

Predictive Maintenance Pada Mesin Batching Plant Menggunakan Support Vector Machine (SVM)

Dena Rany Riyantanti¹⁾, Tedjo Sukmono^{*.2)} (10pt)

¹⁾Program Studi Teknik Industri, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia

²⁾Program Studi Teknik Industri, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia

*Email Penulis Korespondensi:thedjoss@umsida.ac.id

Abstract. *The escalating demand for enhanced productivity and the integration of advanced technology through machinery usage have led to a growing necessity for maintenance operations. PT. XYZ, a manufacturer of ready mix concrete, is currently facing challenges related to production machinery experiencing excessive engine loads, resulting in operational downtime and process delays, consequently diminishing machine performance. The primary objective of this investigation is to anticipate the occurrence of machinery failures in order to establish a suitable periodic maintenance schedule. The chosen approach for this study involves the application of the Support Vector Machine algorithm, which is executed using the Python programming language. This predictive analysis aims to enhance machine efficiency and performance by forecasting potential damages or malfunctions that could manifest in the future. Where this SVM can predict accurate breakdowns and optimize maintenance schedules proactively at the right time.*

Keywords - *Predictive Maintenance; Support Vector Machine (SVM); python*

Abstrak. *Meningkatnya permintaan akan produktivitas dan pemanfaatan teknologi canggih melalui mesin berkorelasi dengan meningkatnya kebutuhan untuk operasi pemeliharaan. PT XYZ, produsen beton siap pakai, menghadapi tantangan terkait mesin produksi karena beban kerja mesin yang berlebihan. Akibatnya, ini menyebabkan periode tidak aktif dan gangguan dalam alur kerja manufaktur, akibatnya mengurangi efisiensi mesin. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk memprediksi waktu kerusakan pada mesin, sehingga dapat menentukan jadwal perawatan mesin yang tepat secara berkala. Dalam penelitian ini metode yang digunakan adalah Support Vector Machine yang di implementasikan ke python. Dilakukannya prediksi ini untuk meningkatkan efisiensi dan kinerja mesin tersebut dengan memprediksi kerusakan atau kegagalan yang mungkin terjadi di masa depan. Dimana SVM ini dapat memprediksi kerusakan yang akurat dan optimasi jadwal pemeliharaan secara proaktif pada waktu yang tepat.*

Kata Kunci - *Predictive Maintenance; Support Vector Machine (SVM); python*

I. PENDAHULUAN

Sebuah perusahaan bertujuan untuk meningkatkan efisiensi penggunaan seluruh mesin tanpa memerlukan akuisisi baru. Salah satu jalan potensial untuk eksplorasi dalam bisnis terletak pada pemanfaatan data mining untuk menentukan atribut pemeliharaan mesin. Identifikasi karakteristik pemeliharaan ini diantisipasi untuk memberdayakan manajemen perusahaan dalam mengawasi dan melakukan kegiatan pemeliharaan pada mesin, memastikan kesiapan operasional sesuai kebutuhan [20]. Pemeliharaan adalah praktik yang dilakukan dengan tujuan mencegah kegagalan sistem dan memfasilitasi pemulihan fungsionalitas sistem jika terjadi kegagalan [17]. Sejak revolusi industri, berbagai teori dan model perawatan telah muncul di bidang pemeliharaan mesin. Secara historis, pemeliharaan mesin mengandalkan pendekatan pemeliharaan kerusakan, di mana kegiatan pemeliharaan dilakukan pasca-kerusakan [15]. Selanjutnya, pemeliharaan mesin beralih ke adopsi sistem perawatan seperti pemeliharaan preventif, pemeliharaan korektif, dan pemeliharaan prediktif.

