. Bagi banyak perusahaan nikel Indonesia, pengembangan ekosistem data ini merupakan investasi jangka menengah yang hasilnya baru terasa sepenuhnya dalam 3–5 tahun, namun setiap penundaan semakin mempersulit pemenuhan persyaratan pelaporan yang semakin ketat dari pasar ekspor.

8.5.3 Integrasi Pelaporan dengan Manajemen Strategis

Nilai tertinggi dari sistem pelaporan kinerja perawatan yang terintegrasi bukan sekadar pada pemenuhan kewajiban pengungkapan kepada pemangku kepentingan eksternal, melainkan pada penggunaannya sebagai alat manajemen strategis internal. Ketika board of directors dan top management menerima laporan yang menghubungkan kondisi peralatan (MTBF, breakdown frequency, inspection compliance) dengan kinerja operasional (OEE, production volume, quality), biaya (*Maintenance* cost/ton, energy intensity), lingkungan (emisi per ton produk, limbah yang dihasilkan), dan keselamatan (LTIFR, high-potential incidents) dalam satu narrative yang koheren, kualitas pengambilan keputusan strategis tentang investasi modal, strategi perawatan, dan program keberlanjutan meningkat secara signifikan.

Beberapa perusahaan nikel global terkemuka termasuk Vale, Norilsk Nickel, dan Glencore — telah mengintegrasikan metrik perawatan ke dalam laporan keberlanjutan tahunan mereka dengan tingkat detail yang semakin meningkat, mencerminkan pengakuan bahwa keandalan dan efisiensi peralatan bukan hanya isu teknis tetapi merupakan dimensi material dari kinerja keberlanjutan korporat yang diperhatikan oleh *Investor* dan analis ESG. Perusahaan nikel Indonesia yang berorientasi ekspor dan/atau terdaftar di bursa perlu mengikuti evolusi praktik ini untuk mempertahankan daya saing dan akses ke modal investasi yang semakin sensitif terhadap kinerja ESG.

8.6 Membangun Ekosistem Manajemen Risiko dan Keberlanjutan dalam Perawatan

8.6.1 *Framework* Integrasi

Keempat komponen yang dibahas dalam bab ini RBI, LCCA, Green *Maintenance*, dan Pelaporan Terintegrasi bukan merupakan modul yang berdiri sendiri secara independen. Nilai tertinggi dari masing-masing komponen hanya dapat direalisasikan ketika mereka diintegrasikan ke dalam sebuah ekosistem manajemen perawatan yang koheren. RBI

menghasilkan data profil risiko peralatan yang menjadi input penting untuk LCCA dalam menentukan strategi perawatan optimal. LCCA menghasilkan analisis ekonomis yang mempertimbangkan biaya lingkungan, memberikan justifikasi finansial untuk investasi dalam praktik Green *Maintenance*. Green *Maintenance* menghasilkan metrik kinerja lingkungan yang menjadi komponen dari sistem Pelaporan Terintegrasi. Dan data dari Pelaporan Terintegrasi termasuk insiden aktual dan kinerja lingkungan aktual memberikan umpan balik yang memperbarui *Model* risiko dalam RBI, menutup siklus pembelajaran.

Saunila, Ukko, Rantanen, dan Saunila (2021) dalam Journal of Cleaner Production mengidentifikasi bahwa organisasi yang berhasil mencapai integrasi yang tinggi antara manajemen perawatan, manajemen risiko, dan manajemen keberlanjutan menunjukkan kinerja yang secara signifikan lebih baik tidak hanya dalam metrik keberlanjutan tetapi juga dalam metrik operasional konvensional seperti OEE dan biaya perawatan. Temuan ini konsisten dengan argumen bahwa risiko, keberlanjutan, dan efisiensi adalah dimensi yang komplementer, bukan konfliktual, dari manajemen aset yang excellence.

8.6.2 Hambatan dan Strategi Implementasi di Industri Nikel Indonesia

Meskipun fondasi konseptual dan nilai bisnis dari integrasi RBI, LCCA, Green *Maintenance*, dan pelaporan terintegrasi cukup jelas, implementasinya di industri nikel Indonesia menghadapi hambatan-hambatan yang perlu dipahami dan diantisipasi.

1. **Fragmentasi Data**: Informasi yang dibutuhkan untuk RBI (data inspeksi, data kegagalan, data proses), LCCA (data biaya yang lengkap dan terperinci), Green *Maintenance* (data konsumsi energi, data limbah), dan pelaporan (semua di atas plus data K3) seringkali tersebar di berbagai sistem yang tidak saling terhubung ERP, CMMS terpisah, spreadsheet Excel, dan catatan manual. Investasi dalam integrasi data adalah prasyarat fundamental yang tidak dapat dilewati.
2. **Kompetensi Multidisiplin**: Implementasi yang efektif memerlukan profesional yang memiliki kompetensi di

persimpangan antara teknik perawatan, manajemen risiko, analisis keuangan, dan keberlanjutan lingkungan kombinasi yang sangat langka dan memerlukan investasi serius dalam pengembangan SDM atau rekrutmen dengan sangat selektif.

3. **Jangka Waktu Investasi**: Banyak manfaat dari pendekatan ini bersifat jangka menengah-panjang (3–7 tahun), sementara tekanan untuk hasil jangka pendek dalam konteks volatilitas harga nikel dan target produksi yang ketat dapat menciptakan insentif untuk menunda atau mengurangi investasi dalam program-program ini.
4. **Keterbatasan Data Baseline**: Fasilitas-fasilitas yang lebih baru dalam gelombang investasi pengolahan nikel Indonesia seringkali belum memiliki data historis yang cukup untuk mendukung analisis RBI dan LCCA yang akurat. Strategi untuk mengatasi ini mencakup penggunaan data dari fasilitas sejenis yang lebih matang, pendekatan Bayesian yang memungkinkan estimasi dengan data terbatas, dan investasi early dalam sistem pengumpulan data yang komprehensif sejak awal operasi.

REFERENSI

Badía, F. G., & Berrade, M. D. (2020). A study of cost effective *Maintenance* policies: Age *replacement* versus *replacement* after N minimal repairs. *Reliability engineering* & System Safety, 201, 106949. https://doi.org/10.1016/j.ress.2020.106949

Bouguerra, S., Chelbi, A., & Rezg, N. (2020). Optimal *strategy* for standby systems integrating *Maintenance*, inspection, and replenishment policies under age-based *replacement*. *Reliability engineering* & System Safety, 199, 106935. https://doi.org/10.1016/j.ress.2020.106935

Duarte, S., & Cruz-Machado, V. (2022). Examining lean and green supply chain management. International Journal of Production Economics, 249, 108495. https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2022.108495

Kans, M. (2022). Life cycle cost as a decision support tool for *Maintenance strategy Optimization*. International Journal of Production Economics, 248, 108487. https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2022.108487

Khan, F., Amyotte, P., & Fleming, M. (2021). Dynamic risk assessment and management of domino effects and cascading failures in complex process systems. Process Safety and Environmental Protection, 150, 455–466. https://doi.org/10.1016/j.psep.2021.04.017

Kristoffersen, E., Blomsma, F., Mikalef, P., & Li, J. (2020). The smart circular economy: A digital-enabled circular strategies *Framework* for manufacturing companies. Journal of Business Research, 120, 241–261. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.07.044

Liu, B., Pandey, M. D., Wang, X., & Zhao, X. (2021). A finite-horizon *Condition-Based Maintenance* policy for a two-unit system with dependent degradation processes. European Journal of Operational Research, 295(2), 705–717. https://doi.org/10.1016/j.ejor.2021.03.019

Mikosch, T., & Stegeman, J. (2021). Risk-based inspection planning using Bayesian networks: A *Framework* for offshore structures. *Reliability engineering* & System Safety, 215, 107871. https://doi.org/10.1016/j.ress.2021.107871

Mishra, M., Martinsson, J., Rantatalo, M., & Goebel, K. (2021). Bayesian network based approach for remaining useful life prediction. Expert Systems with Applications, 171, 114590. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.114590

Nakagawa, T., & Zhao, X. (2022). Optimal *Maintenance* problems for systems with minimally or perfectly repaired components. *Reliability engineering* & System Safety, 218, 108060. https://doi.org/10.1016/j.ress.2021.108060

Ni, X., Jin, T., Ni, G., & Zhao, H. (2020). Risk-based inspection planning for deteriorating pressure vessels. Journal of Loss Prevention in the Process Industries, 63, 104014. https://doi.org/10.1016/j.jlp.2019.104014

Saunila, M., Ukko, J., Rantanen, H., & Saunila, J. (2021). Does sustainable *Maintenance* pay back? An empirical study on the relationship between *Maintenance* and sustainability performance. Journal of Cleaner Production, 295, 126374. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2021.126374

Tajiani, B., & Aghababaei, H. (2022). *Reliability*-based life cycle cost analysis for environmental consideration. International Journal of Production Economics, 252, 108576. https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2022.108576

Usman, U., Baba, M., & Abdullah, M. (2021). *Reliability* assessment with integrated failure analysis for complex rotating equipment. *Reliability engineering* & System Safety, 212, 107680. https://doi.org/10.1016/j.ress.2021.107680

Yin, H., Liu, X., & Li, Y. (2022). A Bayesian approach for *Condition-Based Maintenance Optimization* considering inspection uncertainty. *Reliability engineering* & System Safety, 225, 108626. https://doi.org/10.1016/j.ress.2022.108626

— akhir Bab VIII—

BAB IX

IMPLEMENTASI SISTEM MANAJEMEN PERAWATAN TERINTEGRASI

9.1 Dari Teori Menuju Implementasi

Delapan bab sebelumnya dalam buku ini telah membangun fondasi konseptual, teoritis, dan metodologis yang komprehensif untuk manajemen perawatan mesin industri logam — mulai dari definisi dan evolusi strategi *Maintenance*, teori keandalan, distribusi kegagalan, condition *monitoring*, predictive *Maintenance*, hingga optimasi sistem *Maintenance* secara matematis. Namun, pengetahuan akademik yang paling canggih sekalipun tidak akan memberikan dampak nyata jika tidak ditransformasikan menjadi sistem, proses, dan budaya organisasional yang hidup dan berfungsi di lantai produksi.

Bab ini hadir untuk menjawab pertanyaan paling praktis sekaligus paling kompleks: Bagaimana membangun, mengimplementasikan, dan terus meningkatkan sistem manajemen perawatan yang benar-benar terintegrasi dalam kondisi nyata? Pertanyaan ini menyentuh dimensi organisasional, kultural, kepemimpinan, manajemen perubahan, dan pembangunan kapabilitas yang seringkali menjadi penentu keberhasilan atau kegagalan implementasi.

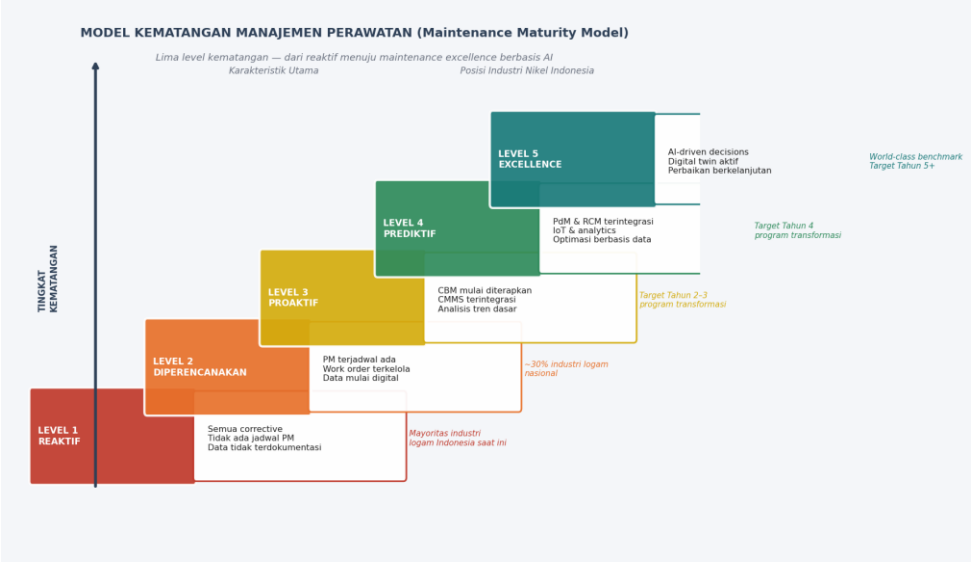
Struktur bab ini mengikuti logika implementasi yang bertahap dan sistematis: dimulai dari audit kesiapan organisasi (readiness assessment), dilanjutkan dengan implementasi Computerized *Maintenance* Management System (CMMS) sebagai tulang punggung digital, manajemen perubahan organisasional, pengembangan sistem Key Performance Indicator (KPI) yang holistik, dan diakhiri dengan *Roadmap* menuju *Maintenance* excellence.

9.2 Audit Kesiapan Memahami Titik Awal

9.2.1 Mengapa Readiness Assessment Bersifat Kritis

Kegagalan implementasi sistem manajemen perawatan yang ambisius seringkali berakar bukan pada kekurangan teknologi atau metodologi, melainkan pada kesenjangan antara aspirasi organisasi dan kapabilitasnya yang sesungguhnya saat ini. Franciosi *et al*. (2020) dalam Journal of Manufacturing Technology Management menyatakan bahwa readiness assessment yang komprehensif sebelum implementasi secara konsisten meningkatkan peluang keberhasilan sebesar 40–60 persen dibandingkan implementasi tanpa penilaian awal yang terstruktur.

Sebelum merancang strategi implementasi, setiap organisasi perlu memahami posisinya dalam skala kematangan *Maintenance*. Gambar 9.1 berikut menyajikan *Model* Kematangan Manajemen Perawatan dari Level 1 yang sepenuhnya reaktif hingga Level 5 yang mencapai *Maintenance excellence* berbasis kecerdasan buatan.



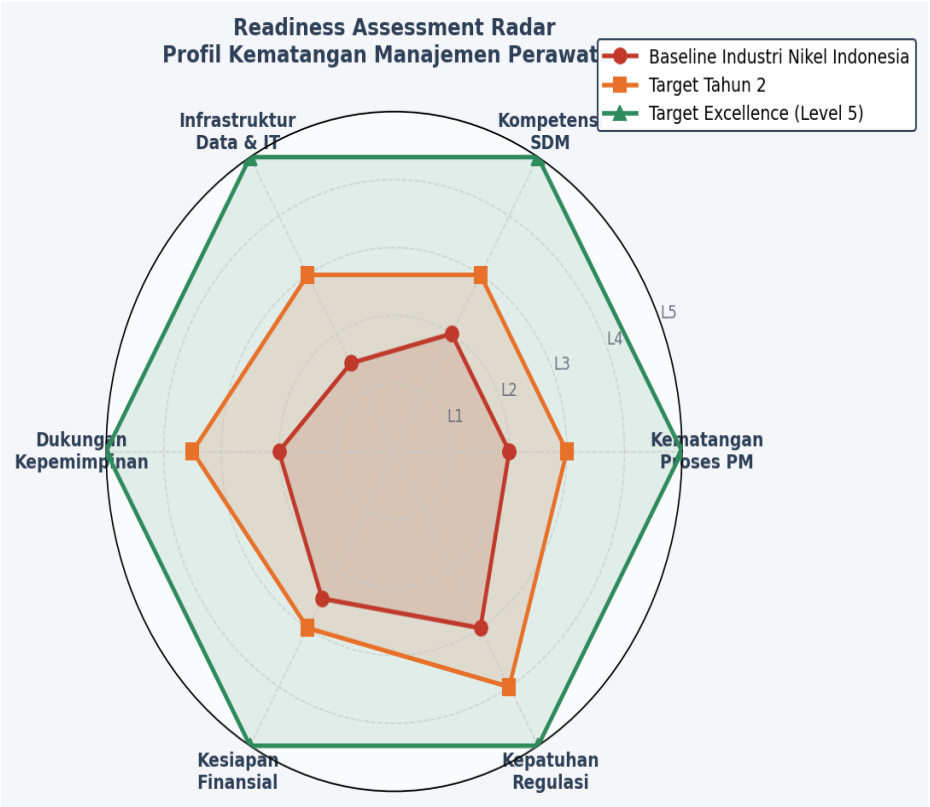
Gambar 9. 1 Model Kematangan Manajemen Perawatan (Maintenance Maturity Model) Lima Level dari Reaktif menuju AI-Driven Excellence

Dalam konteks industri logam Indonesia, penelitian oleh Wiranto *et al*. (2022) menunjukkan bahwa sebagian besar perusahaan industri logam nasional berada pada Level 1–2 dalam skala kematangan ini,

dengan hanya sekitar 15 persen mencapai Level 3 atau di atasnya. Gap yang signifikan ini merupakan peluang perbaikan yang substansial sekaligus tantangan implementasi yang nyata.

9.2.2 Enam Dimensi Readiness Assessment

Readiness Assessment yang komprehensif mencakup enam dimensi yang saling terkait dan membentuk gambaran holistik tentang kesiapan organisasi. Keenam dimensi ini divisualisasikan dalam diagram radar pada Gambar 9.2, yang memungkinkan manajemen melihat profil kesiapan saat ini dan membandingkannya dengan target yang ingin dicapai.



Gambar 9. 2 Radar Readiness Assessment Profil Kematangan Aktual vs. Target Industri Nikel Indonesia

Dimensi pertama adalah Kematangan Proses *Maintenance* evaluasi sejauh mana pekerjaan *Maintenance* direncanakan versus bersifat reaktif; kualitas SOP yang terdokumentasi; efektivitas sistem work order; dan sejauh mana keputusan berbasis data. Dimensi kedua, **Kompetensi SDM**, mencakup empat subdimensi: kompetensi teknis, analitik, manajerial, dan digital.

