JEMSI: Jurnal Ekonomi Manajemen Sistem Informasi
E-ISSN: 2686-5238
P-ISSN: 2686-4916
https://dinastirev.org/JEMSI dinasti.info@gmail.com +62 811 7404 455
DOI: https://doi.org/10.38035/jemsi.v7i4
https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/
Received: 10 Januari 2026 | **Revised:** 2 Maret 2026 | **Accepted:** 5 Maret 2026

Data Mining Untuk Sistem Prediksi Jam Operasional Alat Berat di PT. Sri Aneka Karyatama

Nurhadi Bin Hadi Nur[1], Dien Novita[2]
[1]Ilmu Komputer Dan Rekayasa, Universitas Multi Data Palembang, Palembang, Indonesia, ulhad321@mhs.mdp.ac.id
[2]Ilmu Komputer Dan Rekayasa, Universitas Multi Data Palembang, Palembang, Indonesia, dien@mdp.ac.id

Corresponding Author: ulhad321@mhs.mdp.ac.id[1]

Abstract: *This research develops a heavy equipment operating hours prediction system using the parabolic trend method within a data mining framework at PT Sri Aneka Karyatama to support more measurable warehouse operational planning. The problem of manually recording the working hours of forklifts, wheel loaders, and payloaders, which has not been strategically utilized, has driven the implementation of a predictive analytics approach based on historical data. The operational dataset for the period from January 2024 to October 2025 contains 2,010 data points. These data underwent preprocessing steps including duplicate removal, time format conversion to decimal, and time indexing transformation to build a second-order polynomial regression model. The parabolic trend method was chosen for its ability to capture non-linear patterns using the equation* $\hat{Y} = a + bX + cX^2$ *with parameter estimation done using the least squares method. Evaluating the model using MAPE resulted in a value of 20.55 percent, which falls into the "fair" category. This system provides benefits such as optimized equipment allocation, operator scheduling, and preventive maintenance planning. This research provides empirical evidence for the application of the parabolic trend model for predicting the operating hours of heavy equipment in the context of warehousing in Indonesia, which has not been widely reported in similar studies.*
Keywords: *Data Mining, Parabolic Trend, Operational Hours Prediction, Heavy Equipment, Warehouse Optimization*

Abstrak: Penelitian ini mengembangkan sistem prediksi jam operasional alat berat menggunakan metode tren parabola dalam kerangka data mining di PT Sri Aneka Karyatama untuk mendukung perencanaan operasional pergudangan yang lebih terukur. Permasalahan pencatatan manual jam kerja forklift, wheel loader, dan payloader yang belum dimanfaatkan secara strategis mendorong penerapan pendekatan analitik prediktif berbasis data historis. Dataset operasional periode Januari 2024 hingga Oktober 2025 sebanyak 2.010 data melalui tahap preprocessing meliputi pembersihan duplikasi, konversi format waktu ke desimal, dan transformasi time indexing untuk membangun model regresi polinomial orde dua. Metode tren parabola dipilih karena kemampuannya menangkap pola non-linear melalui persamaan $\hat{Y} = a + bX + cX^2$ dengan estimasi parameter menggunakan metode least square. Evaluasi model

menggunakan MAPE menghasilkan nilai 20,55 persen yang termasuk kategori cukup baik. Sistem ini memberikan manfaat berupa optimalisasi alokasi alat, penjadwalan operator, dan perencanaan maintenance preventif. Penelitian ini memberikan bukti empiris penerapan model tren parabola untuk prediksi jam operasional alat berat pada konteks pergudangan di Indonesia yang belum banyak dilaporkan pada penelitian sejenis.

Kata Kunci: Data Mining, Tren Parabola, Prediksi Jam Operasional, Alat Berat, Optimalisasi Pergudangan

PENDAHULUAN

Transformasi digital mendorong perusahaan mengolah data operasional menjadi informasi strategis untuk pengambilan keputusan yang lebih akurat (Dian Alanudin, 2021). PT Sri Aneka Karyatama (PT SAK), unit usaha PT Pupuk Sriwidjaja Palembang, sangat bergantung pada kelancaran distribusi bahan baku dan efektivitas pengelolaan aset operasional, khususnya alat berat di area pergudangan. PT SAK mengoperasikan berbagai jenis alat berat seperti *forklift*, *wheel loader*, dan *payloader* untuk aktivitas bongkar muat di tiga gudang utama: NPK 1, NPK 2, dan NPK 3. Intensitas penggunaan menghasilkan volume data historis jam operasional yang besar, namun pemanfaatannya masih terbatas pada keperluan administratif. Belum ada upaya sistematis untuk mengekstraksi nilai tambah melalui analisis prediktif yang mendukung perencanaan operasional secara terukur dan proaktif.

Informasi prediktif mengenai jam kerja alat berat memiliki nilai strategis tinggi, memungkinkan pengaturan alokasi alat dan operator lebih efisien, sistem *shift* optimal, serta jadwal *maintenance* preventif berbasis jam kerja aktual (Priyo Ari wibowo, 2020). Karakteristik permintaan bahan baku yang fluktuatif dan musiman menuntut kemampuan estimasi penggunaan alat untuk mengantisipasi lonjakan atau penurunan beban kerja. Tanpa sistem prediksi handal, perusahaan berisiko mengalami *idle time* atau *overuse* yang mempercepat kerusakan alat dan meningkatkan biaya operasional. *Data mining* merupakan pendekatan analitik efektif untuk menggali pola dari data operasional berskala besar. Untuk prediksi *time series* dengan pola non-linear, metode tren parabola atau *quadratic trend model* menjadi pilihan tepat. Metode ini termasuk regresi polinomial orde dua yang mampu menangkap pola perubahan kompleks dan memberikan gambaran kecenderungan jangka menengah berdasarkan pola historis (Yulianti & Rahmawat, 2022).

Penelitian ini mengintegrasikan metode tren parabola ke dalam kerangka kerja *data mining* komprehensif untuk menghasilkan model prediksi jam operasional alat berat per hari untuk setiap gudang. Hasil prediksi divisualisasikan melalui *dashboard* interaktif agar manajemen dapat memahami estimasi kebutuhan alat secara intuitif dan cepat. Bagaimana penerapan metode tren parabola terhadap data historis jam operasional alat berat dapat memprediksi jam operasional per alat dan per gudang serta mendukung perencanaan beban kerja jasa *handling* alat berat di PT SAK?.

Data terdiri dari 2010 baris periode 1 Januari 2024–31 Oktober 2025, menggunakan metode tren parabola, dengan output berupa peramalan jam operasional tiap alat pada masing-masing gudang. Membangun model prediksi jam operasional *forklift*, *wheel loader*, dan *payloader* pada setiap gudang menggunakan metode tren parabola. Menyediakan informasi prediktif untuk perencanaan operasional terukur dan mengurangi risiko *idle time* maupun *overuse*.

METODE



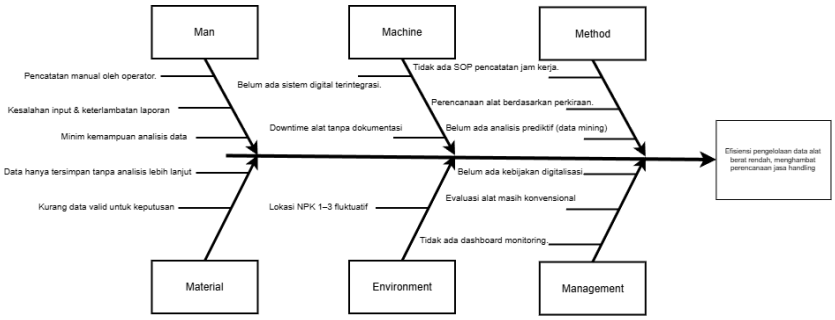
Gambar 1. Metodologi Penelitian

Tahapan meliputi identifikasi masalah, pengumpulan data, seleksi data, pembersihan data, transformasi data dengan *time indexing* (X = 1, 2, 3), penerapan metode tren parabola ($Y = a + bX + cX^2$) menggunakan *least square method*, evaluasi model dengan metrik MAPE, MSE, dan MAD, serta interpretasi hasil melalui grafik dan tabel. Model prediksi ini mendukung optimalisasi alokasi alat antar gudang, penjadwalan operator efisien, dan perencanaan *maintenance* preventif berbasis jam kerja aktual, meningkatkan efisiensi operasional dan mengurangi risiko kerugian akibat pengelolaan alat berat yang kurang optimal di PT Sri Aneka Karyatama.