PT.XYZ memproduksi sebuah beton ready mix, yang dimana perusahaan hanya memiliki satu buah mesin sebagai alat produksi yang bernama batching plant. Perusahaan ini memiliki permintaan (target) perusahaan yang tidak sesuai dengan beban kerja mesin dan kerusakan mesin yang tidak terduga, seperti yang dialami mesin pada dinamo motor penggerak yang mengangkut beban material yang berat sehingga ampere yang digunakan menjadi tinggi. Hal ini mengakibatkan terlambatnya proses produksi yang normalnya dilakukan proses produksi hanya dalam waktu 2 menit saja agar bisa menjadi beton cair atau ready mix, tetapi akibat kerusakan yang tak diduga maka proses pembuatan terhambat menjadi 5 menit dalam 1 kali proses produksi. Serta perusahaan terkadang menerapkan kegiatan maintenance pada saat mesin mengalami kerusakan saja. Selama mesin masih beroperasi kegiatan maintenance tidak dilakukan sehingga mesin produksi menjadi lambat.

Akibat penjadwalan kegiatan pemeliharaan mesin yang tidak memadai di PT. XYZ, ada kebutuhan untuk menerapkan pemeliharaan prediktif pada mesin produksi untuk meningkatkan keandalan melalui deteksi dini kerusakan, memberikan personel pemeliharaan waktu tambahan untuk tugas pemeliharaan [13]. Praktik pemeliharaan prediktif merupakan prosedur pemeliharaan yang bergantung pada temuan dari pemantauan rutin mesin atau komponennya, memastikan pemeliharaan keandalan alat berat yang berkelanjutan [11]. *Predictive maintenance* juga

digunakan untuk menilai kondisi peralatan yang sedang beroperasi, sehingga memprediksi kapan pemeliharaan akan diperlukan. Pendekatan ini tidak hanya menghemat biaya dibandingkan dengan pemeliharaan preventif rutin atau terjadwal tetapi juga meningkatkan efisiensi operasional. Serta memungkinkan pemeliharaan berbasis kondisi dengan menggunakan transmisi data waktu nyata atau mendekati waktu nyata dan teknik pemodelan yang relevan untuk meningkatkan keandalan operasional perusahaan dan memfasilitasi perbaikan berkelanjutan[7].

Adapun penelitian terdahulu yang digunakan untuk mendukung penelitian ini seperti pada penelitian Hailiza[17], yang membahas tentang pemeliharaan mesin kendaraan bermotor melalui pendekatan predictive maintenance menggunakan metode SVM untuk mencapai akurasi tertinggi untuk mencegah kegagalan sistem. Penelitian terdahulu oleh Kamiel[5], yang membahas tentang pendeteksi mesin fan kecacatan lintasan dalam bantalan bola, menggunakan software Matlab. Penelitian terdahulu Alfarobi[9], yang membahas tentang mengevaluasi efek penanganan faktor-faktor kegagalan mesin dan prediksinya menggunakan algoritma *hypermeter* dan SVM. Penelitian Kumaidah[14], literatur membahas prediksi kejadian kerusakan pada mesin cetak *offset* untuk mengantisipasi downtime mesin. Penelitian terdahulu Nazara[12], meneliti berbagai model prediktif untuk mengkategorikan keadaan mesin produksi melalui analisis komparatif dari pendekatan machine learning yang berbeda.

Metode Support Vector Machine (SVM) memiliki kelebihan seperti pada generalisasi atau kemampuan SVM untuk menggolongkan pola dari data, baik data yang digunakan ataupun yang tidak dan SVM memiliki landasan teori yang tidak bersifat *black box* serta dapat dianalisis dengan jelas[4]. Metode SVM memainkan peran penting dalam klasifikasi data dengan mengidentifikasi *hyperplane* optimal yang berfungsi sebagai batas atau pemisah antara kelas yang berbeda [16]. Didefinisikan sebagai batas keputusan, *hyperplane* secara efektif membedakan entitas dari satu kategori dari yang lain. SVM menyelesaikan tugas ini melalui pemanfaatan *vektor* pendukung dan *margin* untuk menentukan ideal [8].