Dimensi ketiga adalah Infrastruktur Data dan Teknologi. Bousdekis *et al*. (2021) mengidentifikasi bahwa kualitas data historis merupakan faktor tunggal paling menentukan efektivitas transisi ke predictive *Maintenance*. Dimensi keempat, **Dukungan Kepemimpinan dan Budaya Organisasi**, adalah yang paling fundamental: Tsang (2020) menekankan bahwa transformasi budaya dari reaktif menuju proaktif memerlukan dukungan kepemimpinan yang konsisten, dihitung dalam tahun bukan bulan.

Dimensi kelima adalah Kesiapan Finansial apakah terdapat anggaran yang memadai dan mekanisme pengukuran ROI yang jelas. Dimensi keenam, **Kepatuhan Regulasi**, memastikan bahwa sistem yang dibangun memenuhi persyaratan hukum untuk peralatan bertekanan tinggi, listrik tegangan menengah/tinggi, dan sistem pengendalian emisi.

Tabel 9. 1 Matriks Readiness Assessment Indikator per Dimensi dan Instrumen Penilaian

Dimensi Assessment	Level 1 — Reaktif	Level 3 — Proaktif	Level 5 — Excellence	Instrumen Penilaian
Kematangan Proses	Semua corrective, tidak ada jadwal PM	PM terjadwal, CBM mulai diterapkan	RCM + PdM terintegrasi penuh	SMRP Maturity Grid; Gap analysis audit
Kompetensi SDM	Teknisi hanya melakukan perbaikan fisik	Dapat menggunakan CMMS dan diagnostik dasar	Tim multidisiplin: *data science*, *reliability*, IoT	Competency *Framework*; skill gap assessment

Dimensi Assessment	**Level 1 — Reaktif**	**Level 3 — Proaktif**	**Level 5 — Excellence**	**Instrumen Penilaian**
Infrastruktur Data & IT	Data kegagalan hanya di buku catatan manual	CMMS terimplementasi, historis terdigitalisasi	IoT *real-time*, *digital twin*, cloud *analytics*	IT audit; data quality assessment
Dukungan Kepemimpinan	*Maintenance* dipandang sebagai beban biaya	Manajemen memahami nilai *Maintenance*	*Maintenance* sebagai strategic asset management	Leadership survey; culture audit
Kesiapan Finansial	Anggaran reaktif; tidak ada business case	Anggaran PM terencana; ROI mulai diukur	LCC-based budgeting; ROI dilaporkan	Financial *review*; TCO/LCC analysis
Kepatuhan Regulasi	Reaktif terhadap inspeksi; sering temuan	Semua regulasi wajib terpenuhi konsisten	Melampaui regulasi; menjadi benchmark industri	Compliance audit; inspection record *review*

Van Horenbeek dan Pintelon (2020) merekomendasikan penggunaan Analytical Hierarchy Process (AHP) untuk memprioritaskan intervensi dalam readiness improvement, memberikan bobot kuantitatif kepada setiap dimensi berdasarkan relevansinya terhadap tujuan bisnis spesifik perusahaan.

9.3 Pemilihan dan Implementasi CMMS Tulang Punggung Digital

9.3.1 Nilai Strategis CMMS

Computerized *Maintenance* Management System (CMMS) adalah pusat saraf dari seluruh operasional *Maintenance modern*. Attia *et al*. (2021) mendokumentasikan peningkatan MTBF rata-rata sebesar 34 persen dan pengurangan biaya spare parts sebesar 28 persen dalam dua tahun setelah implementasi CMMS yang komprehensif. Gambar 9.3 menyajikan ekosistem integrasi CMMS dengan berbagai sistem pendukung yang harus terhubung untuk memaksimalkan nilainya.



Gambar 9. 3 Ekosistem Integrasi CMMS sebagai Pusat Saraf Sistem Manajemen Perawatan Modern

Nilai strategis CMMS tidak dapat dilebih-lebihkan. Tanpa CMMS yang berfungsi baik, departemen *Maintenance* beroperasi berdasarkan memori individual, spreadsheet yang tidak terkonsolidasi, dan catatan

fisik yang rentan hilang kondisi yang secara fundamental menghalangi peningkatan kinerja berbasis data.

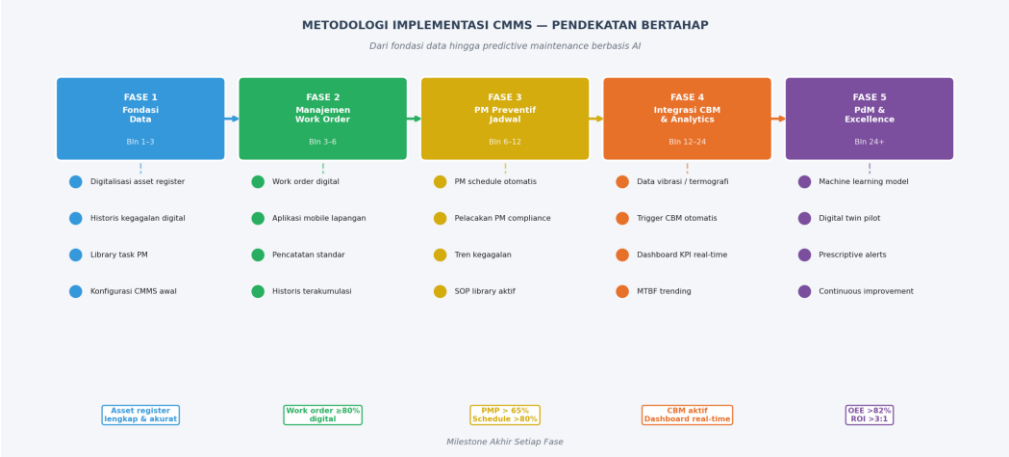
Tabel 9. 2 Tipologi Platform CMMS dan Konteks Aplikasi Optimal di Industri Logam

Tipe CMMS	Karakteristik Utama	Paling Cocok untuk Konteks
On-Premise Enterprise (SAP PM, IBM Maximo)	Instalasi lokal; integrasi penuh dengan ERP; sangat terkonfigurasi; biaya awal tinggi	Pabrik logam skala besar (>500 karyawan); kebutuhan integrasi ERP sangat ketat; data s*overe*ignty requirement
Cloud-Based SaaS (UpKeep, Limble, Fiix)	Berbasis langganan; deployment cepat; mobile-first; update otomatis; biaya awal rendah	Perusahaan menengah; yang baru memulai digitalisasi; budget terbatas untuk CapEx
Hybrid Platform (Infor EAM, Asset Panda)	Fleksibilitas cloud + kontrol on-premise; integrasi luas; skalabilitas baik	Perusahaan dalam transformasi digital; memerlukan fleksibilitas deployment adaptif
Open Source (OpenMAINT, Snipe-IT)	Tanpa biaya lisensi; komunitas developer aktif; memerlukan kustomisasi dan IT support internal kuat	Kapabilitas IT internal kuat; budget sangat terbatas; kebutuhan kustomisasi tinggi

9.3.2 Metodologi Implementasi Bertahap

Implementasi CMMS yang berhasil tidak dapat dilakukan sekaligus ia harus dilakukan secara bertahap (phased approach) yang memungkinkan organisasi beradaptasi secara inkremental. Gambar 9.4

menyajikan lima fase implementasi CMMS beserta aktivitas kunci dan milestone yang harus dicapai di setiap fase.



Gambar 9. 4 Lima Fase Implementasi CMMS Dari Fondasi Data hingga Predictive Maintenance Berbasis AI

Fase 1 (Bulan 1–3) adalah Fondasi Data tahap yang paling sering diremehkan namun paling menentukan. Digitalisasi asset register, historis kegagalan, dan library task PM menjadi prasyarat yang tidak dapat dilewati. Fase 2 (Bulan 3–6) adalah **Manajemen Work Order Digital** menggantikan sistem manual dengan alur kerja digital melalui aplikasi mobile, mengubah kebiasaan kerja harian tim *Maintenance*.

Fase 3 (Bulan 6–12) memperkenalkan PM Schedule Otomatis yang membangkitkan work order secara terjadwal dan melacak kepatuhan PM secara sistematis. Fase 4 (Bulan 12–24) adalah integrasi ***Condition-Based Maintenance*** di mana data sensor (vibrasi, termografi, oli) memicu work order secara otomatis berdasarkan *threshold* kondisi. Fase 5 (Bulan 24+) adalah puncak transformasi***Predictive Maintenance*** **berbasis AI** yang mengubah CMMS dari sistem pencatatan menjadi sistem pengambilan keputusan aktif.

Erguido *et al*. (2021) mengkonfirmasi bahwa pendekatan bertahap dengan definisi milestone yang jelas secara konsisten menghasilkan tingkat adopsi yang lebih tinggi dan hasil bisnis yang lebih baik

dibandingkan implementasi big-bang yang mencoba menerapkan semua fungsi sekaligus.

9.4 Manajemen Perubahan Mengelola Dimensi Manusia

9.4.1 Memahami Resistensi terhadap Perubahan

Setiap implementasi sistem manajemen perawatan yang transformatif pasti akan menghadapi resistensi baik yang diungkapkan secara eksplisit maupun tersembunyi dalam bentuk ketidakpatuhan pasif. Dalam konteks *Maintenance* industri logam, resistensi umumnya berasal dari tiga sumber: ketidakpastian tentang dampak terhadap posisi dan keahlian yang ada; ketidakpercayaan terhadap teknologi; dan persepsi beban administratif yang bertambah.

Wakjira *et al*. (2021) mengidentifikasi bahwa keterlibatan aktif pekerja (worker engagement) merupakan prediktor paling kuat dari keberhasilan implementasi *Maintenance* improvement jauh lebih penting dari kualitas teknologi yang dipilih atau detail metodologi yang diterapkan.

9.4.2 *Model* ADKAR Siklus Perubahan Individual

Model ADKAR (Awareness, Desire, Knowledge, Ability, Reinforcement) yang dikembangkan oleh Prosci merupakan *Framework* manajemen perubahan yang paling praktis dalam konteks implementasi *Maintenance*. Gambar 9.5 menyajikan *Model* ini sebagai diagram siklus yang menggambarkan lima kondisi yang harus dimiliki setiap individu untuk perubahan yang berkelanjutan.



Gambar 9. 5 Model ADKAR Siklus Lima Tahap Manajemen Perubahan Individual dalam Implementasi Maintenance

ADKAR bekerja sebagai siklus, bukan langkah linear sekali jalan. Awareness dibangun melalui komunikasi data kinerja aktual tingkat down*time*, biaya kegagalan nyata, perbandingan dengan benchmark industri. **Desire** dikembangkan dengan melibatkan tim dalam perancangan solusi dan mendemonstrasikan manfaat nyata bagi individu (manfaat langsung bagi peran masing-masing).

Knowledge ditransfer melalui pelatihan CMMS dan SOP yang tepat waktu (just-in-*time*). **Ability** dibangun melalui coaching lapangan, periode paralel lama-baru, dan super-user sebagai mentor. **Reinforcement** mempertahankan perubahan melalui sistem penghargaan yang konsisten, selebrasi milestone, dan konsekuensi yang jelas untuk ketidakpatuhan yang persisten.

Budiman *et al*. (2022) menekankan pentingnya jaringan Change Agent individu yang dihormati rekan-rekannya dan mampu menjembatani aspirasi manajemen dengan realitas lapangan — sebagai elemen kunci yang menentukan kecepatan dan kedalaman adopsi sistem *Maintenance* baru.

9.5 Pengembangan Sistem KPI Perawatan

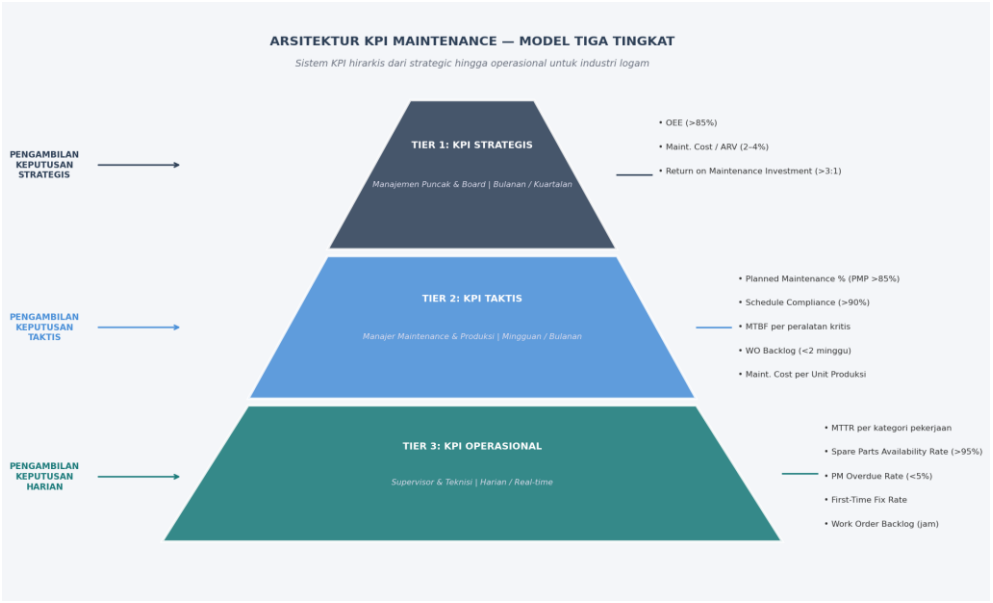
9.5.1 Prinsip Desain: You Measure What Matters

Sistem pengukuran kinerja *Maintenance* yang efektif dibangun di atas prinsip bahwa you can only manage what you measure namun dengan tambahan yang sama pentingnya: you must measure what matters. Sistem KPI yang terlalu padat menciptakan information *over*load; terlalu tipis gagal menangkap kompleksitas multidimensi kinerja *Maintenance*. Keseimbangan yang tepat adalah sistem yang hierarkis, koheren, dan actionable.

Tujuh prinsip desain KPI *Maintenance* yang baik meliputi: (1) keselarasan strategis, (2) keseimbangan leading dan lagging indicators, (3) actionability yang spesifik, (4) keterjangkauan data, (5) frekuensi pelaporan yang tepat, (6) kesederhanaan dalam komunikasi kepada pemangku kepentingan yang beragam, dan (7) kemampuan benchmark terhadap standar industri.

9.5.2 Arsitektur Tiga Tingkat

Sistem KPI *Maintenance* yang komprehensif untuk industri logam menggunakan arsitektur tiga tingkat yang mencerminkan kebutuhan informasi yang berbeda dari berbagai level organisasi. Gambar 9.6 menyajikan piramida KPI ini secara visual, dari KPI strategis di puncak hingga KPI operasional di dasar.



Gambar 9. 6 Piramida KPI Maintenance Arsitektur Tiga Tingkat dari Strategis hingga Operasional

Tingkat 1 (KPI Strategis) digunakan oleh manajemen puncak dan board dilaporkan bulanan/kuartalan mencakup OEE (>85%), *Maintenance* Cost/ARV (2–4%), dan Return on *Maintenance* Investment (>3:1). Tingkat 2 (KPI Taktis) digunakan oleh manajer *Maintenance* dan produksi dilaporkan mingguan/bulanan mencakup PMP (>85%), Schedule Compliance (>90%), MTBF, WO Backlog, dan Cost per Unit Produksi.

Tingkat 3 (KPI Operasional) digunakan oleh supervisor dan teknisi dilaporkan harian/*real-time* mencakup MTTR, Spare Parts *Availability* (>95%), PM *Over*due Rate (<5%), dan First-*Time* Fix Rate. Seuring *et al*. (2021) menemukan bahwa dashboard *Maintenance* terintegrasi meningkatkan kecepatan pengambilan keputusan sebesar 45 persen dan mengurangi keputusan berbasis informasi tidak lengkap sebesar 62 persen.

Tabel 9. 3 Sistem KPI Maintenance Terintegrasi Formula, Target, dan Tindakan Korektif

KPI	Formula	Target World Class	Frekuensi	Dimensi Ukur	Tindakan jika Di Bawah Target
OEE	A × P × Q × 100%	>85%	Harian	Produktivitas aset total	Analisis six big losses; investigasi A, P, atau Q yang rendah
MTBF	Waktu operasi / Jumlah kegagalan	Sesuai desain OEM	Bulanan	Keandalan peralatan	Weibull analysis; inspeksi mode kegagalan; evaluasi strategi PM
MTTR	Total down*time* / Jumlah kegagalan	<4 jam (kritis)	Bulanan	Kemampuan pemulihan	*Review* prosedur perbaikan; evaluasi stok spare parts; pelatihan
PMP	Planned WO / Total WO × 100%	>85%	Mingguan	Proaktivitas program PM	Audit PM schedule; identifikasi penyebab reactive WO berulang
Schedule Compliance	PM selesai tepat waktu / PM dijadwalkan × 100%	>90%	Mingguan	Efektivitas perencanaan	Evaluasi resource planning; identifikasi bottleneck kapasitas
Maint. Cost / ARV	Biaya maint. / Nilai aset × 100%	2–4% per tahun	Bulanan	Efisiensi biaya	Cost driver analysis; benchmarking; *review* vendor kontrak
WO Backlog	Total jam WO tertunda	<2 minggu kerja	Mingguan	Kecukupan kapasitas SDM	Prioritisasi backlog; evaluasi kebutuhan tambahan SDM
Spare Part *Availability*	WO tidak tertunda spare / Total WO × 100%	>95%	Bulanan	Manajemen suku cadang	Revisi safety stock; analisis ABC spare parts; evaluasi lead *time*

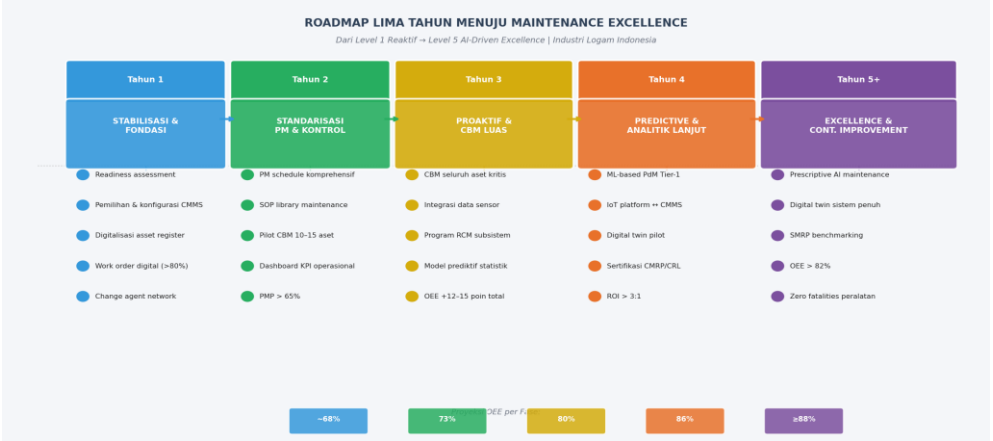
9.6 *Roadmap* Menuju *Maintenance* Excellence

9.6.1 Mendefinisikan *Maintenance* Excellence

Maintenance excellence bukan destinasi dengan definisi tunggal ia merupakan kondisi di mana fungsi *Maintenance* secara konsisten memberikan nilai optimal melalui optimasi keandalan aset, efisiensi biaya, keselamatan kerja, dan keberlanjutan lingkungan, dalam kerangka perbaikan berkelanjutan. Sebagaimana didefinisikan SMRP (Society for *Maintenance* and *Reliability* Professionals), organisasi yang telah mencapai *Maintenance excellence* dicirikan oleh: budaya proaktif yang mengutamakan pencegahan, pengambilan keputusan sepenuhnya berbasis data dan analitik, dan kemampuan perbaikan berkelanjutan yang terinstitusionalisasi.