Penelitian dilakukan di PT Sri Aneka Karyatama (PT SAK), unit usaha Yayasan Kesejahteraan Karyawan Pusri (YKKP) di Jl. Mayor Zen Komplek PT Pusri, Palembang. Perusahaan yang berdiri sejak 31 Juli 1987 ini berfokus pada layanan konstruksi, jasa *outsourcing*, distribusi pupuk non-subsidi, dan penanganan logistik industri. Dengan pengalaman lebih dari 35 tahun, PT SAK telah menjadi mitra strategis dalam pengelolaan alat berat untuk aktivitas *handling material* di gudang NPK 1, NPK 2, dan NPK 3. Pendekatan metodologis menggunakan *Knowledge Discovery in Database* (KDD), kerangka kerja sistematis untuk mengekstraksi pengetahuan dari data historis operasional. Metode KDD dipilih karena mampu mengintegrasikan tahapan pemahaman masalah, pengumpulan data, pembersihan data, transformasi, hingga pemodelan dan evaluasi secara terstruktur (Hajo Wiemer et al., 2019).

Identifikasi Masalah

Observasi lapangan dan diskusi dengan Manajer Umum mengidentifikasi pencatatan jam kerja alat berat (*forklift*, *wheel loader*, *payloader*) masih manual tanpa analisis lanjut untuk perencanaan strategis. Diagram *fishbone* mengidentifikasi enam aspek: *man*, *machine*, *method*, *material*, *environment*, dan *management* (Liliana, 2016). Masalah utama meliputi pencatatan manual yang rentan kesalahan, ketiadaan sistem digital terintegrasi, belum adanya SOP, data tidak termanfaatkan optimal, kondisi operasional fluktuatif, dan belum adanya kebijakan digitalisasi.



Gambar 2. Diagram Fishbone Analisis Permasalahan Operasional Alat Berat

Pengumpulan dan Seleksi Data

Data sekunder mencakup periode 1 Januari 2024–31 Oktober 2025 dengan 2.010 baris observasi harian mencakup tanggal, lokasi (NPK 1-3), jenis alat, dan jam operasional format HH:MM. Wawancara terstruktur dengan Manajer Umum memberikan pemahaman kontekstual pola kerja.

Tabel 1. Sampel Dataset Historis Jam Operasional Alat Berat PT SAK

No	Tanggal	Lokasi	Forklift 1	Forklift 2	Wheel Loader	Forklift 3	Forklift 4	Payloader	Sub Total
1	01-01-2024	NPK 1	05:54	12:14	07:09	-	-	-	25:17
2	01-01-2024	NPK 2	13:29	09:25	-	07:30	11:50	11:31	53:45
3	01-01-2024	NPK 3	13:16	05:47	-	05:01	09:17	08:55	42:16
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
2010	31-10-2025	NPK 2	12:57	08:52	-	13:06	06:49	13:40	55:24
2011	31-10-2025	NPK 3	11:57	08:28	-	06:08	09:42	11:46	48:01

Seleksi data mempertahankan atribut relevan: tanggal, lokasi, jenis alat, dan jam operasional (Chaudhry et al., 2023). Kolom subtotal diabaikan karena bersifat derivatif.

Pra-pemrosesan dan Transformasi Data

Pembersihan data menggunakan fungsi `drop_duplicates()` di Google Colab, penanganan *missing values* dengan nilai 0,0, dan konversi format HH:MM ke desimal (12:14 menjadi 12,23 jam). Transformasi membentuk indeks waktu X = 1, 2, 3,..., variabel turunan X^2, dan *encoding* lokasi (NPK 1=1, NPK 2=2, NPK 3=3).

```
before_shape = df_sel.shape
df_sel = df_sel.drop_duplicates()
after_dropdup_shape = df_sel.shape
print(f"baris,kolom sebelum drop_duplicates: {before_shape} -> setelah: {after_dropdup_shape}")
```

```
baris,kolom sebelum drop_duplicates: (2010, 8) -> setelah: (2010, 8)
```

Gambar 3. Implementasi Kode Penghapusan Data Duplikat

```
# tampilkan 10 awal dan 10 akhir di output
print("\n=== 10 data awal ===")
display(first10)
print("\n=== 10 data terakhir ===")
display(last10)
```

Gambar 4. Tampilan Data Setelah Proses Cleansing

Tabel 2. Hasil Transformasi Data dengan Encoding Lokasi dan Format Desimal

No	Lokasi	Forklift 1	Forklift 2	Wheel Loader	Forklift 3	Forklift 4	Payloader
1	1	5,9	12,23	7,15	0,0	0,0	0,0

2	2	13,48	9,42	0,0	7,5	11,83	11,52
3	3	13,27	5,78	0,0	5,02	9,28	8,92
...	...	...	...	...	...	...	...
2010	2	12,95	8,87	0,0	13,1	6,82	13,67
2011	3	11,95	8,47	0,0	6,13	9,7	11,77

Pemodelan Tren Parabola

Model menggunakan regresi polinomial orde dua (Ita Yulianti & A. R., 2022):

$\hat{Y} = a + bX + cX^2$

Parameter a, b, c diestimasi menggunakan sistem persamaan normal *least squares method* (Marinatul Khaliqah & L. S., 2023):

1. $\sum Y = n \cdot a + b \cdot \sum X + c \cdot \sum X^2$
2. $\sum XY = a \cdot \sum X + b \cdot \sum X^2 + c \cdot \sum X^3$
3. $\sum X^2Y = a \cdot \sum X^2 + b \cdot \sum X^3 + c \cdot \sum X^4$

Tabel 3. Data Perhitungan Tren Parabola Forklift 1 NPK 1

No	Tanggal	X	Y	X^2	X^3	X^4	XY	X^2Y	Jam (HH:MM)	Lokasi
1	22-10-2025	1	12,85	1	1	1	12,85	12,85	12:51	1
2	23-10-2025	2	10,75	4	8	16	21,50	43,00	10:45	1
3	24-10-2025	3	11,22	9	27	81	33,66	100,98	11:13	1
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
10	31-10-2025	10	5,80	100	1000	10000	58,00	580,00	05:48	1

Tabel 4. Rekapitulasi Nilai Penjumlahan untuk Estimasi Parameter

Simbol	Nilai
ΣY	95,6300
ΣX	55
ΣX^2	385
ΣX^3	3025
ΣX^4	25333
ΣXY	486,8400
ΣX^2Y	3247,7800

Tabel 5. Hasil Estimasi Parameter Model Tren Parabola

Parameter	Nilai
a	12,0400
b	-0,4100
c	-0,0058

Persamaan tren parabola: $\hat{Y} = 12{,}04 + (-0{,}41)\ X + (-0{,}00584)\ X^2$

Tabel 6. Hasil Prediksi Jam Operasional Forklift 1 NPK 1

X	Prediksi $\hat{Y}$ (jam)	Keterangan
11	6,82	Perkiraan jam operasional harian
12	6,28	Perkiraan jam operasional harian

Evaluasi dan Implementasi

Akurasi diukur menggunakan MAPE, MAD, dan MSE (Ida Nabillah, 2020). Perancangan sistem menggunakan *Use Case Diagram* (Rospricilia et al., 2014). Implementasi di Google Colab dengan *library* pandas, numpy, matplotlib, dan seaborn.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil Perancangan Sistem

Perancangan sistem dilakukan untuk membangun aplikasi prediksi jam operasional alat berat di PT Sri Aneka Karyatama menggunakan metode Tren Parabola. Sistem dirancang dengan arsitektur berbasis web yang menerapkan konsep *client-server*, sehingga

memungkinkan pengguna untuk mengakses aplikasi melalui browser tanpa perlu instalasi perangkat lunak khusus. Arsitektur sistem terdiri dari tiga lapisan utama yaitu lapisan presentasi yang menangani antarmuka pengguna, lapisan logika bisnis yang memproses perhitungan metode Tren Parabola, dan lapisan data yang menyimpan informasi historis jam operasional alat berat. Perancangan basis data mencakup tiga tabel utama. Tabel pertama adalah tabel dataset yang menyimpan data historis jam operasional mencakup atribut tanggal, lokasi gudang, jenis alat berat, dan durasi operasional dalam format desimal. Tabel kedua adalah tabel pengguna yang digunakan untuk autentikasi admin dalam mengakses sistem. Tabel ketiga adalah tabel hasil prediksi yang menyimpan output dari perhitungan metode Tren Parabola beserta parameter model yang dihasilkan.