Dalam Penelitian ini, ada perbedaan dibandingkan dengan penelitian sebelumnya mengenai entitas atau peralatan manufaktur, bersama dengan kategorisasi data ke dalam klasifikasi ganda atau *format multiclass* yang dapat menghasilkan metrik akurasi yang menampilkan tingkat kesalahan minimal bila dibandingkan dengan pendekatan alternatif. Tujuan utama dari pemeriksaan ini adalah untuk memperkirakan waktu henti mesin *batching*. Hasil yang diantisipasi dari penelitian ini mencakup kemampuan untuk meramalkan waktu henti peralatan pabrik *batching*, sehingga memfasilitasi perawatan mesin yang cepat. Intervensi mencakup strategi yang bertujuan untuk mencegah atau memperbaiki kasus kerusakan mesin atau peralatan [19].

II. METODE

A. Desain penelitian

Metode penelitian yang digunakan merupakan penelitian deskriptif yang mana jenis penelitian ini mendeskripsikan suatu gejala atau peristiwa pada saat ini, untuk mendapatkan jawaban dari fenomena atau kejadian tersebut[3].

B. Populasi dan sampel

Penelitian ini menggunakan data sekunder yang diperoleh dari tahun 2019 hingga 2023, khususnya berfokus pada isu utama mengenai data kerusakan pabrik *batching* di PT.XYZ. Data tersebut mencakup informasi umur mesin, catatan historis kerusakan atau kesalahan alat berat, rincian mengenai alasan di balik kerusakan atau malfungsi, data mengenai konsekuensi kerusakan atau malfungsi, statistik *downtime* keseluruhan, catatan kegiatan pemeliharaan alat berat, dan informasi tentang durasi perbaikan.

C. Instrumen

Obyek penelitian yang di amati yaitu sebuah mesin/alat *batching plant* yang digunakan untuk mencampur berbagai jenis bahan mentah seperti pasir, kerikil, semen, dan air dalam proporsi yang tepat untuk menciptakan campuran beton atau aspal yang konsisten dan berkualitas tinggi

D. Metode pengumpulan dan analisis data SVM

Di bidang pemrosesan data, metodologi pemeliharaan prediktif diterapkan, berfungsi sebagai alat strategis untuk menilai, memperkirakan, dan memantau kemandirian peralatan untuk mencegah kerusakan peralatan yang tidak terduga di tengah-tengah kegiatan pabrik[1]. Penelitian ini menggunakan *Support Vector Machine* (SVM) dengan *kernel radial basis function* (RBF) untuk analisis. Dataset yang disediakan akan dipartisi menjadi dua segmen yang berbeda: data yang dialokasikan untuk tujuan pelatihan dan data yang dialokasikan untuk pengujian. Selanjutnya, model SVM akan dimanfaatkan untuk melaksanakan fase pelatihan menggunakan data pelatihan yang ditunjuk.. Sebelum memulai proses training, penting untuk memastikan jenis kernel, nilai parameter *kernel*, dan C. Pemilihan nilai parameter dan C yang tepat dapat meningkatkan presisi SVM. Hasil dari proses training akan menghasilkan model dukungan yang optimal, yang dapat digunakan untuk tujuan pengujian. Setelah parameter terbaik telah ditentukan, persamaan (1) dapat digunakan sebagai representasi model dari SVM[2].

$$f(x) = \text{sign}(w \cdot x + b) \quad (1)$$

Keterangan:

f = fungsi keputusan yang mengklasifikasikan data input x

w = vektor bobot

x = fungsi *kernel*

b = bias penentu posisi *hyperplane*

Penilaian akan dilakukan untuk menentukan tingkat akurasi yang dicapai melalui perhitungan penyesuaian data yang diprediksi yang mengarah ke hasil yang tepat. Penilaian ini melibatkan perhitungan akurasi, yang mengukur kesesuaian hasil yang diharapkan dengan hasil aktual. Nilai akurasi dihitung menggunakan rumus tertentu dalam kerangka persamaan [17].

$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (2)$$

Keterangan:

TP atau *True Positive* merupakan total dari nilai positif yang juga diklasifikasikan sebagai nilai positif.

TN atau *True Negative* merupakan total dari nilai negatif yang juga diklasifikasikan sebagai nilai negatif.