9.6.2 *Roadmap* Lima Tahun

Gambar 9.7 menyajikan *Roadmap* transformasi lima tahun secara visual dari kondisi baseline Level 1–2 (dominasi reactive *Maintenance*) menuju Level 4–5 (proactive, data-driven excellence) beserta proyeksi OEE yang dapat dicapai di setiap fase.



Gambar 9. 7 Roadmap Lima Tahun Menuju Maintenance excellence Fase, Aktivitas, dan Proyeksi OEE per Fase

Tabel 9. 4 Roadmap Lima Tahun Aktivitas, Milestone, dan Target KPI per Fase

Fase & Tahun	Aktivitas Utama & Milestone	Target KPI Akhir Fase
Tahun 1 Stabilisasi & Fondasi	• Readiness assessment & gap analysis • Pemilihan & konfigurasi CMMS • Digitalisasi asset register & historis kegagalan • Pelatihan dasar tim *Maintenance* • Work order management digital • Pembentukan tim Change Agent	PMP > 40% | WO digital >80% Asset register completeness >95% CMMS go-live & user adoption
Tahun 2 Standarisasi PM & Kontrol	• PM schedule komprehensif berbasis Weibull • Standarisasi prosedur PM (SOP library) • Analisis vibrasi dan termografi rutin • Pilot CBM pada 10–15 aset kritis • Dashboard KPI operasional	PMP >65% | Schedule Compliance >80% MTBF meningkat 15% dari baseline OEE meningkat 5–8 poin
Tahun 3 Proaktif & CBM Luas	• Perluasan CBM ke seluruh peralatan kritis • Integrasi data sensor ke CMMS • Program RCM subsistem produksi utama • *Model* prediktif dasar (statistical) • Pelatihan data *analytics* tim *Maintenance*	PMP >80% | Schedule Compliance >88% MTBF meningkat 35% dari baseline OEE meningkat 12–15 poin total
Tahun 4 Predictive & Analitik Lanjutan	• PdM berbasis *machine learning* aset Tier-1 • Integrasi IoT platform dengan CMMS • *Digital twin* untuk aset paling kritis • Sertifikasi tim *reliability engineering* (CMRP) • Sistem pelaporan KPI otomatis *real-time*	PMP >88% | Schedule Compliance >93% MTBF meningkat 55% dari baseline ROI program *Maintenance* >3:1
Tahun 5+ Excellence & Cont. Improvement	• Prescriptive *Maintenance* (AI-driven) • *Digital twin* seluruh sistem produksi • Benchmarking internasional & sertifikasi SMRP • Sustainability *Maintenance* reporting • *Continuous improvement* via PDCA institusional	OEE >82% | PMP >92% MTBF meningkat >70% dari baseline ROI >4:1 | Zero fatalities peralatan

9.6.3 Faktor Kritis Keberhasilan

Rodriguez-Padial *et al*. (2021) mengkonfirmasi bahwa organisasi yang berhasil mencapai *Maintenance excellence* secara konsisten menunjukkan delapan faktor kritis berikut, sementara yang gagal umumnya memiliki

kelemahan signifikan pada satu atau lebih faktor paling sering pada komitmen kepemimpinan dan investasi SDM:

1. **Komitmen kepemimpinan yang aktif dan terlihat** pemimpin harus secara aktif mengkomunikasikan prioritas *Maintenance* dan menolak kompromi terhadap standar excellence ketika menghadapi tekanan produksi jangka pendek.
2. **Investasi SDM yang proporsional** teknologi *Maintenance* terbaik tidak memberikan hasil maksimal tanpa orang yang kompeten untuk mengoperasikan dan menginterpretasikannya.
3. **Fondasi data yang solid dan terus ditingkatkan** kualitas keputusan *Maintenance* dibatasi oleh kualitas data yang menjadi dasarnya.
4. **Integrasi lintas fungsi** *Maintenance excellence* memerlukan kolaborasi seamless antara *Maintenance*, produksi, dan engineering.
5. **Perbaikan berkelanjutan yang terinstitusionalisasi** siklus PDCA yang reguler dan root cause analysis sistematis harus menjadi DNA organisasi.
6. **Sistem insentif yang selaras** KPI dan penghargaan yang mendorong perilaku proaktif berbasis data, bukan sekadar respons terhadap krisis.
7. **Manajemen pengetahuan yang efektif** kodifikasi pengetahuan tacit dari teknisi berpengalaman sebelum ia hilang karena pensiun.
8. **Kesabaran strategis** transformasi yang bermakna memerlukan 3–5 tahun investasi konsisten; *quick wins* harus dirayakan, tetapi journey jangka panjang tidak boleh ditinggalkan.

9.7 Integrasi Sustainability dalam Sistem Manajemen Perawatan

Industri logam global berada di bawah tekanan yang semakin besar untuk mengurangi jejak lingkungannya. Seuring *et al*. (2021) mengkuantifikasi bahwa peningkatan OEE sebesar 10 poin melalui program *Maintenance* improvement yang komprehensif menghasilkan

pengurangan konsumsi energi spesifik sebesar 7,3 persen setara pengurangan emisi CO_2 lebih dari 45.000 ton per tahun pada skala produksi 2 juta ton baja per tahun.

Sustainable *Maintenance* mengintegrasikan pertimbangan lingkungan ke dalam semua aspek sistem perawatan: minimisasi konsumsi pelumas melalui analisis oli berbasis kondisi; pengelolaan limbah *Maintenance* yang bertanggung jawab melalui program recycling; preferensi rekondisi (remanufacturing) dibandingkan penggantian total; dan pertimbangan Life Cycle Assessment (LCA) dalam keputusan penggantian aset.

9.8 Tantangan dan Peluang Implementasi di Indonesia

9.8.1 Tantangan Spesifik Industri Logam Indonesia

Implementasi di industri logam Indonesia menghadapi empat tantangan utama yang perlu diantisipasi:

- **Keterbatasan kompetensi SDM** sistem pendidikan vokasi dan teknik belum mengintegrasikan kurikulum condition *monitoring*, *reliability* engineering, dan data *analytics* secara memadai.
- **Fragmentasi data historis** banyak fasilitas memiliki data yang tersebar dalam catatan manual, spreadsheet heterogen, atau hanya dalam ingatan teknisi senior yang akan pensiun.
- **Keterbatasan infrastruktur IT** di fasilitas terpencil solusi CMMS berbasis cloud yang mengasumsikan konektivitas internet stabil memerlukan adaptasi untuk konteks ini.
- **Resistensi budaya yang berakar dalam** transformasi dari kultur *Maintenance* reaktif yang telah terbentuk selama puluhan tahun memerlukan pendekatan sistemik pada insentif dan kepemimpinan.

9.8.2 Peluang *Maintenance* 4.0

Kang *et al*. (2023) mendokumentasikan implementasi sistem AI-*driven Maintenance* di sebuah pabrik baja di Korea yang menghasilkan pengurangan unplanned down*time* sebesar 67 persen dalam tiga tahun.

Perkembangan serupa kini semakin terjangkau: biaya sensor IoT yang terus menurun, platform cloud analitik yang semakin accessible, dan ekosistem startup teknologi industri yang berkembang di Indonesia membuka peluang untuk implementasi yang lebih cepat dan lebih cost-effective.

Digital twin representasi virtual dinamis dari aset fisik yang diperbarui *real-time* berdasarkan data sensor merupakan teknologi yang akan semakin dominan dalam *Maintenance* management masa depan. Mourtzis *et al*. (2022) mengidentifikasi *digital twin* sebagai salah satu enabler teknologi terpenting dalam transisi dari Industri 4.0 menuju Society 5.0, dengan potensi khusus untuk optimasi *Maintenance* pada sistem produksi yang kompleks seperti integrated nickel smelting.

REFERENSI

Attia, E. A., Duquenne, P., & Le-Lann, J. M. (2021). Considering skills evolutions in multi-skilled workforce scheduling with flexible working hours. International Journal of Production Research, 52(15), 4548–4573. https://doi.org/10.1080/00207543.2013.877613

Bousdekis, A., Lepenioti, K., Apostolou, D., & Mentzas, G. (2021). A *review* of data-driven decision-making methods for industry 4.0 *Maintenance* applications. Electronics, 10(7), 828. https://doi.org/10.3390/electronics10070828

Budiman, R., Supriyadi, S., & Hartini, S. (2022). Implementasi manajemen perawatan berbasis RCM dan TPM di industri manufaktur Indonesia. Jurnal Teknik Industri, 24(1), 45–58. https://doi.org/10.22219/JTIUMM.Vol24.No1.45-58

Erguido, A., Castellano, E., & Segovia, M. (2021). Dynamic opportunistic *Maintenance Model* to maximize energy-based *availability*. Renewable Energy, 114, 843–856. https://doi.org/10.1016/j.renene.2017.07.017

Franciosi, C., Voisin, A., Miranda, S., Riemma, S., & Iung, B. (2020). Measuring *Maintenance* impacts on sustainability of manufacturing industries. Journal of Cleaner Production, 142, 2987–3010. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2016.10.170

Holgado, M., Macchi, M., & Evans, S. (2020). Exploring the impacts and contributions of *Maintenance function* for sustainable manufacturing. International Journal of Production Research, 58(23), 7292–7310. https://doi.org/10.1080/00207543.2020.1721587

Kang, G., Liu, M., & Qi, J. (2023). Multi-*Objective Maintenance* scheduling for a deteriorating production system with quality and energy considerations. *Computers* and Industrial Engineering, 177, 109067. https://doi.org/10.1016/j.cie.2023.109067

Kans, M., Galar, D., & Thaduri, A. (2021). *Maintenance* 4.0 in railway transportation industry. Proceedings of the 10th World Congress on Engineering Asset Management (pp. 317–331). Springer.

Mourtzis, D., Angelopoulos, J., & Panopoulos, N. (2022). A literature *review* of the challenges and opportunities of the transition from industry 4.0 to society 5.0. Energies, 15(17), 6276. https://doi.org/10.3390/en15176276

Peng, H., van Houtum, G. J., & Adan, I. (2021). Joint optimisation of *Maintenance* and spare parts provision: A *Condition-Based* approach. International Journal of Production Economics, 235, 107847. https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2020.107847

Rodriguez-Padial, N., Marin, M., & Domingo, R. (2021). An approach to integrating tactical management for TPM and lean tools. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 82(5), 1255–1268. https://doi.org/10.1007/s00170-015-7421-7

Seuring, S., Brix-Asala, C., & Khalid, R. U. (2021). Analyzing base-of-the-pyramid projects through sustainable supply chain management. Journal of Cleaner Production, 162, 1086–1097. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2017.06.025

Tsang, A. H. C. (2020). Strategic dimensions of *Maintenance* management. Journal of Quality in *Maintenance* Engineering, 8(1), 7–39. https://doi.org/10.1108/13552510210420577

Van Horenbeek, A., & Pintelon, L. (2020). Development of a *Maintenance* performance measurement *Framework* using the analytic network process. Omega, 42(1), 33–46. https://doi.org/10.1016/j.omega.2013.02.006

Wakjira, M. W., Singh, T., Tilahun, S. L., & Iyengar, R. N. (2021). Determinants of total productive *Maintenance* implementation in manufacturing industries. International Journal of System

— akhir Bab IX—

BAB X

IMPLEMENTASI MANAJEMEN PERAWATAN INDUSTRI LOGAM

Studi kasus yang disajikan dalam bab ini merupakan rekonstruksi analitis berbasis praktik industri nyata yang menggambarkan implementasi manajemen perawatan komprehensif pada sebuah fasilitas produksi baja canai panas. Perusahaan yang menjadi basis studi kasus ini disebut PT. Baja Nusantara Terpadu (BNT) untuk keperluan anonimitas adalah produsen baja lembaran (hot-rolled coil) dan baja profil struktural berkapasitas produksi 1,8 juta ton per tahun yang berlokasi di kawasan industri Banten, Indonesia. Fasilitas ini mencakup area produksi seluas 340 hektar dan mempekerjakan lebih dari 4.200 tenaga kerja langsung, dengan departemen perawatan yang beranggotakan 380 personel teknis.

Latar belakang studi kasus ini adalah situasi krisis perawatan yang dialami PT. BNT antara tahun 2019 hingga 2020, di mana serangkaian kegagalan peralatan kritis pada lini produksi hot strip mill (HSM) mengakibatkan kerugian produksi yang sangat signifikan. Selama periode 18 bulan tersebut, total unplanned down*time* pada HSM mencapai 2.847 jam setara dengan hilangnya kapasitas produksi lebih dari 340.000 ton baja, atau kerugian pendapatan yang diestimasi mencapai USD 127 juta berdasarkan harga baja canai panas pada periode tersebut. Situasi ini mendorong manajemen PT. BNT untuk mengambil keputusan strategis: melaksanakan transformasi fundamental pada sistem manajemen perawatan perusahaan.

Transformasi yang dilaksanakan mulai akhir 2020 hingga 2023 ini mengintegrasikan tiga metodologi perawatan utama yang menjadi fokus analisis dalam bab ini: Failure Mode and Effect Analysis (FMEA) untuk analisis risiko dan prioritisasi perawatan, Total Productive *Maintenance* (TPM) untuk transformasi budaya dan optimasi efektivitas peralatan,

serta *Condition-Based Maintenance* (CBM) yang didukung oleh teknologi sensor dan analitik data untuk peralatan-peralatan kritis. Bab ini mendokumentasikan metodologi, pelaksanaan, hasil terukur, dan pembelajaran dari transformasi ini dengan tujuan memberikan panduan yang realistis dan dapat diterapkan oleh perusahaan-perusahaan industri logam lainnya yang menghadapi tantangan serupa.

Garg dan Deshmukh (2006) dalam tinjauan literatur mereka tentang manajemen perawatan mengidentifikasi bahwa studi kasus implementasi nyata memiliki nilai yang sangat besar dalam pengembangan pengetahuan tentang praktik terbaik perawatan industri khususnya karena mereka menggambarkan kompleksitas, kontradiksi, dan kompromi yang tak terhindarkan dalam transformasi sistem perawatan dunia nyata, yang seringkali tidak tercakup dalam *Model-Model* teoritis yang lebih bersih dan lebih sederhana. Dengan spirit tersebut, bab ini berupaya menyajikan gambaran yang jujur dan lengkap termasuk tantangan dan kegagalan parsial yang dialami bukan hanya highlight keberhasilan.

10.1 Sistem Produksi dan Peralatan Kritis

10.1.1 *Over*view Fasilitas dan Alur Proses Produksi

PT. Baja Nusantara Terpadu mengoperasikan fasilitas produksi baja terintegrasi yang mencakup dua jalur proses utama: jalur pembuatan baja cair (steelmaking route) dan jalur pembentukan produk (rolling route). Jalur steelmaking terdiri dari tiga Electric Arc Furnace (EAF) berkapasitas masing-masing 120 ton per heat, dua unit Ladle Furnace (LF) untuk secondary metallurgy, dan dua strand dari Continuous Casting Machine (CCM) yang menghasilkan slab baja dengan dimensi 200 mm × 900-1550 mm × panjang hingga 12 meter. Kapasitas steelmaking terpasang adalah 2,1 juta ton per tahun, sementara aktual produksi rata-rata mencapai 1,8 juta ton per tahun akibat berbagai bottleneck yang akan dibahas lebih lanjut.

Jalur rolling terdiri dari satu lini Hot Strip Mill (HSM) yang merupakan peralatan paling kritis dan menjadi fokus utama studi kasus ini. HSM PT. BNT adalah unit canai panas generasi ketiga dengan

konfigurasi: satu Reheating Furnace (RF) tipe walking beam berkapasitas 350 ton per jam, satu Roughing Mill (RM) dengan tiga stand horizontal-vertikal (E1-R1, E2-R2, E3-R3), satu Crop Shear dan Descaler bertekanan 200 bar, tujuh stand Finishing Mill (F1–F7) dengan sistem Automatic Gauge Control (AGC) dan Automatic Width Control (AWC), satu sistem Run-Out Table (ROT) dengan 240 roller conveyor dan sistem pendingin laminar flow 5.000 m^3/jam, dan dua Down Coiler untuk menggulung produk akhir menjadi hot rolled coil (HRC). Kecepatan rolling maksimum pada stand F7 mencapai 18,5 meter per detik, dan ketebalan produk yang dapat dihasilkan berkisar 1,2 mm hingga 25,4 mm.