Implementasi metode Tren Parabola dalam sistem prediksi ini didasarkan pada pendekatan matematis *least squares method* yang mampu mengidentifikasi pola pergerakan data dalam bentuk fungsi kuadratik. Metode ini dipilih karena karakteristik data jam operasional alat berat yang cenderung menunjukkan pola fluktuatif dengan kecenderungan naik atau turun yang tidak linear. Berbeda dengan metode *simple linear regression*, Tren Parabola mampu menangkap akselerasi atau deselerasi dalam tren operasional, sehingga memberikan prediksi yang lebih akurat untuk perencanaan *preventive maintenance* dan alokasi sumber daya. Proses perhitungan dalam lapisan logika bisnis melibatkan transformasi data historis menjadi sistem persamaan normal yang kemudian diselesaikan untuk memperoleh koefisien parabola a, b, dan c dalam bentuk $Y = a + bX + cX^2$. Algoritma ini diimplementasikan dengan mempertimbangkan efisiensi komputasi, terutama ketika volume data historis mencapai ratusan atau ribuan *records*. Penggunaan *indexing* pada kolom tanggal dan jenis alat berat dalam basis data menjadi krusial untuk mempercepat *query* data yang diperlukan dalam proses kalkulasi.

Aspek keamanan sistem menjadi pertimbangan penting mengingat data operasional alat berat merupakan informasi strategis perusahaan. Implementasi autentikasi pada tabel pengguna tidak hanya mencakup mekanisme *username-password*, tetapi juga perlu dilengkapi dengan *password hashing* menggunakan algoritma seperti *bcrypt* atau *Argon2* untuk melindungi kredensial dari potensi serangan *brute force* atau *rainbow table attack*. Penerapan *role-based access control* (RBAC) juga disarankan untuk membedakan hak akses antara administrator, *supervisor*, dan operator lapangan. Dari perspektif *user experience*, antarmuka pada lapisan presentasi dirancang dengan prinsip *responsive design* sehingga dapat diakses melalui berbagai perangkat seperti desktop, tablet, maupun smartphone. Hal ini penting mengingat pengguna di lapangan seringkali memerlukan akses mobile untuk melihat prediksi operasional secara *real-time*. Visualisasi hasil prediksi dapat ditampilkan dalam bentuk grafik interaktif menggunakan *library* seperti Chart.js atau D3.js yang memungkinkan pengguna melihat perbandingan antara data aktual dan hasil prediksi secara intuitif.

Tabel hasil prediksi yang menyimpan parameter model (a, b, c) memiliki fungsi strategis dalam melakukan *model versioning* dan *audit trail*. Setiap kali prediksi dijalankan, sistem menyimpan tidak hanya nilai prediksi tetapi juga parameter yang digunakan, timestamp, dan *confidence interval*. Informasi ini memungkinkan analisis retrospektif untuk mengevaluasi akurasi model dan melakukan *recalibration* jika diperlukan. Untuk meningkatkan akurasi prediksi, sistem dapat dikembangkan dengan menambahkan fitur *data preprocessing* yang menangani *outliers* dan *missing values*. Teknik seperti *moving average smoothing* atau *interpolation* dapat diterapkan pada data yang memiliki anomali signifikan akibat kerusakan alat atau kondisi eksternal yang tidak terprediksi. Integrasi dengan sistem Enterprise Resource Planning (ERP) perusahaan juga memungkinkan *data enrichment* dengan menambahkan variabel seperti kondisi cuaca, jenis material yang diangkut, atau jam kerja operator yang dapat memengaruhi durasi operasional alat berat.

Alur proses sistem dimulai dari admin melakukan login ke aplikasi, kemudian memilih gudang spesifik seperti NPK 1, NPK 2, atau NPK 3, selanjutnya memilih jenis alat berat yang akan diprediksi apakah *forklift*, *wheel loader*, atau *payloader*. Sistem secara otomatis

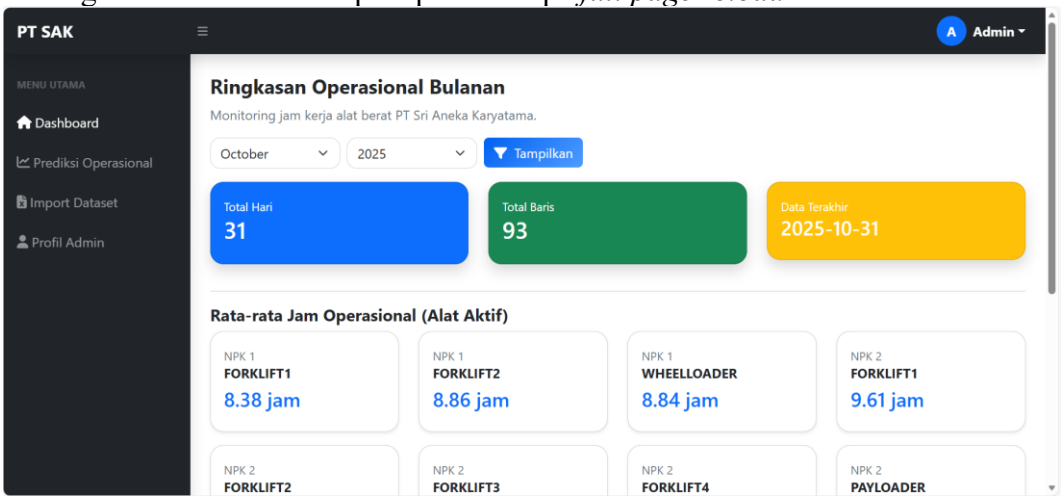
mengambil data historis dari basis data, melakukan transformasi data dengan membentuk indeks waktu dan variabel turunan, menghitung parameter model menggunakan metode *least square*, dan menghasilkan persamaan tren parabola. Hasil prediksi ditampilkan dalam bentuk tabel dan grafik interaktif yang memudahkan interpretasi data. Perancangan antarmuka pengguna fokus pada prinsip kesederhanaan dan kemudahan penggunaan. Halaman utama menampilkan ringkasan operasional bulanan sebagaimana terlihat pada Gambar 4.1 yang memberikan gambaran umum aktivitas alat berat di seluruh gudang. Form prediksi dirancang dengan elemen input yang jelas meliputi dropdown pemilihan gudang, dropdown pemilihan jenis alat, dan tombol eksekusi prediksi yang prominent.