FP atau *False Positive* merupakan total dari nilai negatif yang diklasifikasikan sebagai nilai positif.

FN atau *False Negative* merupakan total dari nilai positif yang diklasifikasikan sebagai nilai negatif.

Data uji SVM akan digunakan dalam proses peng-kodean implementasi menggunakan bahasa pemrograman *Python*. *Python*, bahasa pemrograman yang diakui secara luas dalam komunitas *Machine Learning*, dicirikan sebagai bahasa interpretif serbaguna. *Python* memprioritaskan keterbacaan kode untuk meningkatkan pemahaman [10]. Pada penelitian ini, kami telah menggunakan *Google Collab*, layanan komputasi awan berbasis *Python* yang disediakan oleh *Google*. *Platform* ini memungkinkan pengguna untuk menulis dan mengeksekusi kode *Python* di lingkungan berbasis web, menghilangkan kebutuhan untuk instalasi atau konfigurasi perangkat lunak lokal. Dalam pemrograman *Python*, modul mengacu pada file yang mencakup definisi variabel, fungsi, dan kelas yang dapat digunakan kembali. Modul memainkan peran penting dalam menyusun kode *Python* menjadi unit yang lebih kecil dan terorganisir. Beberapa modul *Python* telah digunakan untuk mendukung penelitian yang dilakukan yaitu [6]:

1. *NumPy (Numerical Python)*
Digunakan dalam manipulasi data, mencakup data yang terstruktur dalam matriks atau *array*.
2. *Pandas*
Menawarkan struktur data canggih yang dikenal sebagai kerangka data, yang terbukti bermanfaat untuk tujuan analisis dan manipulasi data
3. *Scikit-learn*
Dalam bidang pembelajaran mesin, *Scikit-learn* menyajikan *repertoar algoritma*, memfasilitasi pemrosesan data, penilaian model, dan tugas-tugas terkait.
4. *Matplotlib*
Mengenai visualisasi data dan pembuatan grafis, *matplotlib* muncul sebagai modul penting. Hasil penggunaan algoritma *Support Vector Machine (SVM)* untuk klasifikasi direpresentasikan secara visual menggunakan teknik *Confusion Matrix*. Teknik ini, yang dikenal sebagai *Confusion Matrix*, memainkan peran penting dalam meningkatkan kemandirian algoritma klasifikasi.

II. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menggunakan data yang diekstraksi dari catatan kegagalan mesin yang mencakup dari 2019 hingga 2023. Dataset ini terdiri dari 7 karakteristik berbeda, dengan 6 di antaranya berfungsi sebagai variabel independen dan sisanya sebagai variabel dependen. Disajikan di bawah ini adalah Tabel 1, menggambarkan atribut di samping nilai yang sesuai:

Tabel 1. Daftar Atribut dan Nilai

Variabel	Kategori	Jenis Kerusakan	Usia Mesin (Tahun)	Total Waktu Perbaikan (Jam)	Total Waktu Operasi (Jam per Tahun)	Total Jumlah Kerusakan (Per-Tahun)	Downtime
Jenis Mesin	Vibrator	Terbakar (3)	3	1	2920	1	2019 (5)
	Pompa Hidrolis	Konslet (2)	3	11	2920	1	2020 (6)
	Sensor	(2)	1	1	2920	1	2021 (6)
	Proximity	Pecah (2)	3	10	2920	1-2	2022 (6)
	Dinamo	(2)	3	15	2920	2-3	2023 (4)
	Motor	Terputus (1)					
	Konveyor	(1)					
	Lempar						

Atribut data yang diperoleh akan diubah menjadi numerik. Pada kolom 'jenis mesin' dan 'jenis kerusakan' di ambil dari *DataFrame*. Kemudian, ke dua kolom di ubah menjadi tipe kategori menggunakan metode '*astype*' dan '*category*'. Setelah itu, setiap nilai kategorikal dalam kedua kolom tersebut diberi kode numerik yang mewakili kategorinya menggunakan metode '*cat.codes*'.