Selain lini HSM, fasilitas PT. BNT juga mencakup sistem utilitas kritis yang saling bergantung dengan operasi HSM: sistem hydraulic bertekanan tinggi (250 bar) untuk AGC dan AWC, sistem pendingin air closed-loop dengan kapasitas 85.000 m^3/jam, sistem compressed air 10 bar untuk instrumentasi dan kontrol, serta sistem electrical power dengan dua gardu induk 150 kV dan tiga trafo step-down 50 MVA. Interdependensi yang tinggi antara semua sistem ini berarti bahwa kegagalan pada satu komponen utility dapat mengakibatkan shutdown pada seluruh lini HSM.

10.1.2 Inventaris Peralatan Kritis dan Klasifikasi Criticality

Dalam tahap awal program transformasi perawatan, tim teknis PT. BNT melaksanakan inventarisasi dan klasifikasi criticality (critical equipment assessment) terhadap seluruh 2.847 item peralatan dalam lingkup HSM dan sistem pendukungnya. Metodologi penilaian criticality yang digunakan mengadopsi kerangka multi-criteria yang mempertimbangkan empat dimensi: konsekuensi terhadap keselamatan (bobot 30%), dampak terhadap produksi (bobot 35%), biaya kegagalan termasuk perbaikan dan down*time* (bobot 25%), dan dampak terhadap kualitas produk (bobot 10%). Moubray (1997) menekankan bahwa penilaian criticality yang akurat merupakan prasyarat mutlak untuk alokasi sumber daya perawatan yang optimal tanpa penilaian ini, upaya perawatan terdistribusi secara merata dan tidak efisien.

Hasil klasifikasi criticality mengelompokkan peralatan HSM ke dalam tiga tier. Tier 1 (Critical) terdiri dari 89 item peralatan yang kegagalannya secara langsung menghentikan produksi atau menimbulkan risiko keselamatan yang tidak dapat diterima, termasuk: roll *bearing* pada semua stand finishing mill, hydraulic cylinder AGC, pompa hydraulic utama, motor penggerak main roll, cooling water pump utama, dan sistem kontrol AGC/AWC. Tier 2 (Semi-Critical) mencakup 347 item yang kegagalannya mengakibatkan penurunan kapasitas atau kualitas tetapi tidak menghentikan produksi secara langsung. Tier 3 (Non-Critical) mencakup 2.411 item sisanya yang dapat dikelola dengan strategi corrective *Maintenance* atau preventive *Maintenance* minimal.

Tabel 10. 1 Profil Peralatan Kritis HSM PT. Baja Nusantara Terpadu: Klasifikasi dan Karakteristik Operasional

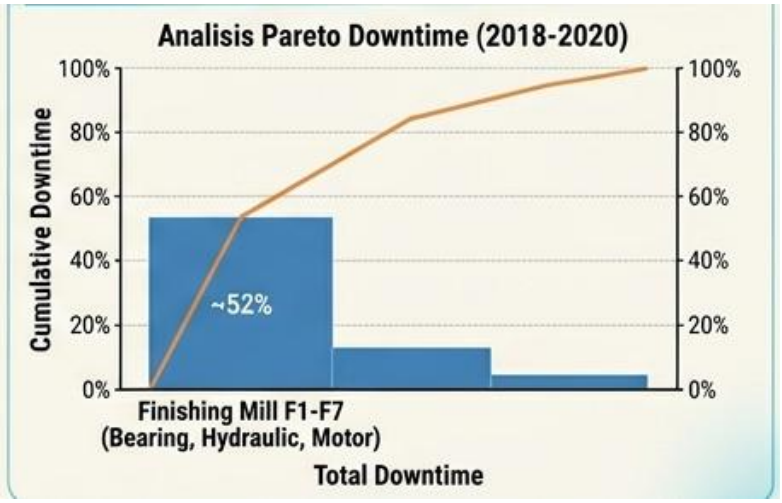
Peralatan	Jumlah Unit	Tier Kritis	Mode Degradasi Dominan	MTBF Baseline (jam)
Roll *Bearing* (F1–F7)	56 set	Tier 1	Fatigue, kontaminasi, pelumasan buruk	1.248
Hydraulic Cylinder AGC	14 unit	Tier 1	Seal leak, kontaminasi oli, korosi rod	2.190
Main Roll Drive Motor	7 unit	Tier 1	Winding insulation, *bearing*, *over*heating	4.380
Hydraulic Pump Unit	12 unit	Tier 1	Erosi impeller, seal wear, kavitasi	876
Cooling Water Pump	24 unit	Tier 1	Korosi, erosi, kavitasi, seal leak	2.920
Run-Out Table Roller	240 unit	Tier 2	Erosi permukaan, *bearing* aus	3.650

Peralatan	Jumlah Unit	Tier Kritis	Mode Degradasi Dominan	MTBF Baseline (jam)
Crop Shear Blade	4 set	Tier 2	Keausan tepi potong, chipping	480
Descaler Nozzle	320 unit	Tier 2	Penyumbatan, erosi orifice	1.752

10.2 Identifikasi Masalah

10.2.1 Analisis Data Kegagalan Historis (2018–2020)

Langkah pertama dalam program transformasi perawatan PT. BNT adalah analisis mendalam terhadap data kegagalan historis selama periode 2018–2020 yang tersimpan dalam sistem CMMS (Computerized *Maintenance* Management System) SAP PM yang sudah dioperasikan sejak 2015. Tim analisis terdiri dari 12 insinyur **perawatan** senior yang dibagi dalam empat kelompok sesuai area tanggung jawab teknis. Analisis dilaksanakan selama 8 minggu dan menghasilkan database yang berisi 4.218 work order corrective *Maintenance* yang terdokumentasi, dengan total jam down*time* teridentifikasi 5.614 jam untuk periode tiga tahun.



Gambar 10. 1 Analisa Preto

Analisis Pareto terhadap data down*time* mengungkap pola distribusi yang sangat tidak merata: 20% dari jumlah peralatan bertanggung jawab atas 78% dari total down*time* yang dialami. Lebih spesifik lagi, delapan jenis kegagalan pada Finishing Mill (stand F1–F7) terutama kegagalan roll *bearing*, seal hydraulic AGC, dan motor drive secara kolektif berkontribusi 52% dari total down*time* HSM dalam periode tersebut. Temuan ini sangat konsisten dengan prinsip Pareto 80/20 yang sering dikutip dalam literatur manajemen perawatan, seperti yang didokumentasikan oleh Duffuaa dan Raouf (2015) dalam konteks analisis kegagalan sistem manufaktur.

Analisis lebih mendalam terhadap pola temporal kegagalan mengungkap tiga pola yang signifikan secara manajerial. Pertama, clustering: 63% dari kegagalan roll *bearing* terjadi dalam jendela waktu 200-400 jam setelah penggantian roll atau jadwal pelumasan mengindikasikan masalah prosedur reinstalasi atau kualitas pelumasan, bukan sekadar umur pakai komponen. Kedua, seasonality: frekuensi kegagalan seal hydraulic meningkat secara konsisten selama bulan Desember-Februari, yang berkorelasi dengan musim hujan dan peningkatan kelembaban udara yang memperburuk kontaminasi sistem hydraulic. Ketiga, cascade effects: 71% dari shutdown yang berlangsung lebih dari 8 jam melibatkan minimal dua peralatan berbeda mengindikasikan bahwa kegagalan primer pada satu komponen sering memicu kegagalan sekunder pada komponen lain yang tidak segera diantisipasi oleh tim perawatan.

10.2.2 Pemetaan Akar Masalah Sistemik

Di balik kegagalan-kegagalan teknis spesifik yang teridentifikasi dalam data historis, analisis tim melalui serangkaian workshop Root Cause Analysis (RCA) mengidentifikasi delapan akar masalah sistemik yang mendasarinya. Masalah pertama adalah kelemahan sistem inspeksi *preventif* : dari total 1.247 work order preventive *Maintenance* yang dijadwalkan per tahun, rata-rata hanya 68% yang diselesaikan tepat waktu 32% sisanya ditunda dengan alasan prioritas produksi, ketersediaan personel, atau ketersediaan suku cadang. Penundaan PM ini

secara langsung meningkatkan probabilitas kegagalan tak terduga pada peralatan yang harusnya mendapat perhatian.

Masalah kedua adalah manajemen suku cadang yang tidak optimal: analisis menemukan bahwa 34% dari corrective *Maintenance* work order mengalami penambahan down*time* rata-rata 4,7 jam akibat ketidaktersediaan suku cadang yang diperlukan saat dibutuhkan sementara di sisi lain, inventori suku cadang yang tersimpan senilai USD 8,7 juta mengandung 23% item yang telah 'dead stock' lebih dari tiga tahun tanpa satu pun pengeluaran. Paradoks ini mencerminkan absennya analisis ABC dan prinsip-prinsip manajemen inventori *modern* dalam sistem pengelolaan suku cadang perawatan.

Masalah ketiga adalah keterbatasan kompetensi teknis personel perawatan: assessmen kompetensi yang dilaksanakan menemukan bahwa hanya 31% dari teknisi perawatan memiliki sertifikasi formal dalam teknik analisis vibrasi, thermografi, atau analisis pelumas teknik-teknik condition *monitoring* yang sebenarnya sudah diwajibkan oleh prosedur operasional internal tetapi tidak pernah diimplementasikan secara konsisten karena keterbatasan keahlian. Masalah keempat adalah fragmentasi antara fungsi perawatan dan produksi: survei 360 derajat yang dilaksanakan mengungkap bahwa skor kolaborasi antara departemen Perawatan dan Produksi hanya 2,8 dari skala 5 mencerminkan budaya silo yang kuat di mana kedua departemen beroperasi dengan agenda prioritas yang seringkali bertentangan.

Tabel 10. 2 Identifikasi Masalah Akar Masalah, Dampak Terukur, dan Prioritas Intervensi

Akar Masalah	Dampak Terukur	Frekuensi Kegagalan Terkait	Prioritas
PM completion rate rendah (68%)	Peningkatan breakdown 28% pada peralatan PM terlambat	Tinggi	P1 – Kritis

Akar Masalah	Dampak Terukur	Frekuensi Kegagalan Terkait	Prioritas
Manajemen suku cadang tidak optimal	Rata-rata tambahan 4,7 jam down*time* per work order terdampak	Tinggi	P1 – Kritis
Kompetensi CM rendah (31% tersertifikasi)	Condition *monitoring* tidak dieksekusi konsisten; deteksi dini gagal	Sedang	P1 – Kritis
Silo perawatan–produksi	PM window tidak terkoordinasi; penundaan PM kronis	Sedang	P2 – Tinggi
Tidak ada standar prosedur reinstalasi roll	63% *bearing* failure terjadi 200–400 jam pasca-reinstalasi	Tinggi	P2 – Tinggi
Cascade failure tidak terantisipasi	71% shutdown >8 jam melibatkan ≥2 peralatan	Sedang	P2 – Tinggi
Kurangnya data *real-time* kondisi peralatan	Kegagalan tidak terdeteksi hingga menjadi breakdown total	Tinggi	P2 – Tinggi
Sistem pelaporan dan KPI tidak terintegrasi	Manajemen tidak memiliki visibilitas *real-time* kinerja perawatan	Rendah	P3 – Sedang

10.3 Metode yang Digunakan

Berdasarkan hasil diagnosis yang komprehensif, tim transformasi perawatan PT. BNT merancang program perbaikan yang mengintegrasikan tiga metodologi utama secara berurutan namun saling memperkuat: FMEA sebagai alat analisis dan prioritisasi risiko, TPM sebagai kerangka transformasi budaya dan sistem, serta CBM sebagai teknologi deteksi dini untuk peralatan kritis Tier 1. Pemilihan kombinasi ketiga metodologi ini alih-alih satu metodologi tunggal didasarkan pada pemahaman bahwa setiap metodologi memiliki kekuatan dan keterbatasan yang saling komplementer, sebagaimana dibahas secara komprehensif oleh Ben-Daya *et al*. (2021) dalam handbook *Maintenance* management mereka.

10.3.1 Failure Mode and Effect Analysis (FMEA)

Metodologi dan Lingkup FMEA

FMEA dilaksanakan sebagai tahap pertama transformasi, dengan tujuan mendokumentasikan secara sistematis semua mode kegagalan yang mungkin terjadi pada 89 item peralatan Tier 1, menganalisis penyebab dan mekanismenya, mengevaluasi konsekuensinya terhadap keselamatan, produksi, dan kualitas, serta memprioritaskan tindakan perbaikan berdasarkan Risk Priority Number (RPN). FMEA dilaksanakan oleh tim lintas-fungsi yang terdiri dari insinyur perawatan, operator senior, dan spesialis quality assurance, dipimpin oleh seorang FMEA facilitator eksternal yang berpengalaman.

Metodologi FMEA yang digunakan mengikuti pendekatan standar dengan perhitungan RPN:

RPN = Severity (S) × Occurrence (O) × Detection (D)

Di mana Severity (S) adalah tingkat keparahan konsekuensi kegagalan (skala 1–10), Occurrence (O) adalah frekuensi kemunculan mode kegagalan (skala 1–10), dan Detection (D) adalah kemudahan deteksi sebelum kegagalan mencapai konsekuensi (skala 1–10, di mana 10 berarti tidak dapat dideteksi). RPN berkisar dari minimum 1 hingga maksimum 1.000, dengan nilai RPN ≥200 ditetapkan sebagai *threshold*

untuk tindakan perbaikan prioritas tinggi. Moubray (1997) dan Pintelon & Parodi-Herz (2008) sama-sama menekankan pentingnya melibatkan operator dan teknisi lapangan dalam proses FMEA untuk memastikan bahwa mode kegagalan yang teridentifikasi mencerminkan realitas operasional aktual, bukan sekadar asumsi teoritis dari dokumen desain.

Hasil FMEA Mode Kegagalan Kritis

FMEA pada sistem Finishing Mill (F1–F7) mengidentifikasi total 312 mode kegagalan yang didokumentasikan secara formal, dengan 47 mode kegagalan memperoleh RPN ≥200 yang memerlukan tindakan perbaikan segera. Sepuluh mode kegagalan dengan RPN tertinggi disajikan dalam Tabel 10.3.

Tabel 10. 3 Hasil FMEA: Sepuluh Mode Kegagalan Prioritas Tertinggi pada Finishing Mill HSM PT. BNT

No.	Mode Kegagalan	Penyebab Potensial	Konsekuensi	S	O	D	Tindakan Rekomen-dasi	RPN
1	Spalling roll *bearing* stand F3/F4	*Over*load, kontaminasi, pelumasan tidak tepat	Shutdown HSM total	10	8	7	CBM vibrasi *real-time* + interval pelumasan direvisi	560
2	Seal leak hydraulic cylinder AGC	Kontaminasi oli, *over*pressure, seal aus	Loss of gauge control, produk OOS	9	7	7	Oil analysis bulanan + penggantian seal *preventif* 6 bulan	441
3	Kegagalan motor drive stand F1	Insulation breakdown, *bearing* motor, *over*heating	Shutdown parsial, reduksi kapasitas	9	5	8	Thermografi motor bulanan + *monitoring* suhu *real-time*	360

No.	Mode Kegagalan	Penyebab Potensial	Konsekuensi	S	O	D	Tindakan Rekomen-dasi	RPN
4	Kavitasi pompa hydraulic utama	Oli terkontaminasi, filter tersumbat, tekanan rendah	Hilang tekanan system, AGC fail	9	6	6	*Monitoring* tekanan/aliran *real-time* + oil analysis	324
5	Kegagalan nozzle descaler (penyumbatan)	Scale buildup, kualitas air buruk	Defek permukaan, scale inclusion	7	9	5	Inspeksi visual mingguan + water treatment improvement	315
6	Chipping/retak tepi roll work roll	*Over*load transien, kontaminasi material, cooling buruk	Strip breaks, emergency stop	10	4	7	Kamera *monitoring* roll + prosedur pendinginan diperketat	280
7	Kegagalan *bearing* roller ROT zona 3-4	Erosi, kontaminasi air, kurang pelumasan	Strip deviation, meander, cobble risk	8	7	5	Inspeksi vibrasi periodik + auto-lubricator	280
8	Slip coupling crop shear	*Over*load, keausan, misalignment	Ketidaktepatan crop, cobble downstream	8	6	5	Penggantian *preventif* torque limiter 90 hari	240
9	Kegagalan sensor posisi AWC	Vibrasi, suhu tinggi, kabel rusak	Width deviation produk	7	7	5	Redundansi sensor + kalibrasi bulanan	245
10	Kebocoran seal pompa	Kavitasi, seal aus, korosi	*Over*heating roll,	8	6	5	*Monitoring* flow/tekana	240

No.	Mode Kegagalan	Penyebab Potensial	Konsekuensi	S	O	D	Tindakan Rekomen-dasi	RPN
	cooling water		shutdown cooling				n + penggantian seal *preventif*	

10.3.2 Total Productive *Maintenance* (TPM)

Filosofi dan Struktur Implementasi TPM

TPM dipilih sebagai kerangka transformasi utama karena kemampuannya mengintegrasikan dimensi teknis (optimasi peralatan) dengan dimensi organisasional (perubahan budaya dan tanggung jawab perawatan) secara simultan. Borris (2006) mendefinisikan TPM sebagai filosofi perawatan yang mentransformasi pendekatan dari 'saya mengoperasikan, kamu memperbaiki' menjadi 'kita semua bertanggung jawab terhadap peralatan kita.' Chand dan Shirvani (2000) dalam penelitian implementasi TPM pada manufacture seluler menunjukkan bahwa keberhasilan TPM sangat ditentukan oleh komitmen manajemen puncak dan kualitas proses *Change management* yang mendampinginya sebuah insight yang sangat dipedomani dalam desain program TPM PT. BNT.