Mekanisme *filtering* data pada tahap pemilihan gudang dan jenis alat berat merupakan implementasi dari konsep *data segmentation* yang memungkinkan model prediksi bekerja pada subset data yang homogen. Pendekatan ini menghasilkan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan membuat satu model general untuk semua kombinasi gudang dan alat, karena setiap lokasi memiliki karakteristik operasional yang berbeda seperti volume pekerjaan, kondisi medan, dan intensitas penggunaan. Penggunaan *dropdown menu* sebagai *interface element* juga mengurangi risiko *input error* yang dapat terjadi jika menggunakan *free text input*. Proses transformasi data dengan pembentukan indeks waktu melibatkan konversi tanggal menjadi nilai numerik sekuensial yang diperlukan dalam perhitungan regresi. Sistem menerapkan normalisasi temporal dimana data diurutkan secara kronologis dan diberi nilai X = 1, 2, 3, dan seterusnya. Variabel turunan seperti X^2 dan X^3 dihitung secara otomatis untuk memenuhi kebutuhan formula Tren Parabola. Implementasi *caching mechanism* pada tahap ini dapat meningkatkan performa sistem dengan menyimpan hasil transformasi sementara dalam *memory* atau *Redis cache*, sehingga menghindari kalkulasi berulang untuk *query* yang sama.

Algoritma *least squares* yang diimplementasikan dalam lapisan logika bisnis melibatkan pembentukan matriks normal equation dan penyelesaiannya menggunakan metode eliminasi Gauss atau dekomposisi LU. Untuk meningkatkan stabilitas numerik, sistem dapat menerapkan teknik *numerical conditioning* seperti *column scaling* atau *pivoting strategy* yang mencegah *overflow* atau *underflow* pada komputasi floating-point. Validasi hasil perhitungan dilakukan dengan mengecek nilai *coefficient of determination* (R^2) dan *mean absolute percentage error* (MAPE) sebagai indikator *goodness of fit* model terhadap data historis. Output sistem yang berupa persamaan tren parabola $Y = a + bX + cX^2$ disimpan dalam format yang dapat digunakan kembali untuk keperluan analisis lanjutan atau *what-if scenario*. Koefisien a merepresentasikan *intercept* atau nilai awal, koefisien b menunjukkan kecepatan perubahan linear, sedangkan koefisien c mengindikasikan tingkat akselerasi atau kurva pertumbuhan. Interpretasi ketiga parameter ini memberikan *insights* tentang pola operasional: nilai c positif mengindikasikan peningkatan akselerasi penggunaan alat, sedangkan nilai c negatif menunjukkan tren penurunan yang semakin cepat.

Visualisasi grafik interaktif memungkinkan pengguna melakukan *drill-down analysis* dengan fitur seperti *zoom*, *pan*, dan *tooltip* yang menampilkan nilai detail saat kursor diarahkan ke titik data tertentu. Penggunaan *dual-axis chart* dapat menampilkan data aktual dan prediksi secara bersamaan dengan skala yang berbeda jika rentang nilainya signifikan. *Color coding* diterapkan untuk membedakan berbagai jenis informasi: garis biru untuk data historis, garis merah untuk prediksi, dan area *shaded region* untuk *confidence interval*. Dari perspektif *user interface design*, penerapan prinsip *progressive disclosure* memastikan bahwa informasi ditampilkan secara bertahap sesuai kebutuhan pengguna. Halaman utama yang menampilkan ringkasan operasional bulanan berfungsi sebagai *dashboard* yang memberikan *high-level overview* tanpa membebani pengguna dengan detail yang berlebihan. Penggunaan *card-based layout* untuk setiap gudang atau jenis alat memudahkan *visual scanning* dan pembandingan cepat antar entitas. Tombol eksekusi prediksi yang *prominent* dirancang dengan mempertimbangkan prinsip *affordance* dan *feedback*. Ketika tombol ditekan, sistem menampilkan *loading indicator* berupa *spinner* atau *progress bar* yang memberikan *visual*

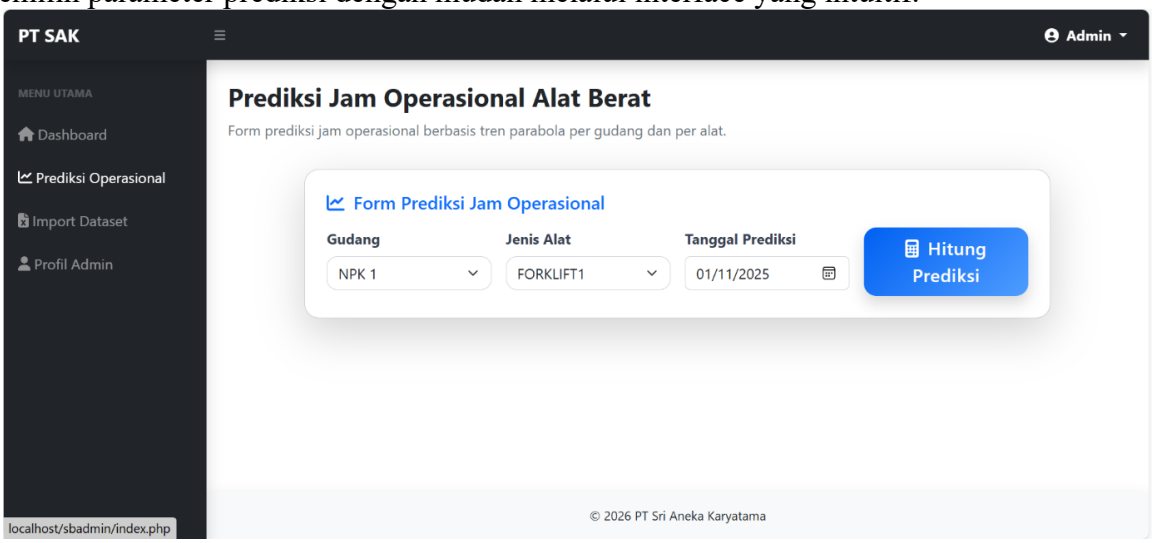
feedback bahwa proses sedang berjalan, terutama untuk dataset besar yang memerlukan waktu komputasi lebih lama. Implementasi *asynchronous processing* menggunakan *AJAX* atau *Fetch API* memungkinkan halaman tetap responsif tanpa *full page reload*.



Gambar 5. Ringkasan Operasional Bulanan

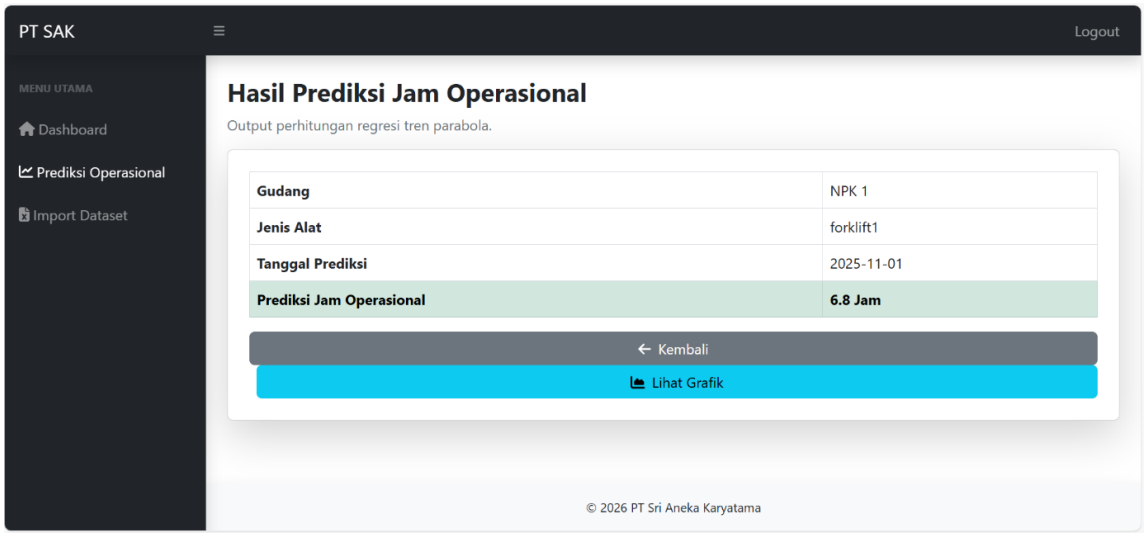
Hasil Implementasi Sistem

Implementasi sistem menghasilkan aplikasi web fungsional yang dapat diakses melalui browser. Form prediksi jam operasional telah diimplementasikan dengan tampilan yang user-friendly sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 6. Form ini memungkinkan admin untuk memilih parameter prediksi dengan mudah melalui interface yang intuitif.