Tabel 2. Pemisahan *Fitur* dan *Label*

Fitur (x)	Label (y)
Usia mesin	Jenis kerusakan
Total waktu perbaikan	
Total waktu operasi	
Total jumlah kerusakan	
downtime	

Pada tabel 2 yaitu pemisahan *fitur* dan *label* untuk persiapan membuat model prediksi, data dipisahkan menjadi dua bagian utama yaitu *fitur* dan *label*. *Fitur* (x) untuk variabel yang digunakan sebagai input untuk model, yang memiliki korelasi dengan jenis kerusakan mesin yang diprediksi. *Label* (y) sebagai variabel yang ingin di prediksi berdasarkan pola dalam data.

Tabel 3. Parameter Data

<i>test_size</i>	0.2
<i>random_state</i>	42

Pada tabel 3 yaitu dilakukan pembagian data menjadi data *training* dan data *testing* menggunakan '*train_test_split*'. Parameter '*test_size=0.2*' menunjukkan 20% dari data akan diambil sebagai data *testing*, sementara 80% menjadi data *training*. Untuk '*random_state = 42*' digunakan untuk memberikan *seed* pada fungsi *random*, sehingga pembagian *dataset* dapat direproduksi dengan cara yang sama setiap kali kode dijalankan.

```
model_rbf = SVC(kernel='rbf', gamma='scale')
model_rbf.fit(X_train, y_train)
```

Gambar 1. Kernel RBF

Selanjutnya lakukan pembuatan model SVM menggunakan *kernel Radial Basis Function* (RBF) dan melakukan pelatihan model dan melakukan prediksi untuk mengukur akurasi kerusakan mesin. Hasil akurasi didapat 0.6 atau 60% pada kondisi akurasi mesin rusak ditahun 2024.

Tabel 4. *Loop* Prediksi Waktu Kerusakan Mesin *Range* Tahun (2019, 2024)

Jenis Mesin	2019	2020	2021	2022	2023
Vibrator	3	3	3	3	2
Pompa Hidrolis	1	1	3	3	3
Sensor Proximity	3	3	3	3	2
Dinamo Motor	1	1	3	3	3
Konveyor Lempar	1	1	3	3	3

Diatas adalah tabel 4 yang menunjukkan adanya prediksi waktu kerusakan mesin di tahun 2024. Adanya prediksi waktu kerusakan untuk setiap jenis mesin dari tahun 2019-2023 ke tahun 2024. Pada tabel tersebut menunjukkan adanya tiga label kelas kerusakan mesin yang di representasikan seperti kelas (1) memiliki waktu kerusakan rendah atau kerusakan yang lebih mudah di perbaiki, kelas (2) memiliki waktu kerusakan sedang atau kerusakan yang memerlukan waktu perbaikan sedang, kelas (3) memiliki waktu kerusakan tinggi atau kerusakan yang memerlukan waktu perbaikan yang lebih lama.

Tabel 5. Prediksi Waktu Kerusakan 2024

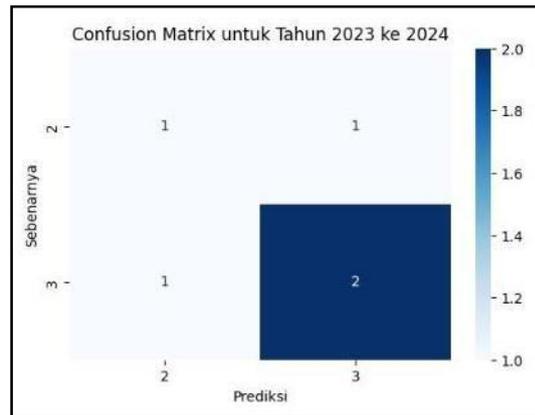
Jenis Mesin	2024
Vibrator	3
Pompa Hidrolis	3
Sensor Proximity	3
Dinamo Motor	3
Konveyor Lempar	3

Pada tabel 5 menunjukkan prediksi waktu kerusakan di tahun 2024 yang di ambil dari seluruh data 5 tahun kebelakang. Hasil prediksi diatas menunjukkan bahwa semua jenis mesin cenderung mengalami waktu kerusakan pada kategori waktu yang tinggi (kelas 3).