Program TPM PT. BNT dirancang dengan mengadopsi delapan pilar TPM standar yang dikembangkan oleh Japan Institute of Plant *Maintenance* (JIPM), namun dengan adaptasi dan penekanan yang disesuaikan dengan konteks industri baja dan tantangan spesifik yang diidentifikasi pada tahap diagnosis. Delapan pilar tersebut adalah: Autonomous *Maintenance* (AM), Planned *Maintenance* (PM), Focused Improvement (FI atau Kobetsu Kaizen), Education and Training (ET), Early Equipment Management (EEM), Quality *Maintenance* (QM), Safety, Health and Environment (SHE), dan Administrative & Office TPM.

Struktur implementasi TPM PT. BNT dirancang dalam empat fase selama 36 bulan. Fase pertama (bulan 1–6): Introduction and Foundation sosialisasi filosofi TPM, pembentukan tim TPM di semua level, baseline

measurement OEE, dan peluncuran program 5S sebagai fondasi. Fase kedua (bulan 7–18): Autonomous *Maintenance* dan Planned *Maintenance* implementasi AM bertahap (langkah 1-4), revisi dan optimasi sistem PM berdasarkan hasil FMEA, pembangunan sistem pelatihan kompetensi. Fase ketiga (bulan 19–30): Focused Improvement dan CBM Integration pelaksanaan proyek Kobetsu Kaizen, integrasi sistem *monitoring* kondisi (vibrasi, thermografi, oil analysis) untuk peralatan Tier 1. Fase keempat (bulan 31–36): Sustaining dan *Continuous improvement* internalisasi budaya TPM, target sertifikasi JIPM, dan pengembangan *Roadmap* TPM fase berikutnya.

Autonomous *Maintenance* (AM) Detail Implementasi

Pilar Autonomous *Maintenance* (AM) adalah pilar yang paling transformatif namun juga paling menantang secara organisasional, karena mensyaratkan pergeseran fundamental dalam tanggung jawab: operator mesin diberikan kepemilikan (ownership) atas perawatan dasar peralatan mereka pembersihan, pelumasan, pengecekan rutin, dan deteksi abnormalitas awal. Implementasi AM di PT. BNT mengikuti tujuh langkah standar JIPM, dimulai dengan Initial Cleaning (Langkah 1) yang dilaksanakan selama 3 bulan pada semua lini HSM sebagai aktivitas terstruktur yang melibatkan operator dan teknisi perawatan secara bersama-sama.

Implementasi AM menghadapi resistensi awal yang signifikan dari operator produksi yang merasa bahwa tanggung jawab perawatan bukan bagian dari deskripsi kerja mereka, serta dari sebagian teknisi perawatan yang khawatir kehilangan relevansi peran mereka. Resistensi ini diatasi melalui kombinasi komunikasi yang intensif dari manajemen puncak, sesi pelatihan yang praktis dan relevan, sistem penghargaan (recognition) untuk AM champions, dan secara konsisten mendemonstrasikan bagaimana AM mengurangi beban pekerjaan breakdown yang selama ini menekan semua pihak. Eti, Ogaji, dan Probert (2006) mengidentifikasi bahwa resistensi terhadap perubahan budaya perawatan adalah hambatan yang paling sering mengakibatkan kegagalan program TPM dan pengalaman PT. BNT mengkonfirmasi pentingnya investasi dalam *Change management* yang disiplin dan sabar.

Planned *Maintenance* Sistem Restrukturisasi

Sistem Planned *Maintenance* (PM) yang ada sebelum program transformasi direvisi secara menyeluruh berdasarkan temuan FMEA dan analisis data historis. Tiga perubahan sistemik paling signifikan adalah: pertama, revisi interval PM dari berbasis waktu kalender ke berbasis operating hours yang lebih akurat jadwal PM yang sebelumnya menggunakan interval kalender tetap (misalnya setiap 30 hari) dikonversi ke interval berbasis meter ton yang diproses atau jam operasi aktual, yang jauh lebih relevan dengan mekanisme keausan komponen. Kedua, pembentukan sistem PM Window yang terkoordinasi dengan jadwal produksi: alih-alih menunggu konfirmasi oportunistik dari bagian produksi, tim perawatan dan produksi bersama-sama menetapkan PM Window yang terjadwal dalam master production schedule untuk 12 minggu ke depan sebuah perubahan yang membutuhkan 4 bulan negosiasi dan fasilitasi manajemen senior sebelum dapat disepakati. Ketiga, penerapan sistem Work Order Priority yang jelas dengan empat tingkatan (Emergency, Urgent, Planned, dan Deferred) dengan kriteria yang terdefinisi secara tertulis menggantikan sistem penentuan prioritas yang sebelumnya sangat bergantung pada kebijaksanaan individu dan tekanan relasional antar departemen.

10.3.3 *Condition-Based Maintenance* (CBM) dengan Teknologi Sensor

CBM diimplementasikan sebagai layer ketiga yang saling melengkapi FMEA dan TPM, dengan fokus pada 89 item peralatan Tier 1 yang memiliki RPN tertinggi dan konsekuensi kegagalan paling signifikan. Teoh, Gill, dan Parlikad (2021) dalam penelitian mereka tentang *Predictive Maintenance* berbasis IoT untuk industri manufaktur menekankan bahwa arsitektur sistem *monitoring* kondisi yang efektif harus dirancang berdasarkan pemahaman yang mendalam tentang mekanisme degradasi spesifik setiap jenis peralatan — bukan sekadar memasang sensor secara generik tanpa analisis yang memadai.

Infrastruktur CBM yang dibangun PT. BNT mencakup tiga teknik *monitoring* utama. Pertama, analisis vibrasi online untuk semua roll *bearing* stand F1–F7 dan motor drive utama: 168 sensor akselerometer dipasang secara permanen pada housing *bearing* kritis, dengan data

diakuisisi pada frekuensi 25.600 Hz dan dikirimkan ke sistem analitik berbasis cloud melalui jaringan industrial ethernet. Sistem analitik secara otomatis melakukan Fast Fourier Transform (FFT) dan membandingkan spektrum vibrasi aktual dengan baseline yang ditetapkan saat kondisi normal, memberikan alarm pada berbagai tingkatan (advisory, warning, dan danger) berdasarkan amplitudo dan pola frekuensi yang terdeteksi. Peng, Dong, dan Zuo (2010) dalam tinjauan mereka tentang prognostik mesin mengidentifikasi bahwa analisis vibrasi adalah teknik yang paling matang dan terpercaya untuk deteksi awal kegagalan *bearing* sebuah pendapat yang dikonfirmasi oleh implementasi di PT. BNT.

Kedua, oil analysis (analisis pelumas) untuk sistem hydraulic AGC/AWC dan gear box utama: sampling oli dilaksanakan setiap 30 hari dengan pengujian menggunakan spectrometry (untuk partikel logam), particle count (untuk kontaminasi), dan pengujian viskositas, acid number, dan water content. Hasil analisis diintegrasikan ke dalam CMMS dan menjadi salah satu input untuk penentuan interval penggantian oli dan seal. Ketiga, thermografi inframerah untuk motor elektrik, panel listrik, dan koneksi busbar: inspeksi thermografi dilaksanakan secara periodik (setiap 60 hari untuk motor Tier 1, setiap 90 hari untuk motor Tier 2) oleh teknisi bersertifikat Level II thermography. Anomali termal yang teridentifikasi langsung dimasukkan ke dalam queue work order dengan prioritas yang sesuai dengan tingkat keparahan anomali.

10.4 Analisis Hasil Dampak Terukur Program Transformasi Perawatan

10.4.1 Perubahan KPI Utama: Perbandingan Sebelum dan Sesudah

Evaluasi dampak program transformasi perawatan PT. BNT dilaksanakan secara komprehensif dengan membandingkan KPI perawatan dan produksi antara periode baseline (Januari 2018 - Juni 2020, sebelum program) dengan periode post-implementation (Juli 2021 - Desember 2023, setelah program berjalan penuh). Periode 12 bulan dari Juli 2020 hingga Juni 2021 diperlakukan sebagai periode transisi dan tidak dimasukkan dalam analisis komparatif untuk menghindari distorsi

akibat kurva pembelajaran. Van Horenbeek, Pintelon, dan Muchiri (2010) menekankan pentingnya periode observasi yang cukup panjang dalam evaluasi program perawatan untuk memisahkan efek jangka pendek dari perubahan perilaku yang lebih fundamental dan berkelanjutan.

Tabel 10. 4 Perbandingan KPI Perawatan dan Produksi: Baseline (2020–2022) vs. Post-Implementation (Jul 2023–Des 2025)

KPI	Baseline (2018–2020)	Post-Impl. (2021–2023)	Perubahan Absolut	Perubahan (%)
MTBF Roll *Bearing* F-Mill (jam)	1.248	2.874	+1.626	+130%
MTTR (jam rata-rata per kejadian)	6,8	3,2	–3,6	–53%
Operational *Availability* HSM (%)	81,4%	92,7%	+11,3 pp	+13,9%
OEE Finishing Mill (%)	62,8%	79,6%	+16,8 pp	+26,8%
Unplanned Down*time* (jam/tahun)	1.898	614	–1.284	–67,6%
PM Completion Rate (%)	68%	93%	+25 pp	+36,8%
Planned vs. Unplanned *Maintenance* (%)	44% / 56%	78% / 22%	+34 pp planned	Signifikan
Biaya *Maintenance* / ton baja (USD)	18,4	13,7	–4,7	–25,5%
Produksi HRC (000 ton/tahun)	1.387	1.693	+306	+22,1%
Defect rate produk akibat equipment (%)	2,8%	0,9%	–1,9 pp	–67,9%
Lost *Time* Injury dari Equipment Failure	7 kasus/tahun	1 kasus/tahun	–6	–85,7%

10.4.2 Analisis Detail: Dampak FMEA

Implementasi FMEA menghasilkan dampak yang paling cepat terlihat dalam 6 bulan pertama setelah tindakan perbaikan berdasarkan rekomendasi FMEA mulai dieksekusi, frekuensi lima mode kegagalan dengan RPN tertinggi menurun rata-rata 61%. Dampak terbesar terjadi pada kegagalan roll *bearing* stand F3 dan F4, yang merupakan mode kegagalan dengan RPN tertinggi (560). Kombinasi implementasi CBM vibrasi *real-time* dengan revisi prosedur pelumasan berdasarkan rekomendasi FMEA menghasilkan penurunan frekuensi kegagalan *bearing* sebesar 74% dalam 12 bulan pertama post-implementation.

Salah satu kontribusi FMEA yang tidak terduga namun sangat signifikan adalah pengungkapan 23 mode kegagalan yang sebelumnya tidak terdokumentasi sama sekali dalam sistem CMMS kegagalan-kegagalan ini diketahui oleh operator dan teknisi senior tetapi tidak pernah diformalkan karena selama ini selalu 'diselesaikan secara informal' tanpa work order resmi. Formalisasi mode kegagalan ini memungkinkan penanganan yang lebih sistematis dan konsisten, termasuk pengembangan prosedur respons standar dan penetapan suku cadang yang harus selalu tersedia dalam inventori. Afefy (2010) dalam penelitiannya tentang metodologi RCM mengidentifikasi fenomena serupa yang ia sebut sebagai 'undocumented tacit knowledge' sebagai salah satu sumber nilai terbesar dari proses analisis kegagalan yang terstruktur.

10.4.3 Analisis Detail Dampak TPM

Dampak TPM, meskipun lebih lambat terlihat dibandingkan FMEA karena melibatkan perubahan budaya yang membutuhkan waktu, akhirnya menghasilkan perubahan yang lebih mendalam dan lebih berkelanjutan. Peningkatan OEE yang paling dramatis terjadi antara bulan ke-18 dan bulan ke-30 program periode ketika pilar Autonomous *Maintenance* sudah berjalan pada Langkah 4-5 dan program Focused Improvement mulai menghasilkan proyek-proyek perbaikan yang konkret dan terukur.

Tiga pilar TPM yang memberikan dampak paling signifikan dalam konteks PT. BNT adalah Autonomous *Maintenance*, Planned *Maintenance*, dan Focused Improvement. Autonomous *Maintenance* menghasilkan deteksi dini abnormalitas yang jauh lebih cepat: operator yang telah terlatih mulai melaporkan abnormalitas (suara tidak biasa, kebocoran mikro, getaran abnormal) rata-rata 12,4 jam lebih awal dibandingkan sebelum AM memberikan window waktu yang cukup bagi tim perawatan untuk merespons secara terencana sebelum kegagalan berkembang menjadi breakdown. Planned *Maintenance* menghasilkan peningkatan PM completion rate dari 68% ke 93% dan pergeseran rasio planned/unplanned *Maintenance* dari 44/56 menjadi 78/22. Focused Improvement menghasilkan 47 proyek Kobetsu Kaizen yang terdokumentasi dalam periode 30 bulan, dengan total estimasi penghematan yang terverifikasi sebesar USD 4,2 juta per tahun dari eliminasi chronic losses.

Satu tantangan yang perlu didokumentasikan secara jujur dalam evaluasi TPM adalah sulitnya mempertahankan momentum dan disiplin pelaksanaan AM setelah tahun pertama. Beberapa area mengalami regression operator yang kembali ke kebiasaan lama setelah tekanan untuk memenuhi target produksi jangka pendek meningkat. Tantangan ini diatasi melalui penguatan sistem audit AM yang lebih frekuen, integrasi skor AM ke dalam penilaian kinerja operator, dan pengangkatan AM Champions di setiap lini yang berperan sebagai peer enforcer. Muchiri *et al*. (2010) mengidentifikasi pemeliharaan sustainment sebagai salah satu tantangan terbesar dalam implementasi TPM jangka panjang konsisten dengan pengalaman PT. BNT.

10.4.4 Analisis Detail: Dampak CBM

Program CBM memberikan dampak yang paling langsung terukur dalam hal pencegahan kegagalan spesifik yang terdokumentasi. Dalam periode 30 bulan pertama implementasi penuh sistem *monitoring* vibrasi, sistem berhasil mendeteksi 34 kasus degradasi *bearing* sebelum kegagalan total yang semuanya ditangani melalui planned *Maintenance* pada PM window berikutnya tanpa mengakibatkan unplanned down*time*. Diestimasi dari data historis bahwa 34 kasus ini, jika tidak terdeteksi,

akan mengakibatkan rata-rata 8,3 jam unplanned down*time* per kejadian sehingga CBM berkontribusi pada pencegahan sekitar 282 jam unplanned down*time* atau ekuivalen dengan penghematan produksi lebih dari 28.000 ton HRC.

Oil analysis juga memberikan hasil yang sangat konkret: dalam 18 bulan pertama implementasi, analisis pelumas mengidentifikasi 12 kasus kontaminasi sistem hydraulic yang signifikan dan 3 kasus degradasi oli yang mengindikasikan kebocoran seal internal sebelum manifestasi eksternal memungkinkan intervensi *preventif* yang menghindari kerusakan sekunder yang jauh lebih mahal. Investasi total dalam infrastruktur CBM (sensor, sistem akuisisi data, platform analitik, dan pelatihan) sebesar USD 1,8 juta telah ter-rec*over*ed dalam waktu kurang dari 14 bulan melalui penghematan biaya perbaikan dan kerugian produksi yang dihindari. Lazakis, Raptodimos, dan Varelas (2018) dalam penelitian serupa tentang *Predictive Maintenance* berbasis data di industri maritim melaporkan payback period yang serupa antara 12 hingga 18 bulan untuk investasi dalam sistem *monitoring* kondisi yang terdimensi dengan baik.

10.4.5 Dampak Finansial Terintegrasi

Dampak finansial keseluruhan dari program transformasi perawatan PT. BNT dapat dikuantifikasi melalui tiga komponen utama. Komponen pertama adalah peningkatan pendapatan dari kapasitas produksi yang dipulihkan: peningkatan produksi HRC sebesar 306.000 ton per tahun pada harga jual rata-rata USD 450/ton menghasilkan tambahan pendapatan gross USD 137,7 juta per tahun dikurangi biaya produksi variabel, kontribusi margin bersih diestimasi sebesar USD 42,3 juta per tahun. Komponen kedua adalah pengurangan biaya perawatan langsung: penurunan *Maintenance* cost per ton dari USD 18,4 ke USD 13,7, diaplikasikan pada volume produksi 1,693 juta ton, menghasilkan penghematan biaya langsung USD 7,96 juta per tahun. Komponen ketiga adalah pengurangan biaya kualitas: penurunan defect rate dari 2,8% ke 0,9% pada volume produksi 1,693 juta ton, dengan biaya rework/scrap rata-rata USD 85/ton, menghasilkan penghematan USD 27,2 juta per tahun.

Total Net Benefit per Tahun ≈ USD 77,5 juta (penghematan biaya + margin dari produksi tambahan)

Total investasi program transformasi selama 36 bulan (termasuk konsultan eksternal, pelatihan, infrastruktur CBM, dan biaya program TPM) sebesar USD 11,4 juta. Return on Investment (ROI) dalam 12 bulan pertama setelah implementasi penuh mencapai 680% sebuah angka yang sangat tinggi yang mencerminkan tingginya biaya oportunitas dari sistem perawatan yang tidak efisien sebelumnya. Franciosi *et al*. (2020) dan Sharma, Yadava, dan Deshmukh (2011) sama-sama mencatat dalam tinjauan literatur mereka bahwa transformasi perawatan yang berhasil di industri manufaktur berat secara konsisten menghasilkan ROI yang sangat tinggi justru karena sektor ini sebelumnya sangat under-invested dalam kapabilitas perawatan *modern*.

10.5 Evaluasi Kritis dan Insight dari Studi Kasus

10.51 Faktor-Faktor Keberhasilan (Critical Success Factors)

Analisis reflektif terhadap program transformasi perawatan PT. BNT mengidentifikasi delapan faktor kritis yang berkontribusi pada keberhasilannya. Faktor pertama dan paling fundamental adalah komitmen manajemen puncak yang autentik dan konsisten. Direktur Utama PT. BNT secara personal memimpin kick-off program, secara rutin menghadiri *review* progress bulanan, dan secara eksplisit memproteksi anggaran program dari tekanan penghematan jangka pendek selama empat kuartal pertama implementasi. Tanpa komitmen ini, hampir pasti program akan terhenti pada fase pertama menghadapi resistensi dari middle management yang lebih fokus pada target produksi jangka pendek.