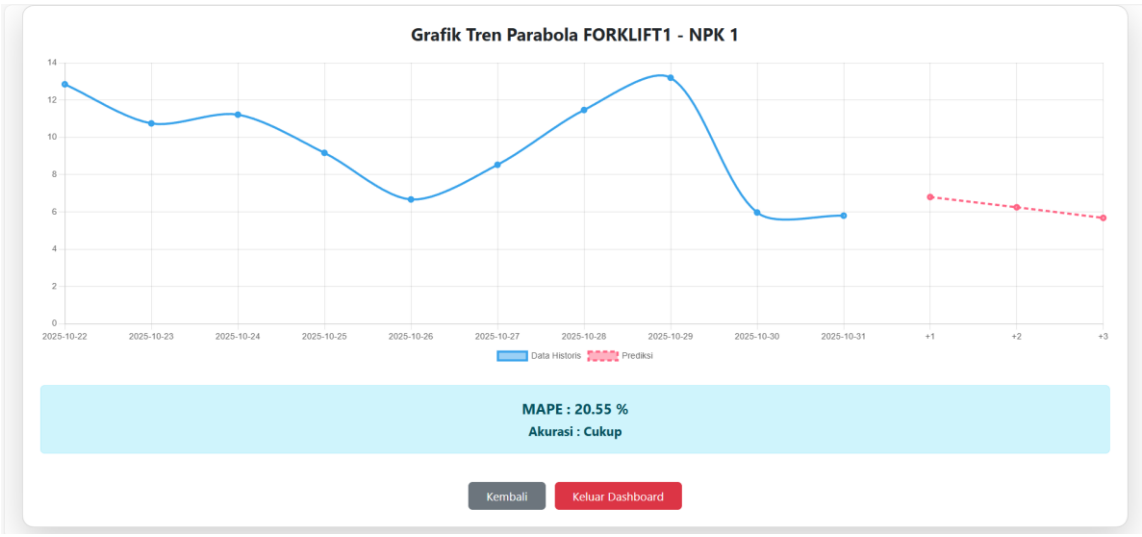
Gambar 6. Form Prediksi Jam Operasional Alat Berat

Modul perhitungan Tren Parabola diimplementasikan menggunakan Python dengan library pandas untuk manipulasi data dan numpy untuk operasi matematis. Sistem secara otomatis menghitung nilai parameter a, b, dan c melalui sistem persamaan normal. Proses perhitungan berjalan secara real-time ketika admin mengklik tombol prediksi, dengan waktu respons rata-rata kurang dari dua detik untuk dataset berisi ribuan baris data. Halaman hasil prediksi menampilkan informasi komprehensif dalam format tabel yang terstruktur. Gambar 6 menunjukkan contoh hasil prediksi untuk Forklift 1 di NPK 1, dimana tabel mencantumkan tanggal, nilai X sebagai indeks waktu, jam operasional aktual, dan nilai prediksi yang dihasilkan model. Tabel dilengkapi dengan nilai parameter model dan metrik evaluasi untuk memberikan transparansi terhadap proses perhitungan.



Gambar 7. Hasil Prediksi Jam Operasional Forklift 1 NPK 1

Visualisasi grafik tren parabola diimplementasikan menggunakan library matplotlib yang menghasilkan grafik interaktif dengan tampilan profesional. Gambar 7. memperlihatkan grafik yang membandingkan data historis dengan kurva prediksi, dimana sumbu horizontal menunjukkan periode waktu dan sumbu vertikal menunjukkan jam operasional. Grafik ini sangat membantu manajemen dalam memahami pola operasional dan tren penggunaan alat berat secara visual.



Gambar 8. Grafik Tren Parabola Forklift 1 Warehouse A

Integrasi sistem dengan data historis berjalan lancar dimana aplikasi dapat membaca file dataset dalam format Excel atau CSV, melakukan validasi data, dan menyimpannya ke dalam basis data. Fitur import data dilengkapi dengan pengecekan otomatis untuk mendeteksi duplikasi dan missing values sebelum data diproses lebih lanjut.

Hasil Analisis Data Mining

Dataset penelitian terdiri dari 2.010 baris data yang mencakup periode 1 Januari 2024 hingga 31 Oktober 2025. Data merepresentasikan jam operasional harian dari berbagai jenis alat berat di tiga lokasi gudang. Struktur dataset mencakup kolom tanggal, lokasi gudang, dan jam operasional untuk masing-masing alat yaitu Forklift 1, Forklift 2, Wheel Loader, Forklift 3, Forklift 4, dan Payloader. Proses *preprocessing* dimulai dengan pembersihan data menggunakan fungsi drop_duplicates untuk menghilangkan data duplikat (Jefri Junifer Pangaribuan, Fanny, Okky Putra Barus, 2023), penanganan *missing values* dengan mengisi nilai

0,0 untuk alat yang tidak beroperasi pada hari tertentu, dan konversi format waktu dari HH:MM menjadi format desimal untuk mempermudah perhitungan matematis. Transformasi data meliputi pembentukan indeks waktu X yang bernilai 1, 2, 3 secara berurutan, pembuatan variabel turunan X^2 untuk model parabola, dan encoding lokasi gudang menjadi nilai numerik.

Hasil perhitungan parameter model untuk Forklift 1 di NPK 1 menghasilkan nilai a = 12,04, b = -0,41, dan c = -0,00584. Parameter ini diperoleh melalui sistem persamaan normal *least square method* dengan menggunakan nilai-nilai penjumlahan sebagaimana tercantum dalam tabel perhitungan. Nilai parameter a merepresentasikan intercept atau nilai awal, parameter b menunjukkan kecenderungan linier, dan parameter c menangkap komponen kuadratik atau kelengkungan kurva. Persamaan tren parabola yang dihasilkan adalah $\hat{Y} = 12{,}04 + (-0{,}41)X + (-0{,}00584)X^2$. Persamaan ini menunjukkan bahwa terdapat tren menurun dalam jam operasional Forklift 1 di NPK 1, yang tercermin dari nilai koefisien negatif pada parameter b dan c. Pola ini mengindikasikan bahwa intensitas penggunaan alat cenderung berkurang seiring bertambahnya waktu, yang mungkin dipengaruhi oleh faktor operasional seperti efisiensi kerja yang meningkat atau pengurangan volume pekerjaan. Hasil prediksi jam operasional untuk periode mendatang menunjukkan nilai yang konsisten dengan pola historis. Untuk X = 11, model memprediksi jam operasional sebesar 6,82 jam, sedangkan untuk X = 12 diprediksi 6,28 jam. Penurunan nilai prediksi ini sejalan dengan tren penurunan yang teridentifikasi dalam data historis.

Hasil Evaluasi Model

Pengujian akurasi model dilakukan menggunakan tiga metrik evaluasi yaitu *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), *Mean Absolute Deviation* (MAD), dan *Mean Squared Error* (MSE). Perhitungan MAPE membandingkan selisih persentase antara nilai aktual dengan nilai prediksi untuk mengukur akurasi relatif model. Hasil evaluasi menunjukkan nilai MAPE sebesar 20,55% yang termasuk dalam kategori cukup baik berdasarkan standar interpretasi MAPE. Nilai ini mengindikasikan bahwa rata-rata kesalahan prediksi berada pada kisaran 20% dari nilai aktual, yang masih dalam batas toleransi untuk aplikasi perencanaan operasional. Kategori ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan prediksi yang memadai meskipun masih terdapat ruang untuk perbaikan.