Tabel 6. Hasil Perhitungan *Confusion Matrix*

Kelas	Precision	Recall	F1-score	Support
2	50%	50%	50%	2
3	67%	67%	67%	3

Di atas ini adalah hasil dari perhitungan *confusion matrix* untuk mendapatkan hasil presentase dari akurasi algoritma klasifikasi ini. Dalam mengevaluasi model, *precision*, *recall*, dan *F1-score* memberikan gambaran tentang kualitas prediksi untuk setiap kelas. *F1-score*, sebagai ukuran keseimbangan antara *precision* dan *recall*, memberikan nilai sebesar 50% untuk kelas 2 dan 67% untuk kelas 3. Berikut adalah grafik hasil yang diberikan oleh *confusion matrix*.



Gambar 2. Confusion Matrix Tahun 2024

Dalam diagram yang disajikan pada gambar 5 dari matriks kebingungan yang disebutkan di atas, nilai yang ditentukan untuk *True Positive* (TP) dan *False Positive* dicatat masing-masing sebagai 0,1. *False Negative* (FN) ditunjukkan sebagai 0,1, sedangkan *True Negative* (TN) dilambangkan sebagai 0,2. Berdasarkan poin data yang disediakan ini, persentase akurasi 60% dihitung. Dalam pengujian klasifikasi menggunakan *confusion matrix* untuk klasifikasi dengan validasi silang *4-fold*, hasilnya menunjukkan bahwa bernilai positif benar yang diprediksi (sebenarnya merupakan kinerja terbaik), sementara bernilai negatif benar (prediksi yang benar adalah bukan kinerja terbaik). Sementara itu, nilai negatif palsu (yang salah diprediksi sebagai kinerja terbaik) dan nilai positif palsu (yang salah diprediksi sebagai bukan kinerja terbaik)[21].

Tabel 7. Classification Report

Classification Report	Precision	Recall	F1-score	Support
Macro Avg	58%	58%	58%	5
Weighted Avg	60%	60%	60%	5

Pada tabel 7 menunjukkan evaluasi model yang secara keseluruhan memberikan hasil gambaran tentang kinerja model dalam memprediksi kelas-kelas pada data uji yang lebih spesifik. "*macro avg*" nilainya adalah 58%, menandakan bahwa adanya keseimbangan performa model di seluruh kelas. Sementara itu, "*weighted avg*" nilainya 60%, ini menunjukkan performa model yang baik secara umum, dengan mempertimbangkan frekuensi masing-masing kelas.

Hasil penelitian ini menyajikan evaluasi yang komprehensif terhadap kinerja algoritma klasifikasi SVM dalam memprediksi kelas-kelas pada data uji. Dengan nilai *F1-score* yang seimbang antara *precision* dan *recall*, yaitu 50% untuk kelas 2 dan 67% untuk kelas 3, menunjukkan kemampuan model untuk memberikan prediksi dengan baik untuk kedua kelas tersebut. Selain itu, analisis *confusion matrix* menunjukkan nilai *True Positive* (TP), *False Positive* (FP), *False Negative* (FN), dan *True Negative* (TN), yang digunakan untuk menghitung tingkat akurasi sebesar 60%. Evaluasi model secara keseluruhan, seperti yang terdokumentasikan dalam tabel VII, menunjukkan nilai "*macro avg*" sebesar 58%, menunjukkan keseimbangan performa model di seluruh kelas, sementara "*weighted avg*" mencapai 60%, mengindikasikan performa model yang baik secara umum dengan mempertimbangkan frekuensi masing-masing kelas. Dengan demikian, hasil penelitian ini memberikan pemahaman yang mendalam tentang kualitas prediksi algoritma klasifikasi SVM dalam konteks memprediksi waktu kerusakan komponen mesin batching plant, yang memiliki implikasi penting dalam perencanaan perawatan yang efisien dan efektif.