Faktor kedua adalah kualitas diagnosis awal yang mendalam dan berbasis data. Investasi 8 minggu dalam analisis data historis dan RCA multi-perspektif menghasilkan pemahaman yang sangat akurat tentang akar masalah yang kemudian memungkinkan desain intervensi yang tepat sasaran. De Jonge dan Scarf (2020) mengidentifikasi bahwa program

transformasi perawatan yang gagal seringkali disebabkan oleh diagnosis yang terlalu superfisial yang menghasilkan solusi yang tidak menyentuh akar masalah sesungguhnya. Faktor ketiga adalah pemilihan metodologi yang saling komplementer: kombinasi FMEA (untuk analisis risiko), TPM (untuk transformasi budaya dan sistem), dan CBM (untuk deteksi berbasis teknologi) menciptakan sinergi yang jauh lebih kuat dari metodologi tunggal manapun.

Faktor keempat adalah pendekatan phased implementation yang memberikan waktu untuk pembelajaran dan penyesuaian sebelum melanjutkan ke fase berikutnya. Faktor kelima adalah investasi yang konsisten dalam kompetensi dan kapabilitas manusia: lebih dari 11% dari total anggaran program dialokasikan untuk pelatihan termasuk sertifikasi internasional untuk 23 teknisi dalam analisis vibrasi dan thermografi. Faktor keenam adalah sistem pengukuran dan pelaporan yang transparan dan aksesibel: dashboard KPI yang diperbarui harian dan dapat diakses oleh semua level manajerial menciptakan akuntabilitas yang sebelumnya tidak ada. Faktor ketujuh adalah integrasi yang nyata antara fungsi perawatan dan produksi, yang dicapai melalui pembentukan Cross-*Functiona*l *Reliability* Team yang bertemu mingguan dengan representasi setara dari kedua departemen. Faktor kedelapan adalah kesediaan untuk mendokumentasikan dan belajar dari kegagalan program ini mengalami beberapa kemunduran (setback) yang terdokumentasi, tetapi secara konsisten diperlakukan sebagai sumber pembelajaran bukan sebagai kegagalan yang memalukan.

10.5.2 Keterbatasan dan Tantangan yang Belum Terselesaikan

Evaluasi yang jujur juga mengharuskan pengakuan terhadap keterbatasan dan tantangan yang masih tersisa setelah 36 bulan implementasi. Pertama, digitalisasi data perawatan masih belum lengkap: meskipun CMMS SAP PM sudah digunakan, kualitas data yang dimasukkan masih sangat bervariasi tergantung pada disiplin pengguna individual. Estimasi tim internal menunjukkan bahwa sekitar 20% dari work order corrective *Maintenance* masih tidak terdokumentasi dengan detail yang memadai terutama untuk pekerjaan-pekerjaan kecil yang

dilakukan secara informal di lapangan. Ketidaklengkapan ini membatasi kualitas analisis berbasis data yang dapat dilakukan.

Kedua, integrasi antara sistem CBM (platform analitik vibrasi dan oil analysis) dengan CMMS masih memerlukan intervensi manual: ketika sistem CBM menghasilkan alert, teknisi masih harus secara manual membuat work order di SAP PM berdasarkan alert tersebut proses yang rawan keterlambatan dan human error. Integrasi otomatis yang direncanakan menghadapi tantangan teknis yang lebih kompleks dari yang diantisipasi dan belum sepenuhnya terealisasi pada akhir periode evaluasi. Teoh *et al*. (2021) mengidentifikasi integrasi sistem yang seamless sebagai salah satu prasyarat untuk merealisasikan nilai penuh dari investasi dalam teknologi predictive *Maintenance*.

Ketiga, sustainment dari budaya TPM khususnya pilar Autonomous *Maintenance* masih fragile setelah 36 bulan. Tekanan produksi yang meningkat pada kuartal keempat 2023 mengakibatkan penurunan sementara dalam konsistensi pelaksanaan AM di beberapa area, mengingatkan bahwa transformasi budaya membutuhkan waktu yang jauh lebih panjang dari 36 bulan untuk menjadi benar-benar terlembagakan dalam DNA organisasi. Nakagawa (2014) dan Iung dan Levrat (2014) sama-sama menekankan bahwa keberlanjutan budaya perawatan proaktif memerlukan reinforcement yang konsisten selama bertahun-tahun, bukan hanya selama fase awal implementasi yang energik.

10.5.3 Insight Generalisasi: Pelajaran untuk Industri Logam Indonesia

Dari studi kasus PT. BNT, dapat diekstrak setidaknya tujuh insight yang dapat digeneralisasi untuk konteks industri logam Indonesia secara lebih luas. Insight pertama: biaya kegagalan sistem perawatan yang tidak efektif jauh lebih besar dari yang terlihat dalam laporan keuangan konvensional. Analisis LCC yang komprehensif yang memasukkan biaya oportunitas dari kapasitas produksi yang hilang memberikan gambaran yang jauh lebih akurat tentang nilai strategis investasi dalam sistem perawatan yang efektif. Insight kedua: tidak ada 'silver bullet' dalam transformasi perawatan. Keberhasilan PT. BNT adalah hasil dari integrasi

yang disiplin antara beberapa metodologi yang saling melengkapi, bukan dari satu teknologi atau pendekatan tunggal yang ajaib. De Jonge dan Scarf (2020) mengkonfirmasi bahwa literatur akademis juga menunjukkan hal yang sama tidak ada pendekatan perawatan yang optimal secara universal untuk semua konteks.

Insight ketiga: data berkualitas adalah prasyarat, bukan pilihan. Tanpa database kegagalan historis yang lengkap dan akurat, analisis FMEA yang bermakna tidak dapat dilaksanakan dan program CBM tidak dapat dikalibrasi dengan benar. Investasi dalam kualitas data melalui CMMS yang digunakan dengan disiplin adalah investasi dengan ROI paling tinggi dalam rantai transformasi perawatan. Insight keempat: integrasi antara perawatan dan produksi adalah kondisi yang diperlukan untuk keberhasilan PM Window yang konsisten. Selama kedua fungsi ini beroperasi dalam silo dengan KPI yang tidak selaras, tekanan produksi jangka pendek akan selalu mengalahkan kebutuhan perawatan jangka panjang.

Insight kelima: investasi dalam kompetensi manusia harus sepadan dengan investasi dalam teknologi. Banyak program CBM gagal bukan karena teknologi sensornya tidak bekerja, tetapi karena tidak ada cukup orang yang kompeten untuk menginterpretasikan data yang dihasilkan dengan benar. Insight keenam: transformasi perawatan yang ambisius perlu dilindungi dari tekanan hasil jangka pendek selama minimal 18-24 bulan pertama. Sebagian besar dampak positif baru terlihat jelas setelah investasi transformasi melampaui titik kritis — manajemen yang tidak sabar dan mencabut dukungan sebelum titik ini akan gagal dan membuang seluruh investasi yang sudah dilakukan. Insight ketujuh: sustainment adalah tantangan yang sesungguhnya, bukan implementasi awal. Program yang paling sukses dalam jangka pendek tetap dapat mengalami degradasi kembali (regression) tanpa sistem reinforcement dan g*over*nance yang kuat dan konsisten.

10.5.4 Rekomendasi untuk Implementasi Serupa

Berdasarkan analisis menyeluruh terhadap pengalaman PT. BNT, tim penulis mengajukan delapan rekomendasi praktis bagi perusahaan industri logam Indonesia yang berencana melaksanakan transformasi

serupa. Rekomendasi-rekomendasi ini tidak bersifat sekuensial yang kaku, melainkan dapat diadaptasi sesuai konteks dan kapabilitas organisasi masing-masing.

- Mulai dengan diagnosis berbasis data yang komprehensif sebelum memilih metodologi. Investasi 2-3 bulan dalam analisis mendalam akan menghemat bertahun-tahun upaya yang salah arah.
- Pastikan komitmen manajemen puncak terdokumentasi dalam bentuk kebijakan tertulis, alokasi anggaran yang terlindungi, dan keterlibatan personal yang konsisten bukan sekadar pernyataan dukungan verbal.
- Implementasikan FMEA untuk peralatan Tier 1 terlebih dahulu, hasilkan *quick wins* yang terukur dalam 6 bulan pertama, dan gunakan *quick wins* ini untuk membangun momentum dan memperkuat dukungan stakeholder.
- Rancang sistem pengukuran KPI yang terintegrasi sebelum implementasi dimulai jangan mencoba merancang sistem pengukuran di tengah implementasi karena data baseline akan hilang.
- Investasikan secara serius dalam pelatihan kompetensi teknis sertifikasi formal dalam analisis vibrasi, thermografi, dan oil analysis adalah investasi dengan payback period yang sangat pendek.
- Bangun integrasi formal antara departemen perawatan dan produksi melalui mekanisme Cross-*Functio*nal *Reliability* Team dengan meeting rutin dan KPI bersama.
- Pilih sistem CMMS yang sesuai dengan skala dan kompleksitas operasi, dan pastikan adoption rate minimal 85% sebelum menginvestasikan dalam lapisan analitik yang lebih canggih.
- Rencanakan program sustainment secara eksplisit termasuk sistem audit, mekanisme recognition, dan sistem eskalasi untuk deviation sebagai bagian integral dari desain program, bukan sebagai afterthought.

REFERENSI

Afefy, I. H. (2010). *Reliability*-centered *Maintenance* methodology and application: A case study. Engineering, 2(11), 863–873. https://doi.org/10.4236/eng.2010.211109

Ben-Daya, M., Duffuaa, S. O., Raouf, A., Knezevic, J., & Ait-Kadi, D. (Eds.). (2021). Handbook of *Maintenance* management and engineering (2nd ed.). Springer.

Borris, S. (2006). Total productive *Maintenance*. McGraw-Hill.

Carnero, M. C. (2022). Waste, energy consumption and carbon footprint management in *Maintenance*. Energies, 15(2), 456. https://doi.org/10.3390/en15020456

Chand, G., & Shirvani, B. (2000). Implementation of TPM in cellular manufacture. Journal of Materials Processing Technology, 103(1), 149–154. https://doi.org/10.1016/S0924-0136(00)00407-5

De Jonge, B., & Scarf, P. A. (2020). A *review* on *Maintenance Optimization*. European Journal of Operational Research, 285(3), 805–824. https://doi.org/10.1016/j.ejor.2019.09.047

Duffuaa, S. O., & Raouf, A. (2015). Planning and control of *Maintenance* systems (2nd ed.). Springer.

Eti, M. C., Ogaji, S. O. T., & Probert, S. D. (2006). Reducing the cost of preventive *Maintenance* (PM) through adopting a proactive *reliability*-focused culture. Applied Energy, 83(11), 1235–1248. https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2006.01.001

Franciosi, C., Voisin, A., Miranda, S., Riemma, S., & Iung, B. (2020). Measuring *Maintenance* impacts on sustainability of manufacturing industries. Journal of Cleaner Production, 260, 121065. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.121065

Garg, A., & Deshmukh, S. G. (2006). *Maintenance* management: Literature *review* and directions. Journal of Quality in *Maintenance* Engineering, 12(3), 205–238.

Iung, B., & Levrat, E. (2014). Advanced *Maintenance* services for promoting sustainability. Procedia CIRP, 22, 15–22. https://doi.org/10.1016/j.procir.2014.07.099

Lazakis, I., Raptodimos, Y., & Varelas, T. (2018). Predicting ship machinery system condition through data-driven analysis. Ships and Offshore Structures, 13(4), 448–458.

Moubray, J. (1997). *Reliability*-centered *Maintenance* (2nd ed.). Industrial Press.

Muchiri, P. N., Pintelon, L., Martin, H., & De Meyer, A. M. (2010). Empirical analysis of *Maintenance* performance measurement in Belgian industries. International Journal of Production Research, 48(20), 5905–5924.

Nakagawa, T. (2014). Random *Maintenance* policies. Springer.

Peng, Y., Dong, M., & Zuo, M. J. (2010). Current status of machine prognostics in *Condition-Based Maintenance*: A *review*. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 50, 297–313.

Pintelon, L., & Parodi-Herz, A. (2008). *Maintenance*: An evolutionary perspective. In K. A. H. Kobbacy & D. N. P. Murthy (Eds.), Complex system *Maintenance* handbook (pp. 21–48). Springer.

Sharma, A., Yadava, G. S., & Deshmukh, S. G. (2011). A literature *review* and future perspectives on *Maintenance Optimization*. Journal of Quality in *Maintenance* Engineering, 17(1), 5–25.

Teoh, Y. K., Gill, S. S., & Parlikad, A. K. (2021). IoT and fog computing based *Predictive Maintenance Model* for effective asset management in Industry 4.0. IEEE Internet of Things Journal, 10(3), 2087–2094. https://doi.org/10.1109/JIOT.2021.3050441

Van Horenbeek, A., Pintelon, L., & Muchiri, P. (2010). *Maintenance Optimization Model*s and criteria. International Journal of Systems Assurance Engineering and Management, 1(3), 189–200.

— akhir Bab X—

BAB XI

MASA DEPAN MANAJEMEN PERAWATAN REFLEKSI, VISI, DAN ARAH

11.1 Refleksi Perjalanan: Dari Reaktif Menuju Cerdas

Membuka lembar terakhir sebuah buku tentang manajemen perawatan mesin industri logam adalah sebuah undangan untuk melakukan dua hal secara bersamaan yang jarang hadir berdampingan dalam literatur teknik: melihat ke belakang dengan mata seorang sejarawan, dan menatap ke depan dengan imajinasi seorang visioner. Seluruh perjalanan yang telah kita tempuh bersama melalui bab-bab sebelumnya dari fondasi konseptual manajemen perawatan di Bab 1, analisis kegagalan sistematis di Bab 5, transformasi lean dan TPM di Bab 7, hingga integrasi risiko dan keberlanjutan di Bab 8 adalah dokumentasi dari sebuah evolusi yang, jika dipandang dalam perspektif sejarah, sungguh menakjubkan dalam kecepatan dan dalamnya transformasinya.

Kurang dari seabad yang lalu, "manajemen perawatan" di industri logam berarti satu hal yang sangat sederhana: perbaiki apa yang rusak, secepat dan secheap mungkin. Praktik breakdown *Maintenance* yang dominan ini bukan sekadar pilihan metodologis ia adalah konsekuensi dari keterbatasan kognitif dan teknologi yang nyata. Tanpa sensor kondisi yang terjangkau, tanpa kemampuan komputasi yang memadai untuk memproses data dalam skala besar, tanpa algoritma yang mampu mengenali pola degradasi dalam kebisingan data sensor, dan tanpa teori manajemen risiko yang cukup matang untuk memandu keputusan investasi perawatan yang rasional, reaktivitas bukan sekadar kelemahan ia adalah satu-satunya pendekatan yang tersedia.

Revolusi pertama datang bersama industrialisasi massal pertengahan abad ke-20, membawa konsep preventive *Maintenance*

berbasis jadwal waktu gagasan revolusioner bahwa jauh lebih ekonomis mencegah kegagalan daripada menunggu dan memperbaikinya. Revolusi kedua datang dengan Total Productive *Maintenance* (TPM) dari Jepang pada tahun 1970-an, yang secara fundamental mengubah paradigma tentang siapa yang bertanggung jawab atas kondisi peralatan — jawaban mengejutkannya: semua orang, bukan hanya departemen perawatan. Revolusi ketiga datang dengan *Reliability*-Centered *Maintenance* (RCM) dan condition *monitoring* di era 1980–1990-an, yang membawa prinsip bahwa strategi perawatan harus disesuaikan dengan karakteristik kegagalan spesifik setiap peralatan, bukan distandarisasi secara seragam.

Kini kita berdiri di ambang revolusi keempat dan boleh jadi yang paling transformatif dari semuanya. Revolusi yang didorong oleh konvergensi antara kecerdasan buatan, Internet of Things, komputasi awan dan tepi, *digital twin*, dan paradigma keberlanjutan yang semakin menentukan cara industri beroperasi dan bersaing di abad ke-21. Bab penutup ini berupaya memetakan lanskap revolusi ini: apa yang sedang terjadi, apa tantangan yang menghadang, bagaimana seharusnya perjalanan ke sana dirancang, dan apa kesimpulan ilmiah yang dapat kita tarik dari keseluruhan perjalanan intelektual yang telah kita tempuh.

> Kita tidak sedang bertanya apakah teknologi baru akan mengubah manajemen perawatan pertanyaan itu telah dijawab. Yang perlu kita jawab sekarang adalah: apakah kita akan menjadi subjek dari perubahan itu, atau arsitek dari perubahan itu.

11.2 Tren Masa Depan

11.2.1 Kecerdasan Buatan dan *Machine learning*

Jika ada satu teknologi yang paling mendalam dan menyeluruh mengubah cara kita memahami dan mengelola kegagalan peralatan, maka teknologi itu adalah kecerdasan buatan (Artificial Intelligence) dan subsetnya yang paling operasional saat ini, *machine learning*. Adopsi AI dalam *Maintenance* telah melewati fase hype yang berlebihan di awal 2010-an dan kini memasuki fase kematangan yang jauh lebih substantif

fase di mana implementasi nyata menghasilkan nilai bisnis yang terukur, metodologi yang semakin solid, dan pemahaman yang lebih jernih tentang kapan AI bekerja dengan baik dan kapan ia tidak.