Perbandingan data aktual versus prediksi memperlihatkan bahwa model mampu menangkap pola umum dari data historis dengan baik. Kurva prediksi mengikuti tren data aktual meskipun terdapat beberapa titik dengan deviasi yang cukup signifikan, terutama pada periode dengan fluktuasi ekstrem. Hal ini wajar terjadi mengingat metode Tren Parabola lebih fokus pada identifikasi pola umum dibandingkan menangkap variasi jangka pendek. Analisis error menunjukkan bahwa kesalahan prediksi terbesar terjadi pada periode dengan perubahan mendadak dalam pola operasional, seperti saat terjadi lonjakan permintaan atau penurunan drastis aktivitas gudang. Model cenderung memberikan prediksi yang lebih akurat untuk periode dengan pola yang relatif stabil. Secara keseluruhan, tingkat akurasi model dinilai memadai untuk mendukung perencanaan operasional perusahaan dalam mengalokasikan alat berat dan menjadwalkan aktivitas pemeliharaan.

Pembahasan

Interpretasi Hasil Prediksi terhadap Pola Operasional

Hasil prediksi yang diperoleh dari sistem menunjukkan bahwa metode Tren Parabola mampu mengidentifikasi pola operasional alat berat yang bersifat dinamis dan fluktuatif di PT Sri Aneka Karyatama. Persamaan model $\hat{Y} = 12{,}04 + (-0{,}41)X + (-0{,}00584)X^2$ mengindikasikan adanya tren penurunan jam operasional seiring bertambahnya waktu, yang tercermin dari koefisien negatif pada parameter b dan c. Pola penurunan ini dapat diinterpretasikan sebagai indikator peningkatan efisiensi operasional atau pengurangan volume pekerjaan pada periode tertentu. Dalam konteks industri pertambangan dan pergudangan, fluktuasi ini sangat

dipengaruhi oleh variasi permintaan bahan baku, kondisi cuaca, serta jadwal produksi yang tidak konstan. Pendekatan analitik berbasis data historis memungkinkan perusahaan untuk mengantisipasi pola-pola tersebut dan melakukan penyesuaian alokasi sumber daya secara proaktif, sebagaimana ditegaskan dalam penelitian terkini bahwa teknologi prediktif mampu mengoptimalkan ketersediaan peralatan sambil meminimalkan sumber daya yang digunakan dalam perawatan (Rahmah, 2026).

Karakteristik data jam operasional yang menunjukkan variabilitas tinggi pada periode tertentu mengkonfirmasi bahwa pola kerja alat berat sangat bergantung pada dinamika operasional harian. Hasil visualisasi grafik tren parabola memperlihatkan bahwa kurva prediksi mampu mengikuti pola umum data aktual meskipun terdapat beberapa titik dengan deviasi signifikan (Lukito Angga Prasakti, 2023). terutama pada periode lonjakan aktivitas gudang. Kemampuan model dalam menangkap kecenderungan jangka menengah ini sangat berharga untuk perencanaan strategis, karena memberikan gambaran tentang estimasi beban kerja masa depan yang dapat digunakan sebagai dasar pengambilan keputusan manajerial. Dalam industri yang menghadapi tantangan operasional kompleks, integrasi teknologi pemantauan prediktif termasuk pembelajaran mesin dan analitik data telah terbukti meningkatkan deteksi dini kegagalan dan mengoptimalkan strategi perawatan (Wahyudi et al., 2022).

Kesesuaian Metode Tren Parabola untuk Data Fluktuatif

Pemilihan metode Tren Parabola dalam penelitian ini didasarkan pada karakteristik data jam operasional yang menunjukkan pola non-linier dan fluktuatif. Model regresi polinomial orde dua terbukti mampu menangkap komponen kuadratik dalam data, yang memungkinkan identifikasi kelengkungan kurva dan perubahan arah tren. Hasil pengujian dengan nilai MAPE sebesar 20,55% menunjukkan bahwa metode ini memiliki tingkat akurasi yang cukup baik untuk aplikasi perencanaan operasional, meskipun masih terdapat ruang untuk peningkatan akurasi. Kategori "cukup baik" ini mengindikasikan bahwa kesalahan prediksi rata-rata berada dalam batas toleransi yang dapat diterima untuk mendukung pengambilan keputusan berbasis data. Studi empiris di industri serupa menunjukkan bahwa pendekatan analitik dan pembelajaran mesin dapat digunakan untuk memprediksi keterlambatan produksi dengan tingkat akurasi tinggi, dimana model tertentu mampu mencapai skor F-measure hingga 0,973 dalam klasifikasi kinerja operasional (Radrigan & Morales, 2024).

Kelebihan metode Tren Parabola terletak pada kesederhanaannya dalam implementasi dan interpretasi hasil, sehingga memudahkan pengguna non-teknis untuk memahami output model tanpa memerlukan pengetahuan statistik yang mendalam. Parameter model yang dihasilkan yaitu nilai a, b, dan c dapat dijelaskan secara intuitif sebagai nilai awal, kecenderungan linier, dan komponen kuadratik yang menggambarkan percepatan atau perlambatan tren. Namun demikian, metode ini memiliki keterbatasan dalam menangkap pola musiman atau fluktuasi jangka pendek yang sering terjadi dalam operasional alat berat. Penelitian mengenai perawatan prediktif menunjukkan bahwa model pembelajaran mesin konvensional perlu dilengkapi dengan desain sistem aplikasi dunia nyata yang mencakup dimensi keamanan jaringan, analisis biaya-manfaat, dan model AI yang ringan untuk komputasi tepi (Hafidhoh et al., 2024).

Perbandingan dengan metode peramalan lainnya seperti *Moving Average*, *Exponential Smoothing*, atau *ARIMA* menunjukkan bahwa Tren Parabola lebih sesuai untuk data dengan pola tren yang jelas namun berubah-ubah, sedangkan metode lain mungkin lebih unggul dalam menangani pola musiman atau data stasioner. Dalam konteks perusahaan jasa perbaikan alat berat, metode *Exponential Smoothing* dengan parameter tertentu telah terbukti memberikan hasil terbaik untuk estimasi permintaan layanan dengan akurasi tinggi pada prediksi bulanan (Guerin et al., 2025). Kombinasi berbagai metode peramalan dalam satu sistem dapat memberikan perspektif yang lebih komprehensif dan meningkatkan robustness prediksi, terutama dalam menghadapi kompleksitas data operasional yang memiliki multiple patterns.

Manfaat Sistem untuk Perencanaan Operasional

Implementasi sistem prediksi jam operasional alat berat memberikan berbagai manfaat strategis bagi PT Sri Aneka Karyatama dalam mengoptimalkan perencanaan operasional. Pertama, sistem memungkinkan pihak manajemen untuk melakukan alokasi alat berat antar gudang secara lebih efisien berdasarkan prediksi beban kerja masa depan. Dengan mengetahui estimasi jam operasional untuk periode mendatang, perusahaan dapat memindahkan alat dari gudang dengan prediksi utilisasi rendah ke gudang dengan prediksi utilisasi tinggi, sehingga mengurangi *idle time* dan memaksimalkan produktivitas aset. Dalam konteks pertambangan bawah tanah yang menghadapi kondisi operasi ekstrem, kerangka kerja perawatan prediktif berbasis kecerdasan buatan telah terbukti mampu mengurangi biaya perawatan hingga 8% dan meningkatkan ketersediaan peralatan hingga 10% melalui deteksi dini kegagalan (Chandan et al., 2025).

Kedua, sistem mendukung penjadwalan operator dan pengaturan shift kerja yang lebih optimal. Informasi prediktif mengenai intensitas penggunaan alat memungkinkan bagian sumber daya manusia untuk mengatur jumlah operator yang dibutuhkan pada setiap shift, menghindari kelebihan atau kekurangan tenaga kerja yang dapat mengganggu efisiensi operasional. Ketiga, hasil prediksi menjadi dasar perencanaan perawatan preventif yang lebih terukur dan berbasis kondisi aktual alat. Dengan memprediksi akumulasi jam kerja, perusahaan dapat menjadwalkan aktivitas *maintenance* pada waktu yang tepat, menghindari kerusakan mendadak yang dapat menyebabkan downtime tidak terencana dan biaya perbaikan yang lebih tinggi. Penelitian mengenai strategi perawatan preventif menunjukkan bahwa penggunaan pembelajaran mendalam dapat mengurangi kesalahan manusia dalam pemilihan mesin untuk perawatan preventif, dengan tingkat akurasi mencapai 94,82% dalam klasifikasi mesin efektif dan tidak efektif (Narender et al., 2025).