IV. SIMPULAN

Support Vector Machine (SVM) berhasil mengklasifikasikan data dan memprediksi waktu kerusakan komponen mesin *batching plant* dengan akurasi yang signifikan mencapai 60%. Temuan utama menunjukkan bahwa prediksi waktu kerusakan pada tahun 2024 mengidentifikasi tingkat kerentanan berbeda-beda pada setiap komponen, dengan vibrator dan *sensor proximity* memiliki nilai prediksi 2, sementara pompa hidrolis, dinamo motor, dan *konveyour* lempar memiliki nilai prediksi 3. Dengan memanfaatkan prediksi ini, perencanaan perawatan yang lebih akurat dapat dilakukan, sehingga meminimalkan biaya perbaikan dan meningkatkan ketersediaan mesin secara keseluruhan. Dengan demikian, penelitian ini berhasil menjawab tujuan untuk mengaplikasikan SVM dalam memprediksi waktu kerusakan mesin batching plant, dengan hasil yang mengarah pada pemahaman yang lebih baik dan tindakan yang lebih efisien dalam perawatan mesin.

UCAPAN TERIMA KASIH

Saya mengucapkan terima kasih yang tulus kepada semua individu yang telah memberikan kontribusi berharga bagi kepenulisan jurnal ini. Selain itu, saya menyampaikan penghargaan saya kepada entitas yang berafiliasi dengan PT XYZ untuk memberikan otorisasi dan dukungan yang diperlukan untuk melakukan penelitian.