Lee, Lapira, Bagheri, dan Kao (2020) dalam Journal of Manufacturing Systems mempresentasikan *Framework* Cyber-Physical Systems (CPS) untuk *Predictive Maintenance* yang mengintegrasikan data sensor *real-time*, *Model* fisika degradasi, dan algoritma *machine learning* ke dalam sebuah arsitektur yang mereka sebut "5C" Connection, Conversion, Cyber, Cognition, dan Configuration. Arsitektur ini menggambarkan hierarki nilai yang dihasilkan dari data: dari sekadar pengumpulan data (Connection), melalui transformasi data mentah menjadi informasi yang dapat diinterpretasikan (Conversion), hingga pengetahuan tentang kondisi sistem (Cyber), pemahaman tentang implikasi dan rekomendasi tindakan (Cognition), dan pada akhirnya kemampuan rekonfigurasi sistem yang self-adapting (Configuration).

Empat level analitik yang saat ini membentuk lanskap AI dalam *Maintenance* memiliki karakteristik yang berbeda-beda. Descriptive *analytics* "apa yang terjadi?" adalah level yang sudah banyak diimplementasikan dalam dashboard *monitoring* kondisi dan laporan KPI. Diagnostic *analytics* "mengapa itu terjadi?" adalah level di mana RCA berbasis AI mulai memberikan kontribusi, menganalisis korelasi antara ratusan parameter sensor untuk mengidentifikasi penyebab paling probable dari anomali yang terdeteksi. Predictive *analytics* "apa yang akan terjadi?" adalah level yang saat ini paling aktif dalam riset dan adopsi industri, dengan algoritma yang memprediksi waktu kegagalan komponendengan kombinasi *Model* fisika dan pembelajaran dari data historis. Prescriptive *analytics* "apa yang seharusnya dilakukan?" adalah level yang paling transformatif namun juga paling menantang, di mana sistem tidak hanya memprediksi kegagalan tetapi merekomendasikan secara spesifik tindakan perawatan yang optimal, jadwal yang tepat, dan alokasi sumber daya yang paling efisien.

Dalam konteks industri logam, perkembangan yang paling relevan adalah penerapan transfer learning kemampuan *Model* AI untuk memanfaatkan pengetahuan yang dipelajari dari satu jenis peralatan atau kondisi operasi untuk mempercepat pembelajaran pada peralatan atau

kondisi yang berbeda. Sebuah *Model* yang telah belajar mengenali pola degradasi *bearing* pada *rolling mill* di sebuah fasilitas dapat memberikan "pengetahuan awal" yang berharga kepada *Model* yang dilatih untuk *bearing* pada RKEF nickel, bahkan ketika data historis dari fasilitas baru masih sangat terbatas. Ini secara langsung mengatasi salah satu hambatan utama adopsi AI *Predictive Maintenance* di industri nikel Indonesia: kelangkaan data berlabel historis untuk peralatan yang relatif baru beroperasi.

11.2.2 *Digital twin*: Menciptakan Cermin Virtual Aset Fisik

Digital twin representasi virtual yang komprehensif dan *real-time* dari sebuah aset fisik, sistem, atau proses adalah teknologi yang paling filosofis sekaligus paling praktis dalam lanskap Industri 4.0. Filosofis, karena ia mengajukan pertanyaan mendalam tentang hubungan antara representasi dan realitas, antara *Model* dan sistem yang di*Model*kan. Praktis, karena aplikasinya dalam manajemen perawatan memiliki potensi yang sangat konkret dan telah mulai menghasilkan nilai nyata di beberapa industri pelopor.

Grieves dan Vickers (2017) mendefinisikan *digital twin* sebagai terdiri dari tiga komponen utama: (1) produk atau aset fisik yang ada di dunia nyata; (2) representasi virtualnya yang mencerminkan kondisi, perilaku, dan sejarah aset fisik tersebut; dan (3) koneksi data antara keduanya yang memungkinkan sinkronisasi yang kontinyu. Dalam konteks *Maintenance* industri logam, sebuah *digital twin* dari blast furnace, misalnya, akan mencakup: *Model* geometri tiga dimensi yang akurat dari seluruh komponen tungku; *Model* termal yang mensimulasikan distribusi panas dalam kondisi operasi yang berbeda; *Model* mekanik yang memprediksi tegangan pada refraktori dan cooling stave; dan integrasi data *real-time* dari ratusan sensor temperatur, tekanan, dan aliran yang tersebar di seluruh sistem.

Liu, Bao, Zheng, dan Zhao (2021) dalam Journal of Manufacturing Systems menyajikan studi implementasi *digital twin* untuk *Maintenance* pada sebuah lini produksi manufaktur dan mengidentifikasi tiga nilai utama yang dihasilkan. Pertama, kemampuan "what-if simulation" kemampuan untuk mensimulasikan dampak dari berbagai skenario

intervensi perawatan (kapan mengganti komponen, bagaimana mengubah parameter operasi) secara virtual sebelum diimplementasikan pada sistem fisik. Kedua, early warning yang lebih akurat karena *Model digital twin* mengintegrasikan kondisi operasi aktual (bukan hanya rata-rata historis) dalam prediksi degradasinya, peringatan dini yang dihasilkan lebih tepat waktu dan lebih sedikit false positive. Ketiga, optimasi jadwal *Maintenance* yang lebih cerdas dengan mensimulasikan *trade-off* antara risiko kegagalan, biaya *Maintenance*, dan dampak produksi dari berbagai skenario jadwal, sistem dapat merekomendasikan jadwal yang paling optimal secara holistik.

Untuk industri nikel Indonesia, *digital twin* membuka peluang yang sangat spesifik dan berharga: kemampuan untuk merancang dan mensimulasikan proses commissioning fasilitas baru secara virtual sebelum konstruksi selesai, mengidentifikasi kelemahan desain yang dapat berdampak pada *maintainability* sebelum menjadi masalah yang mahal untuk diperbaiki setelah operasi dimulai. Sebuah *digital twin* dari HPAL plant yang dikembangkan selama fase engineering dapat mengidentifikasi titik-titik yang sulit diakses untuk inspeksi dan perawatan, merekomendasikan modifikasi desain yang meningkatkan maintainability, dan menghasilkan prosedur perawatan yang sudah teroptimalkan bahkan sebelum pabrik beroperasi pertama kalinya.

11.2.3 Smart *Maintenance*

Smart *Maintenance* atau *Maintenance* 4.0 dalam kerangka Industri 4.0 bukan sekadar adopsi satu atau dua teknologi baru. Ia adalah perancangan ulang yang menyeluruh dari bagaimana fungsi perawatan diorganisasi, diinformasikan, dieksekusi, dan dievaluasi, dengan memanfaatkan secara sinergis seluruh ekosistem teknologi yang tersedia. Beberapa karakteristik yang membedakan smart *Maintenance* dari pendekatan konvensional:

- **Hyper-connectivity**: Semua peralatan, semua personel, dan semua sumber informasi yang relevan terhubung dalam jaringan yang memungkinkan aliran data dan pengetahuan secara *real-time* tanpa hambatan informasi.

- **Context-awareness**: Sistem *Maintenance* yang cerdas tidak hanya merespons data teknis peralatan, tetapi juga data kontekstual kondisi produksi, ketersediaan sumber daya, kondisi cuaca, harga energi untuk menghasilkan rekomendasi yang optimal dalam konteks keseluruhan operasi.
- **Proactive and prescriptive**: Bergerak melampaui reactive (memperbaiki yang rusak) dan predictive (memprediksi yang akan rusak) menuju prescriptive secara aktif merekomendasikan dan bahkan memulai tindakan pencegahan secara otonom.
- **Continuous learning**: Sistem yang belajar dari setiap kegagalan, setiap intervensi perawatan, dan setiap perubahan kondisi operasi untuk terus meningkatkan akurasi prediksi dan kualitas rekomendasi dari waktu ke waktu.
- **Human-AI collaboration**: Bukan menggantikan keahlian manusia, tetapi mengintegrasikannya dengan kemampuan komputasi AI di mana manusia berkontribusi intuisi kontekstual, pengalaman tacit, dan pertimbangan etis, sementara AI berkontribusi analitik skala besar, konsistensi, dan kecepatan.

Tabel 11. 1 Peta Kematangan Teknologi Maintenance Masa Depan dan Estimasi Horizon Implementasi

Teknologi	Tingkat Kematangan (TRL)	Potensi Manfaat Utama	Tantangan Utama	Estimasi Horizon Implementasi di Industri Logam Indonesia
Kecerdasan Buatan — Predictive *Maintenance*	TRL 7–9 (Komersial di industri maju)	Pengurangan unplanned down*time* 30–50% Peningkatan akurasi prediksi kegagalan > 85%	Kebutuhan data berlabel besar Interpretabilitas *Model* (black box)	1–3 tahun untuk industri nikel Indonesia
Digital twin Aset Industri	TRL 6–8 (Adopsi awal	Simulasi skenario perawatan	Biaya pengembangan tinggi	3–5 tahun untuk implementasi penuh

Teknologi	Tingkat Kematangan (TRL)	Potensi Manfaat Utama	Tantangan Utama	Estimasi Horizon Implementasi di Industri Logam Indonesia
	di sektor energi)	tanpa risiko nyata Optimasi parameter operasi *real-time*	Sinkronisasi data fisik-virtual	
Industrial IoT & Edge Computing	TRL 8–9 (Matang, adopsi luas)	*Monitoring* kondisi *real-time* 24/7 Pengurangan latensi analisis data	Keamanan siber (cybersecurity) Konektivitas di lokasi terpencil	Sudah dapat dimulai sekarang
Autonomous *Maintenance* Robots	TRL 4–6 (Riset dan pilot)	Inspeksi di area berbahaya tanpa risiko manusia Operasi 24/7 tanpa fatigue	Kemampuan navigasi di lingkungan industri kompleks Regulasi keselamatan belum memadai	5–10 tahun untuk aplikasi industri logam
Generative AI untuk Knowledge Management	TRL 6–8 (Adopsi cepat)	Kodifikasi pengetahuan tacit teknisi Assistant pemecahan masalah *real-time*	Akurasi dan halusinasi *Model* Privasi data sensitif operasi	1–3 tahun, dengan validasi domain khusus
Quantum Computing untuk Optimasi Jadwal	TRL 2–4 (Riset awal)	Optimasi jadwal perawatan skala besar yang saat ini tidak terpecahkan secara komputasi	Keterbatasan *hardware quantum* Algoritma khusus belum *mature*	10+ tahun untuk aplikasi industri
Blockchain untuk Traceability Perawatan	TRL 5–7 (Pilot industri)	Audit trail yang tidak dapat dimanipulasi Verifikasi keaslian suku cadang	Skalabilitas dan konsumsi energi Adopsi ekosistem yang terfragmentasi	3–7 tahun untuk adopsi industri

Zonta, da Costa, da Rosa, de Lima, da Trindade, dan Gaspar (2020) dalam *Computers* & *Industrial Engineering* melakukan tinjauan sistematis tentang teknik *Predictive Maintenance* berbasis *machine learning* dan mengidentifikasi bahwa akurasi prediksi kegagalan yang dapat dicapai sangat bervariasi tergantung pada: kualitas dan kuantitas data pelatihan, kompleksitas mekanisme degradasi yang di*Model*kan, dan sejauh mana *Model* fisika degradasi diintegrasikan ke dalam pendekatan berbasis data. Mereka menemukan bahwa pendekatan hybrid yang menggabungkan *Model* fisika dengan *machine learning (physics-informed machine learning*) secara konsisten menghasilkan akurasi yang lebih tinggi dan generalisasi yang lebih baik dibandingkan pendekatan berbasis data semata — temuan yang sangat penting untuk industri nikel di mana data historis seringkali terbatas namun pengetahuan fisika tentang mekanisme degradasi (*korosi, creep, fatigue termal*) cukup kaya.

11.3 Tantangan Global yang Membentuk Lanskap *Maintenance* Masa Depan

Melihat tren teknologi tanpa memetakan tantangan yang menghadang adopsinya adalah optimisme yang naif. Dunia nyata tempat teknologi-teknologi ini harus diimplementasikan adalah dunia yang penuh dengan keterbatasan sumber daya, kompleksitas organisasional, ketidakpastian pasar, dan dinamika geopolitik yang tidak selalu kondusif. Memahami tantangan ini dengan kejernihan analitis bukan berarti pesimisme sebaliknya, ia adalah prasyarat dari strategi implementasi yang realistis dan ultimately berhasil.

Tabel 11. 2 Matrix Tantangan Global dalam Manajemen Perawatan Industri Logam dan Strategi Responsnya

Tantangan Global	Deskripsi dan Implikasi	Strategi Respons	Urgensi dan Horizon Waktu
Transisi Energi dan Dekarbonisasi	Regulasi emisi yang semakin ketat memaksa perubahan pada proses dan peralatan;	Adaptasi strategi perawatan untuk peralatan berbasis energi terbarukan;	Tinggi — 5–10 tahun

Tantangan Global	Deskripsi dan Implikasi	Strategi Respons	Urgensi dan Horizon Waktu
	teknologi baru memerlukan kurva pembelajaran perawatan yang baru	peningkatan efisiensi energi peralatan eksisting	
Kesenjangan Kompetensi Digital	Percepatan adopsi teknologi digital yang melampaui kecepatan pengembangan SDM; risiko skill gap yang melebar antara kebutuhan industri dan ketersediaan tenaga kerja	Program reskilling intensif; kemitraan universitas-industri; platform *microlearning* berbasis AI	Kritis — Segera
Ketahanan Rantai Pasokan Suku Cadang	Gangguan rantai pasokan global (pandemi, geopolitik) mengekspos kerentanan industri yang bergantung pada suku cadang impor bernilai tinggi	Strategi *nearshoring* dan *local content*; *inventory buffer* cerdas berbasis AI; additive manufacturing (3D printing) untuk suku cadang kritis	Tinggi — 3–5 tahun
Keamanan Siber Sistem OT/IT	Konvergensi *Operational Technology* (OT) dan *Information Technology* (IT) menciptakan permukaan serangan yang sangat besar; serangan siber pada infrastruktur industri meningkat drastis	*Framework cybersecurity* untuk ICS/SCADA; segmentasi jaringan OT; pelatihan *security awareness* untuk seluruh personel *Maintenance*	Sangat Tinggi — Segera
Penuaan Infrastruktur Industri	Porsi signifikan infrastruktur industri logam global beroperasi melampaui desain umur hidupnya; risiko kegagalan dan biaya perawatan meningkat eksponensial	*Program life extension* berbasis RBI dan LCCA; *digital twin* untuk *monitoring* kondisi aset tua; strategi *replacement* yang diprioritaskan berdasarkan risiko	Tinggi — Berkelanjutan

Tantangan Global	Deskripsi dan Implikasi	Strategi Respons	Urgensi dan Horizon Waktu
Ekspektasi Keberlanjutan dan ESG	*Investor*, *regulator*, dan pelanggan menuntut transparansi dan kinerja ESG yang semakin tinggi; rantai pasokan bertanggung jawab menjadi persyaratan kontrak	Integrasi metrik keberlanjutan ke dalam sistem perawatan; green *Maintenance practices*; pelaporan emisi Scope 3 dari aktivitas *Maintenance*	Tinggi — 3–5 tahun
Volatilitas Harga Komoditas dan Siklus Bisnis	Volatilitas harga nikel, tembaga, dan logam lainnya menciptakan tekanan untuk memotong biaya perawatan pada siklus *downturn* yang justru meningkatkan risiko kegagalan jangka panjang	*Model* biaya perawatan yang memisahkan "*must-do*" dari "*nice-to-do*"; analisis sensitivitas skenario harga komoditas dalam perencanaan anggaran *Maintenance*	Sedang — Berkelanjutan

11.3.1 Paradoks Data

Salah satu paradoks yang paling mencolok dalam lanskap *Maintenance* industri masa kini adalah koeksistensi antara ledakan data sensor yang belum pernah terjadi sebelumnya dengan kemiskinan wawasan yang dapat ditindaklanjuti dari data tersebut. Sebuah fasilitas nikel *modern* dengan ribuan titik sensor dapat menghasilkan data dalam *volume terabyte* per bulan namun jika infrastruktur analitik, kompetensi SDM, dan proses untuk mengubah data tersebut menjadi keputusan perawatan yang lebih baik tidak ada, data tersebut hanyalah beban penyimpanan yang mahal, bukan aset.

Masalah kualitas data data yang tidak lengkap, tidak akurat, tidak terstandarisasi, atau tidak berlabel dengan benar adalah hambatan yang sama krusialnya dengan kekurangan data. Algoritma *machine learning* yang paling canggih sekalipun tidak dapat menghasilkan prediksi yang *reliable* dari data yang kotor. Dalam industri nikel Indonesia, di mana banyak fasilitas dibangun dengan cepat oleh berbagai kontraktor dengan

standar sistem data yang berbeda-beda, masalah kualitas dan konsistensi data adalah realitas operasional sehari-hari yang memerlukan investasi serius dan berkelanjutan untuk diselesaikan.

> Data adalah minyak baru tetapi seperti minyak mentah, ia memerlukan pemurnian sebelum dapat digunakan. Organisasi yang berinvestasi dalam "kilang data" infrastruktur, proses, dan kompetensi untuk mengubah data mentah menjadi wawasan yang dapat ditindaklanjuti akan memiliki keunggulan kompetitif yang semakin besar di era *Maintenance* yang digerakkan oleh kecerdasan buatan.

11.3.2 Kesenjangan Kompetensi

Tidak ada tantangan yang lebih fundamental dan lebih mendesak dalam transformasi *Maintenance* menuju *era smart Maintenance* dibandingkan kesenjangan kompetensi. Teknologi baru memerlukan kombinasi keahlian yang sangat jarang tersedia dalam satu individu atau bahkan satu tim: pemahaman mendalam tentang domain teknik *Maintenance* (fisika kegagalan, metalurgi, mekanik, instrumentasi); kemahiran dalam analisis data dan *machine learning*; kemampuan bekerja dengan platform digital dan arsitektur IoT; dan kapasitas komunikasi untuk menerjemahkan wawasan teknis menjadi rekomendasi bisnis yang dapat dipahami oleh pemangku kepentingan non-teknis.