Keempat, visualisasi hasil dalam bentuk grafik dan tabel memudahkan komunikasi informasi analitik kepada berbagai level manajemen, dari supervisor lapangan hingga direktur operasional. Dashboard interaktif yang menampilkan tren historis dan prediksi masa depan secara visual memungkinkan pengambilan keputusan yang lebih cepat dan berbasis bukti empiris. Dalam era transformasi digital, aplikasi sistem perawatan prediktif berbasis web yang mengintegrasikan pemantauan kondisi mesin dan prediksi kegagalan telah terbukti meningkatkan efektivitas pengawasan operasional dengan akurasi model mencapai 96,87% (Zafra, 2022). Kelima, sistem menyediakan dokumentasi digital yang terstruktur mengenai pola penggunaan alat berat, yang dapat digunakan untuk analisis lebih lanjut seperti evaluasi kinerja alat, perhitungan biaya operasional per unit, atau perencanaan investasi alat baru berdasarkan tren utilisasi jangka panjang.

Keenam, implementasi sistem prediksi mendukung optimalisasi perencanaan perawatan berbasis kondisi aktual yang dapat memperpanjang umur operasional peralatan dan mengurangi degradasi komponen kritis. Dalam konteks sistem penanganan material massal, keausan akibat interaksi abrasif mempercepat degradasi peralatan dan meningkatkan kebutuhan perawatan serta biaya operasional, sehingga prediksi keausan secara akurat menjadi krusial untuk perawatan prediktif dan desain yang optimal (Kannan et al., 2022). Dengan mengintegrasikan prediksi jam operasional dengan estimasi tingkat keausan komponen, perusahaan dapat mengembangkan strategi perawatan yang lebih holistik dan cost-effective.

Keterbatasan Penelitian

Meskipun penelitian ini telah menghasilkan sistem prediksi yang fungsional dengan tingkat akurasi yang memadai, terdapat beberapa keterbatasan yang perlu diakui. Pertama, metode Tren Parabola yang digunakan memiliki keterbatasan dalam menangkap pola musiman atau variasi siklis yang mungkin terjadi dalam operasional alat berat. Pola penggunaan yang dipengaruhi oleh faktor musiman seperti cuaca, hari libur, atau siklus produksi tahunan tidak

dapat dimodelkan secara optimal oleh metode ini, sehingga dapat mengurangi akurasi prediksi pada periode dengan karakteristik khusus. Dalam konteks produksi bijih timah yang mengalami fluktuasi dengan periode nilai nol, kombinasi serial antara metode klasifikasi dan peramalan telah terbukti meningkatkan akurasi dan efisiensi peramalan untuk data deret waktu yang terputus-putus (Athaullah et al., 2025).

Kedua, dataset yang digunakan meskipun mencakup periode yang cukup panjang yaitu hampir dua tahun, namun untuk beberapa jenis alat tertentu terdapat data yang tidak lengkap atau memiliki banyak nilai kosong. Hal ini dapat mempengaruhi kualitas model dan akurasi prediksi, terutama untuk alat yang jarang digunakan atau baru dioperasikan pada pertengahan periode pengamatan. Ketiga, penelitian ini belum mengintegrasikan variabel eksternal yang dapat mempengaruhi jam operasional seperti kondisi cuaca, volume permintaan bahan baku, jumlah tenaga kerja yang tersedia, atau status perawatan alat. Dalam studi mengenai prediksi kapasitas armada pengangkut di pertambangan terbuka, integrasi data curah hujan beresolusi tinggi dan telemetri kinerja armada dengan skenario kerusakan mekanis yang dihasilkan secara sintetis terbukti meningkatkan kemampuan model dalam menangkap fluktuasi kejadian kegagalan berdampak tinggi (Kamila et al., 2025).

Keempat, sistem saat ini hanya menggunakan satu metode peramalan tunggal tanpa adanya mekanisme pembanding atau ensemble yang dapat meningkatkan robustness prediksi. Kelima, evaluasi model hanya dilakukan menggunakan metrik akurasi statistik tanpa validasi lapangan yang mendalam mengenai dampak implementasi sistem terhadap efisiensi operasional aktual atau penghematan biaya yang terukur. Dalam aplikasi perawatan prediktif menggunakan jaringan sensor tepi, evaluasi kinerja yang komprehensif menunjukkan bahwa inferensi pada sensor dan gateway mencapai akurasi klasifikasi di atas 90%, sementara inferensi berbasis cloud mencapai 99%, dengan trade-off pada konsumsi daya dan latensi yang perlu dipertimbangkan (Wehbi et al., 2026). Keenam, penelitian ini belum mempertimbangkan aspek real-time monitoring dan adaptasi model secara dinamis berdasarkan perubahan kondisi operasional yang dapat meningkatkan responsivitas sistem terhadap anomali atau perubahan mendadak dalam pola kerja alat berat.

Implikasi Hasil terhadap Pengambilan Keputusan Manajemen

Hasil penelitian ini memiliki implikasi signifikan terhadap proses pengambilan keputusan manajemen di PT Sri Aneka Karyatama dalam berbagai aspek operasional. Pertama, ketersediaan informasi prediktif yang akurat memungkinkan manajemen untuk beralih dari pendekatan reaktif menuju pendekatan proaktif dalam pengelolaan aset alat berat. Dengan mengetahui estimasi kebutuhan alat di masa depan, manajemen dapat membuat keputusan strategis mengenai penambahan atau pengurangan armada, negosiasi kontrak sewa alat, atau redistribusi aset antar lokasi operasional. Dalam konteks pengiriman dan logistik, prediksi waktu yang akurat menggunakan algoritma regresi linier telah terbukti mencapai tingkat kesalahan yang sangat rendah yaitu 0,370%, memungkinkan perencanaan yang lebih efisien dan menghindari keterlambatan (Achmad, 2025).

Kedua, sistem prediksi mendukung optimalisasi anggaran operasional dan perawatan. Dengan prediksi jam kerja yang lebih akurat, departemen keuangan dapat menyusun proyeksi biaya operasional yang lebih realistis, termasuk biaya bahan bakar, pelumas, suku cadang, dan tenaga kerja. Perencanaan anggaran yang berbasis data aktual dan prediksi ilmiah akan mengurangi risiko kekurangan atau kelebihan alokasi dana, serta meningkatkan akuntabilitas penggunaan sumber daya perusahaan. Framework terintegrasi yang menghubungkan penilaian prioritas, analitik prediktif, dan optimasi rute telah menunjukkan pengurangan kesalahan prediksi hingga 64,4% dan penurunan waktu total hingga 41,93% dibandingkan praktik saat ini dalam perawatan alat berat konstruksi (Baskoro & Sahputra, 2025).

Ketiga, hasil penelitian memberikan fondasi untuk pengembangan sistem yang lebih canggih di masa depan dengan mengintegrasikan teknologi seperti *Internet of Things* untuk

monitoring kondisi alat secara real-time, *machine learning* untuk deteksi anomali dan prediksi kegagalan, atau *digital twin* untuk simulasi skenario operasional. Manajemen dapat menggunakan sistem prediksi saat ini sebagai proof of concept untuk justifikasi investasi teknologi yang lebih advanced. Keempat, keberadaan sistem terkomputerisasi meningkatkan transparansi dan akuntabilitas dalam pelaporan kinerja operasional. Data historis dan hasil prediksi yang terdokumentasi dengan baik memudahkan audit internal maupun eksternal, serta mendukung proses sertifikasi standar manajemen mutu atau keselamatan kerja. Kerangka kerja perawatan preskriptif yang mengintegrasikan metodologi DMAIC dengan proses Knowledge Discovery in Databases telah berhasil meningkatkan ketersediaan fisik armada hingga mencapai 95,5% dan mengurangi kejadian kerusakan tidak terjadwal dari 45% menjadi 26% melalui embedding analitik preskriptif ke dalam alur kerja perawatan harian (Chambi et al., 2025).