REFERENSI

- [1] A. B. Sulistyono and S. Muhlis, "Analisis Sistem Perawatan Pada Mesin Gulung Primer Dengan Metode Reliability Centered Maintenance (RCM) Dan Failure Mode And Effect Analysis (FMEA)," *J. InTent*, vol. 5, no. 2, pp. 27–35, 2022.
- [2] A. Santosa, Budi; Umam, *Data Mining dan Big Data Analytics: Teori dan implementasi menggunakan phyton dan apache spark*, Edisi 2. Yogyakarta: Penebar Media Pustaka, 2018.
- [3] A. W. Daseno, A. Komari, and H. B. Santoso, "Perencanaan Pengelolaan Limbah Kaca Grafir Menjadi Produk Inovasi Baru Guna Menambah Pendapatan Perusahaan (Studi Kasus Pada UD. Pelangi Art Glass)," *JURMATIS (Jurnal Manaj. Teknol. dan Tek. Ind., vol. 3, no. 1, p. 24, 2021, doi: 10.30737/jurmatis.v3i1.1403.*
- [4] B. M. Werdiningsih, Indah; Nuqoba, *DATA MINING MENGGUNAKAN ANDROID, WEKA, dan SPSS*. Surabaya: Airlangga University Press, 2020.
- [5] B. P. Kamel, A. J. Wiranto, B. Riyanta, and S. Yulianto, "Klasifikasi Cacat Lintasan Dalam Bantalan Bola Berbasis Support Vector Machine (SVM) pada Fan Industri," *Semesta Tek.*, vol. 22, no. 2, pp. 143–152, 2021, doi: 10.18196/st.222246.
- [6] B. Sajiwo et al., "PREDIKSI REMAINING USEFUL LIFE (RUL) PADA JET ENGINE SEBAGAI UPAYA," vol. 11, no. 4, pp. 7–18, 2023.
- [7] C. Chen, H. Fu, Y. Zheng, F. Tao, and Y. Liu, "The advance of digital twin for predictive maintenance: The role and function of machine learning," *J. Manuf. Syst.*, vol. 71, no. October, pp. 581–594, 2023, doi: 10.1016/j.jmsy.2023.10.010.
- [8] D. S. Permana and A. Silvanie, "Prediksi Penyakit Jantung Menggunakan Support Vector Machine dan Python pada Basis Data Pasien di Cleveland," *JUNIF J. Nas. Inform.*, vol. 2, no. 1, pp. 29–34, 2021.
- [9] I. Alfarobi, S. Wirahadi, and K. Widiyanto, "Menggunakan Hyperparameter Tuning Svm Dan Logistic Regression," *Jisamar*, vol. 7, no. 3, pp. 854–861, 2023, doi: 10.52362/jisamar.v7i3.771.
- [10] I. Daqiqil, *MACHINE LEARNING : Teori, Studi Kasus dan Implementasi Menggunakan Python*, Edisi 1. Riau: UR PRESS, 2021.
- [11] I. Zein, D. Mulyati, and I. Saputra, "Perencanaan Perawatan Mesin Kompresor Pada PT. Es Muda Perkasa Dengan Metode Reliability Centered Maintenance (RCM)," *J. Serambi Eng.*, vol. 4, no. 1, p. 383, 2020, doi: 10.32672/jse.v4i1.848.
- [12] K. Y. Nazara, "Perancangan Smart Predictive Maintenance untuk Mesin Produksi," *Semin. Nas. Off. Stat.*, vol. 2022, no. 1, pp. 691–702, 2022, doi: 10.34123/semnasoffstat.v2022i1.1575.
- [13] M. Nasution, A. Bakhori, and W. Novarika, "Manfaat Perlunya Manajemen Perawatan Untuk Bengkel Maupun Industri," *Bul. Utama Tek.*, vol. 16, No. 3, pp. 248–252, 2021.
- [14] N. Khumaidah and T. Sukmono, "Forecasting the Number of Offset Printing Machine Breakdowns Using the Support Vector Machine (SVM) Method," *Procedia Eng. Life Sci.*, vol. 1, no. 2, 2021, doi: 10.21070/pels.v1i2.1027.
- [15] R. M. Karina, "Perancangan Program Perawatan Yang Efektif Untuk Menurunkan Downtime Mesin Pada Lube Oil Blending Plant (LOBP)," vol. 50, no. 3, pp. 185–191, 2023.
- [16] R. Tineges, A. Triayudi, and I. D. Sholihati, "Analisis Sentimen Terhadap Layanan Indihome Berdasarkan Twitter Dengan Metode Klasifikasi Support Vector Machine (SVM)," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 4, no. 3, p. 650, 2020, doi: 10.30865/mib.v4i3.2181.
- [17] S. C. R. H. Haliza and A. Qoiriah, "Predictive Maintenance untuk Kendaraan Bermotor dengan Menggunakan Support Vector Machine (SVM)," *J. Informatics Comput. Sci.*, vol. 2, no. 03, pp. 159–168, 2021, doi: 10.26740/jinacs.v2n03.p159-168.
- [18] S. Saikin, S. Fadli, and M. Ashari, "Optimization of Support Vector Machine Method Using Feature Selection to Improve Classification Results," *JISA(Jurnal Inform. dan Sains)*, vol. 4, no. 1, pp. 22–27, 2021, doi: 10.31326/jisa.v4i1.881.
- [19] T. J. Wibowo, T. S. Hidayatullah, and A. Nalhadi, "Analisa Perawatan pada Mesin Bubut dengan Pendekatan Reliability Centered Maintenance (RCM)," *J. Rekayasa Ind.*, vol. 3, no. 2, pp. 110–120, 2021, doi: 10.37631/jri.v3i2.485.
- [20] Y. Amrozi, D. Yuliaty, A. Susilo, N. Novianto, and R. Ramadhan, "Klasifikasi Jenis Buah Pisang Berdasarkan Citra Warna dengan Metode SVM," *J. Sisfokom (Sistem Inf. dan Komputer)*, vol. 11, no. 3, pp. 394–399, 2022, doi: 10.32736/sisfokom.v11i3.1502.

[21] Y. Y. Rohmatin, "Modeling Dan Clustering Data Maining Pemeliharaan Mesin Dengan Menggunakan Rapid Mainer," Pros. SeNTIK, vol. 3, pp. 85–87, 2022.

Conflict of Interest Statement:

The author declares that the research was conducted in the absence of any commercial or financial relationships that could be construed as a potential conflict of interest.