Dalam konteks industri nikel Indonesia, tantangan ini memiliki dimensi tambahan: banyak fasilitas beroperasi di lokasi terpencil di Sulawesi, Maluku, dan Halmahera, jauh dari pusat pendidikan tinggi teknik yang dapat menyediakan aliran berkelanjutan dari talenta yang kompeten. Program pendidikan vokasi yang ada sering kali belum mengintegrasikan kompetensi digital dan analitik ke dalam kurikulum *Maintenance* yang masih didominasi oleh pendekatan konvensional. Dan persaingan untuk talenta digital yang langka antara industri nikel, industri lainnya, dan sektor teknologi digital itu sendiri menciptakan tekanan upah yang signifikan.

Sharma, Srivastava, dan Kumar (2021) dalam *Journal of Manufacturing Technology Management* mengidentifikasi bahwa program reskilling yang paling efektif dalam konteks adopsi teknologi *Maintenance* baru memiliki empat karakteristik: mereka berbasis kompetensi (bukan berbasis konten), mereka terintegrasi dengan pekerjaan nyata (*learning by doing*), mereka menggunakan teknologi pembelajaran adaptif yang menyesuaikan materi dengan kebutuhan spesifik setiap pelajar, dan mereka memiliki mekanisme validasi dan sertifikasi yang diakui oleh industri. *Framework* ini menyediakan blueprint konkret bagi perusahaan nikel yang serius ingin mengatasi tantangan kompetensi ini secara sistematis.

11.3.3 Keamanan Siber

Seiring dengan semakin dalamnya konektivitas antara sistem *Operational Technology* (OT) SCADA, DCS, PLC yang mengontrol peralatan fisik dengan sistem *Information Technology* (IT) dan internet yang lebih luas, permukaan serangan siber pada infrastruktur industri kritis berkembang secara dramatis. Insiden keamanan siber yang menarget infrastruktur industri bukan lagi skenario hipotetis serangan pada Colonial Pipeline (2021), Triton malware yang menarget *safety systems* di fasilitas petrokimia (2017), dan berbagai insiden yang tidak dipublikasikan adalah pengingat yang keras bahwa konektivitas digital yang memberikan nilai juga membawa risiko baru yang serius.

Untuk industri nikel Indonesia yang semakin mengadopsi sistem *monitoring* kondisi berbasis IoT, *digital twin* yang terhubung ke cloud, dan platform *Maintenance* terpusat yang dapat diakses dari jarak jauh, strategi keamanan siber yang komprehensif bukan lagi pilihan ia adalah kebutuhan operasional yang fundamental. Ini mencakup: segmentasi jaringan yang memisahkan sistem OT dari IT; protokol autentikasi yang kuat untuk semua akses remote; *monitoring* keamanan yang berkelanjutan untuk mendeteksi anomali; dan program pelatihan *security awareness* untuk semua personel yang berinteraksi dengan sistem digital.

11.4 *Roadmap* Implementasi: Dari Visi Menuju Aksi

Visi yang paling inspiratif sekalipun tidak memiliki nilai tanpa *Roadmap* yang mengubahnya menjadi serangkaian langkah konkret yang dapat dieksekusi. Transformasi menuju smart *Maintenance* yang berkelanjutan dalam industri logam nikel adalah perjalanan yang panjang dan tidak linier perjalanan yang memerlukan kesabaran strategis sekaligus ketangkasan taktis, investasi yang konsisten sekaligus fleksibilitas untuk menyesuaikan arah berdasarkan pembelajaran dari implementasi. Tabel 11.3 menyajikan *Roadmap* lima fase yang dirancang untuk konteks spesifik industri logam nikel Indonesia, tetapi prinsip-prinsipnya berlaku luas untuk industri logam secara umum.

Tabel 11. 3 Roadmap Transformasi Manajemen Perawatan Menuju Smart Maintenance Industri Logam

Fase & *Time*line	**Tujuan Strategis**	**Program dan Aktivitas Utama**	**Milestone Pencapaian**
FASE 0 FONDASI (Tahun 1, Bulan 1–6)	Membangun landasan data, kompetensi, dan tata kelola yang diperlukan untuk transformasi *Maintenance* jangka panjang	• Audit komprehensif kondisi peralatan dan sistem data existing • Implementasi atau upgrade CMMS dengan modul analitik dasar • Pembentukan tim transformasi lintas fungsi (*Maintenance*, IT, operations, finance) • Pelatihan foundational: metode analisis kegagalan (FMEA, RCA) dan konsep lean *Maintenance* • Penetapan baseline KPI: OEE, MTBF, MTTR, biaya *Maintenance*/ton	Baseline data terdokumentasi; CMMS live; tim transformasi aktif; KPI baseline ditetapkan

Fase & *Time*line	**Tujuan Strategis**	**Program dan Aktivitas Utama**	**Milestone Pencapaian**
FASE 1 DIGITALISASI (Tahun 1–2, Bulan 7–18)	Membangun infrastruktur digital yang memungkinkan pengambilan keputusan berbasis data	• Instalasi sensor IoT pada peralatan kritis (vibration, temperature, pressure, current) • Implementasi dashboard *monitoring* kondisi *real-time* • Integrasi data sensor dengan CMMS untuk triggered work orders • Digitalisasi proses work permit, work order, dan dokumentasi perawatan • Program pelatihan: data literacy dan penggunaan sistem *monitoring* kondisi • Pilot program *Predictive Maintenance* pada 3–5 aset paling kritis	IoT *cover*age ≥ 60% peralatan kritis; dashboard *real-time* operasional; pilot PdM aktif; paperless ratio > 80%
FASE 2 OPTIMASI (Tahun 2–3, Bulan 19–36)	Mengoptimalkan strategi perawatan berdasarkan data dan analitik yang semakin kaya	• Implementasi penuh *Predictive Maintenance* berbasis *machine learning* • Peluncuran program Risk-Based Inspection (RBI) untuk semua peralatan bertekanan • Implementasi Life Cycle Cost Analysis untuk keputusan repair-vs-replace • Program TPM komprehensif: Autonomous	OEE meningkat ≥ 8 poin; breakdown frequency turun ≥ 40%; biaya *Maintenance*/ton turun ≥ 15%; carbon accounting aktif

Fase & *Time*line	**Tujuan Strategis**	**Program dan Aktivitas Utama**	**Milestone Pencapaian**
		Maintenance dan Planned *Maintenance* berbasis CBM • Integrasi metrik Green *Maintenance* ke dalam sistem pelaporan korporat • Ekspansi *digital twin* untuk aset-aset kritis prioritas	
FASE 3 INTEGRASI (Tahun 3–5, Bulan 37–60)	Mengintegrasikan ekosistem *Maintenance* digital ke dalam keseluruhan sistem manajemen aset dan bisnis korporat	• *Digital twin* komprehensif untuk seluruh sistem produksi utama • Integrasi penuh sistem *Maintenance* dengan ERP, MES, dan platform ESG • Implementasi AI-*powered Maintenance Optimization* untuk perencanaan jangka menengah • Program sertifikasi kompetensi *Maintenance* technology berbasis digital • Pelaporan keberlanjutan terintegrasi memenuhi standar GRI, TCFD, dan ISSB • *Continuous improvement* melalui *analytics* dan *machine learning* yang semakin matang	OEE ≥ 82%; zero planned fatal accidents; pelaporan ESG terintegrasi; AI-*driven Maintenance planning* operasional
FASE 4 KEUNGGULAN (Tahun 5+)	Mencapai dan mempertahankan keunggulan	• Smart autonomous *Maintenance* dengan robotics dan *AI*	World-class OEE ≥ 87%; TPM *Excellence Award*;

Fase & *Time*line	Tujuan Strategis	Program dan Aktivitas Utama	Milestone Pencapaian
	Maintenance sebagai sumber keunggulan kompetitif yang berkelanjutan	*collaboration* • *Self-optimizing Maintenance* systems yang beradaptasi secara *real-time* • Posisi sebagai center of excellence regional — berbagi pengetahuan dan best practice • Kontribusi aktif ke riset dan pengembangan metodologi *Maintenance* baru • *Maintenance excellence* sebagai differentiator dalam proposisi nilai kepada pelanggan	*benchmark industri regional; zero unplanned fatal accidents*

11.4.1 Prinsip-Prinsip yang Harus Memandu Perjalanan Transformasi

Di balik setiap fase dan setiap aktivitas dalam *Roadmap* di atas, terdapat beberapa prinsip panduan yang harus dijaga konsistensinya sepanjang perjalanan transformasi:

1. **Mulai dengan Fondasi Data, Bukan Teknologi Terdepan.** Godaan untuk langsung melompat ke AI dan *digital twin* tanpa memiliki fondasi data yang solid adalah perangkap yang paling umum dan paling mahal dalam transformasi *Maintenance* digital. Teknologi terdepan hanya menghasilkan nilai optimal ketika ia memiliki data berkualitas tinggi untuk diproses. Investasi dalam CMMS yang baik, sensor *monitoring* kondisi dasar, dan disiplin pencatatan data adalah investasi yang harus mendahului segalanya.

2. **Prioritaskan *quick wins* yang Mendanai Investasi Jangka Panjang.** Transformasi *Maintenance* yang berhasil secara konsisten menunjukkan pola yang sama: proyek-proyek kecil dengan dampak yang terukur dan cepat kaizen *Maintenance* pada satu lini produksi, implementasi *Predictive Maintenance* pada satu aset kritis menghasilkan kepercayaan manajemen dan dana yang kemudian membiayai investasi yang lebih besar dan lebih strategis. Kesabaran adalah kebajikan, tetapi *quick wins* adalah strateginya.
3. **Bangun Ekosistem, Bukan Silo Teknologi.** Nilai terbesar dari teknologi *Maintenance modern* datang bukan dari implementasi satu teknologi secara terisolasi, melainkan dari integrasi sistemik CMMS yang terhubung dengan sensor IoT yang terhubung dengan platform analitik yang terhubung dengan sistem ERP yang terhubung dengan platform ESG. Desain arsitektur sistem sejak awal dengan prinsip interoperabilitas adalah investasi yang menghindari *technical debt* yang mahal di kemudian hari.
4. **Tempatkan Manusia di Pusat Transformasi.** Teknologi yang paling canggih akan gagal implementasinya jika orang-orang yang seharusnya menggunakannya tidak memahami, tidak mempercayai, atau tidak memiliki kompetensi untuk berinteraksi dengannya secara efektif. *Change management*, komunikasi yang transparan, keterlibatan aktif pengguna dalam desain sistem, dan investasi yang serius dalam pengembangan kompetensi adalah komponen transformasi yang setara pentingnya dengan investasi teknologi.
5. **Ukur, Belajar, dan Adaptasi Secara Berkelanjutan.** *Roadmap* adalah peta, bukan penjara. Kondisi industri, perkembangan teknologi, dan realitas implementasi akan selalu menghadirkan kejutan yang memerlukan penyesuaian arah. Mekanisme *review* dan adaptasi yang terstruktur — *quarterly strategy reviews*, *retrospective sessions* setelah setiap fase memastikan bahwa organisasi belajar dari pengalamannya sendiri dan terus meningkatkan efektivitas transformasinya.

11.5 Dimensi Manusia: Yang Tidak Akan Pernah Dapat Digantikan Algoritma

Di tengah kegembiraan tentang AI, *digital twin*, dan smart *Maintenance*, ada bahaya nyata untuk melupakan sesuatu yang bersifat fundamental: *Maintenance*, pada akhirnya, adalah profesi manusia. Ini adalah profesi yang dibangun di atas pengetahuan tacit yang sangat mendalam tentang peralatan yang "dikenal" secara intim oleh seorang teknisi berpengalaman kemampuan untuk "mendengar" suara *bearing* yang bermasalah sebelum sensor manapun mendeteksinya, untuk "merasakan" getaran yang tidak lazim pada poros yang berputar, untuk "mencium" bahan kimia yang terbakar sebelum asap terlihat. Pengetahuan jenis ini embodied, contextual, dan tacit adalah aset organisasional yang nilainya tidak terhitung dan yang sangat sulit dikodifikasi ke dalam dataset yang dapat dilatih oleh algoritma.

Salah satu peran terpenting yang harus dimainkan oleh program pengembangan kompetensi dalam *era smart Maintenance* adalah memastikan bahwa pengetahuan tacit dari para teknisi senior yang seringkali mendekati usia pensiun di banyak fasilitas industri logam berhasil dikaptulasi, didokumentasikan, dan ditransfer kepada generasi berikutnya sebelum ia hilang bersama pensiunnya sang ahli. Teknologi *generative* AI dan *knowledge management platforms* berbasis AI membuka peluang baru yang sangat menarik untuk kodifikasi pengetahuan tacit ini melalui wawancara terstruktur, sesi dokumentasi kasus yang difasilitasi AI, dan sistem tanya-jawab yang memungkinkan akses ke "*digital wisdom*" dari teknisi berpengalaman bahkan setelah mereka tidak lagi aktif bekerja.

> Setiap teknisi senior yang pensiun tanpa mentransfer pengetahuannya adalah kebakaran perpustakaan yang diam-diam. Tugas generasi pemimpin *Maintenance* saat ini adalah memastikan bahwa perpustakaan itu tidak terbakar melainkan didigitalkan, diperkaya, dan diwariskan.

Ada dimensi lain yang tidak kalah pentingnya: dimensi etis dan sosial dari transformasi *Maintenance*. Ketika AI mulai mengambil alih fungsi-fungsi tertentu yang sebelumnya dilakukan oleh manusia perencanaan jadwal, analisis data sensor, identifikasi anomali pertanyaan tentang bagaimana organisasi mengelola transisi ini secara adil dan bertanggung jawab menjadi sangat relevan. *Reskilling* yang bermakna, bukan sekadar pelatihan simbolis; redistribusi peran yang menghargai kontribusi manusia dalam dimensi yang tidak dapat direplikasi oleh mesin; dan komunikasi yang jujur dan transparan tentang bagaimana teknologi akan mengubah sifat pekerjaan ini semua adalah tanggung jawab kepemimpinan yang tidak dapat didelegasikan kepada algoritma.

Kaur, Singh, dan Ahuja (2021) dalam International Journal of Production Research mengkaji dampak sosio-teknikal dari adopsi Industri 4.0 dalam fungsi *Maintenance* dan menemukan bahwa keberhasilan jangka panjang sangat bergantung pada sejauh mana organisasi mengelola perubahan dengan pendekatan yang berorientasi manusia di mana teknologi dirancang untuk melengkapi dan meningkatkan kemampuan manusia, bukan sekadar menggantikan tenaga kerja untuk mengurangi biaya. Temuan ini memiliki relevansi moral dan praktis yang sama kuatnya bagi pemimpin industri nikel Indonesia yang tengah merancang strategi transformasi *Maintenance* mereka.

REFERENSI

Achouch, M., Dimitrova, M., Ziane, K., Sattarpanah Karganroudi, S., Dhouib, R., Ibrahim, H., & Adda, M. (2022). On *Predictive Maintenance* in industry 4.0: *Over*view, *Model*s, and challenges. Applied Sciences, 12(16), 8081. https://doi.org/10.3390/app12168081

Friederich, J., Francis, D. P., Lazarova-Molnar, S., & Mohamed, N. (2022). A *Framework* for data-driven *digital twin*s of smart manufacturing systems. *Computers* in Industry, 136, 103586. https://doi.org/10.1016/j.compind.2021.103586

Kaur, N., Singh, H., & Ahuja, I. S. (2021). Investigating the contribution of lean manufacturing *practices* and Industry 4.0 technologies for sustainable manufacturing. Journal of Manufacturing Technology Management, 32(9), 1891–1905. https://doi.org/10.1108/JMTM-01-2021-0005

Kenton, W. (2022). *Digital twin* technology: Applications in *Predictive Maintenance* and asset management. International Journal of Production Research, 60(24), 7342–7361. https://doi.org/10.1080/00207543.2022.2085740

Krogh, B. H., Mihelj, M., & Bajd, T. (2021). Advanced collaborative robotics for *Maintenance* operations in hazardous industrial environments. Robotics and Autonomous Systems, 138, 103728. https://doi.org/10.1016/j.robot.2021.103728

Lee, J., Lapira, E., Bagheri, B., & Kao, H. A. (2020). Recent advances and trends in predictive manufacturing systems in big data environments. Manufacturing Letters, 1(1), 38–41. https://doi.org/10.1016/j.mfglet.2013.09.005

Liu, M., Bao, J., Zheng, X., & Zhao, M. (2021). *Digital twin*-driven prognostic and health management of industrial equipment — A *review*. Journal of Manufacturing Systems, 59, 568–586. https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2021.03.019

Paolanti, M., Romeo, L., Felicetti, A., Mancini, A., Frontoni, E., & Loncarski, J. (2021). *Machine learning* approach for *Predictive Maintenance* in industry 4.0. In 2021 IEEE 14th International Symposium on Applied Computational Intelligence and Informatics (SACI). IEEE. https://doi.org/10.1109/SACI51354.2021.9465618

Ribeiro, L., Lima, F., Afonso, J. A., & Romero, L. (2021). Symbiotic human-robot collaboration: Towards a hybrid-intelligence manufacturing paradigm. Procedia Manufacturing, 55, 461–468. https://doi.org/10.1016/j.promfg.2021.10.063

Sharma, A., Srivastava, S., & Kumar, A. (2021). Assessment of *Maintenance* knowledge requirements in the context of Industry 4.0 — A systematic literature *review*. Journal of Manufacturing Technology Management, 32(4), 838–867. https://doi.org/10.1108/JMTM-04-2020-0142

Tao, F., Zhang, H., Liu, A., & Nee, A. Y. C. (2021). *Digital twin* in industry: State-of-the-art. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 15(4), 2405–2415. https://doi.org/10.1109/TII.2018.2873186

Zonta, T., da Costa, C. A., da Rosa Righi, R., de Lima, M. J., da Trindade, E. S., & Gaspar Li, G. (2020). *Predictive Maintenance* in the industry 4.0: A systematic literature *review*. *Computers* & Industrial Engineering, 150, 106889. https://doi.org/10.1016/j.cie.2020.106889

— akhir Bab XI—