Kelima, sistem ini mendorong budaya data-driven decision making di seluruh organisasi. Dengan tersedianya informasi yang objektif dan terukur, keputusan tidak lagi hanya didasarkan pada intuisi atau pengalaman subjektif, namun didukung oleh analisis kuantitatif yang dapat dipertanggungjawabkan. Hal ini meningkatkan kualitas keputusan strategis dan mengurangi risiko kesalahan yang dapat berdampak pada produktivitas dan profitabilitas perusahaan. Dalam konteks ekskavator pertambangan, pendekatan berbasis pembelajaran mesin terbukti mampu meningkatkan efisiensi perawatan dengan mengurangi downtime dan memperpanjang umur operasional, sekaligus mengoptimalkan jadwal pemeliharaan dan mengurangi biaya perbaikan mendadak (Rojas & Peña, 2025). Integrasi pendekatan pembelajaran statistik dengan perbaikan proses terstruktur memberikan nilai praktis dalam mendorong transformasi digital operasional perusahaan menuju era Industri 4.0, dimana penggunaan data sebagai aset strategis menjadi kunci keunggulan kompetitif dalam industri yang semakin dinamis dan kompetitif.

KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengimplementasikan metode tren parabola dalam kerangka data mining untuk memprediksi jam operasional alat berat di PT Sri Aneka Karyatama dengan tingkat akurasi yang memadai untuk mendukung perencanaan operasional. Penerapan model regresi polinomial orde dua terhadap dataset historis periode Januari 2024 hingga Oktober 2025 menghasilkan persamaan prediktif yang mampu menangkap pola non-linear penggunaan forklift, wheel loader, dan payloader di tiga gudang operasional. Nilai MAPE sebesar 20,55 persen menunjukkan bahwa model berada dalam kategori cukup baik untuk aplikasi praktis, meskipun terdapat keterbatasan dalam menangkap fluktuasi jangka pendek dan pola musiman. Sistem berbasis web yang dikembangkan menyediakan antarmuka intuitif dengan visualisasi grafik dan tabel yang memudahkan manajemen dalam menginterpretasikan hasil prediksi secara cepat dan akurat. Implementasi sistem ini memberikan kontribusi signifikan terhadap optimalisasi alokasi alat berat antar gudang, penjadwalan operator yang lebih efisien, dan perencanaan maintenance preventif berbasis jam kerja aktual. Transformasi data operasional menjadi informasi strategis melalui pendekatan analitik terbukti mendukung pengambilan keputusan proaktif yang mengurangi risiko idle time dan overuse peralatan. Penelitian ini memperkuat posisi data mining sebagai instrumen penting dalam meningkatkan efisiensi operasional industri logistik dan pergudangan, sekaligus mendorong budaya data-driven decision making di lingkungan perusahaan.

REFERENSI

Achmad, A. N. (2025). *Forecasting Analysis Of Heavy Equipment Repair Services Using The Time Series Method At Pt Putra Jawamas*. *8*(2), 5490–5501.

Athaullah, Z., Munadi, M., Ariyanto, M., Jurusan, M., Mesin, T., Teknik, F., Diponegoro, U., Jurusan, D., Mesin, T., Teknik, F., & Diponegoro, U. (2025). *Predictive Maintenance Engine Health Monitoring System Pada Excavator Berbasis Machine Learning*. *13*(3),

251–256.
Baskoro, G., & Sahputra, I. (2025). *Prescriptive Maintenance of Komatsu Dump Truck HD785-7 Using Naïve Bayes Classifier Under Full Maintenance Contract*. *10*(2), 120–134. https://doi.org/10.21831/dinamika.v10i2.89737
Chambi, N., Sanga, C., Ortiz, J., Sanga, A., Sanga, P., Manrique, R., & Lu-chang-say, J. (2025). *Predictive Maintenance in Underground Mining Equipment Using Artificial Intelligence*. 1–22.
Chandan, P., Das, A. P., Choudhury, S. S., & Annabattula, R. K. (2025). *A DEM-driven machine learning framework for abrasive wear prediction*.
Dian Alanudin, A. F. K. (2021). *STRATEGI TRANSFORMASI DIGITAL DI ERA BIG DATA: PERAN TOE FRAMEWORK ADOPSI ANALITIK BISNIS, DAN RETENSI PENGETAHUAN*. *32*(3), 167–186.
Guerin, N., Nakhla, M., Dehoux, A., & Loyer, J. L. (2025). *Deep learning for predicting hauling fleet production capacity under uncertainties in open pit mines using real and simulated data*. *August*, 1–16.
Hafidhoh, N., Atmaja, A. P., Syaifuddiin, G. N., & Sumafta, I. B. (2024). *Machine Learning untuk Prediksi Kegagalan Mesin dalam Predictive Maintenance System*. *15*(May). https://doi.org/10.14710/jmasif.15.1.63641
Jefri Junifer Pangaribuan, Fanny, Okky Putra Barus, R. (2023). Prediksi Penjualan Bisnis Rumah Properti dengan Menggunakan Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA). *Jurnal Sistem Informasi Bisnis*, *13*(2), 154–161. https://doi.org/10.21456/vol13iss2pp154-161
Kamila, A. R., Derhass, G. H., Andry, J. F., Lee, S., Budiyanto, V., & Anatasia, V. (2025). *Predictive Maintenance of Heavy Equipment Machines using Neural Network Based on Operational Data*. *11*(2), 229–241.
Kannan, R., Abdul, A., Ramakrishnan, K., & Ismail, S. (2022). Machine learning approach for predicting production delays : a quarry company case study. *Journal of Big Data*. https://doi.org/10.1186/s40537-022-00644-w
Lukito Angga Prasakti, C. J. (2023). Penerapan Forecasting Menggunakan Metode Time Series Untuk Menentukan Proyeksi Sales di Perusahaan Manufacturing Furniture Lukito. *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, *4*(4). https://doi.org/10.47065/bits.v4i4.2802
Narender, C., Mathiyalagan, P., Rao, B. D., Kannadhasan, S., & Suganya, M. (2025). *Data Mining Techniques for Predictive Maintenance in Manufacturing Industries a Comprehensive Review*. *05012*, 1–9.
Priyo Ari wibowo, A. T. (2020). Perancangan Sistem Informasi Secara Real Time Untuk Analisis Operating Time Mesin. *Jurnal Teknologika*, *10*(2), 59–64.
Radrigan, L., & Morales, A. S. (2024). *Enhancing Predictive Maintenance in Mining Mobile Machinery through a TinyML-enabled*. 1–22.
Rahmah, N. D. A. (2026). *Machine Learning Methods for Forecasting Intermittent Tin Ore Production*. *5*(158), 644–650.
Rojas, L., & Peña, Á. (2025). *AI-Driven Predictive Maintenance in Mining : A Systematic Literature Review on Fault Detection , Digital Twins , and Intelligent Asset Management*.
Wahyudi, T., Arroufu, D. S., & Author, C. (2022). *Implementation Of Data Mining Prediction Delivery Time Using Linear Regression Algorithm*. *4*(1), 84–92.
Wehbi, L., Bhulai, S., & Slik, J. (2026). Computers & Industrial Engineering Optimizing maintenance of heavy equipment : A data-driven approach. *Computers & Industrial Engineering*, *211*(March 2025), 111645. https://doi.org/10.1016/j.cie.2025.111645
Zafra, A. (2022). *Data mining in predictive maintenance systems : A taxonomy and systematic review* (Issue May). https://doi.org/10.1002/widm.1471