

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

Oleh:

Dena Rany Riyantanti,

Tedjo Sukmono

Progam Studi Teknik Industri

Universitas Muhammadiyah Sidoarjo

29 MEI, 2024

# 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.

# Pendahuluan

- 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 *perdicitive 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 *maching learning* yang berbeda.

# Pendahuluan

- 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].

# Pertanyaan Penelitian (Rumusan Masalah)

Adapun rumusan masalah dalam penelitian, yaitu

Bagaimana menentukan predictive maintenance pada kerusakan komponen mesin batching plant menggunakan metode Support Vector Machine (SVM)?



Gambar 1. Mesin Batching Plant

# Metode

- Support Vector Machine (SVM)

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.

- 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*.

# Hasil dan Pembahasan

Penelitian ini menggunakan data yang di ambil dari data kerusakan mesin pada tahun 2019-2023. Data terdiri dari 7 atribut, dengan 6 atribut sebagai predictor dan 1 atribut sebagai label. Berikut ini adalah tabel 1 yang berisikan informasi mengenai atribut dan nilainya.

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

- 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 code 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	
<i>downtime</i>	

- 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

test_size	0.2
random_state	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 dalah 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

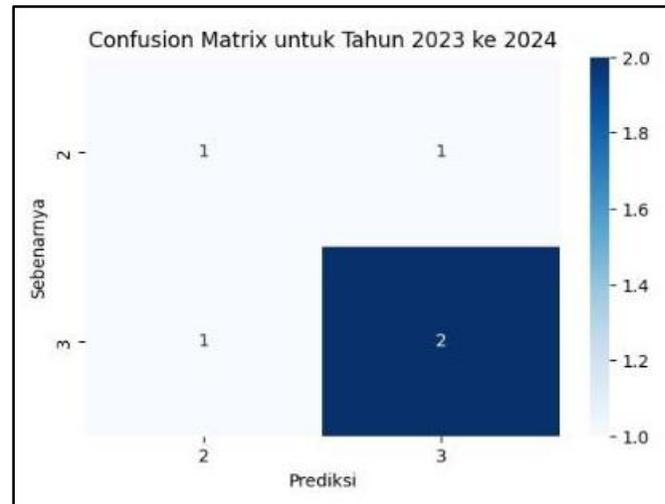
Jenis Mesin	2024
Vibrator	3
Pompa Hidrolis	3
Sensor Proximity	3
Dinamo Motor	3
Konveyor Lempar	3

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

Pada gambar 5 *confusion matrix* di atas diketahui nilai *True Positive* (TP) = 0,1 dan *False Positive* = 0,1. Sedangkan *False Negative* (FN) = 0,1 dan *True Negative* (TN) = 0,2. Dari data tersebut di didapatkan tingkat akurasi sebesar 60%. 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).

Tabel 7: *Classification Report*

<i>Classification Report</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-score</i>	<i>Support</i>
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.
- Namun, untuk mendapatkan pemahaman yang lebih mendalam tentang kemajuan yang dicapai, perlu dibandingkan lagi dengan temuan-temuan penelitian lain yang menggunakan metode berbeda atau dataset yang serupa. Perbandingan dapat memberikan wawasan tambahan tentang keunggulan atau kelemahan dari pendekatan yang digunakan dalam penelitian ini.

# Manfaat Penelitian

- Mampu memprediksi kerusakan atau kegagalan komponen mesin
- Mampu menentukan nilai akurasi kerusakan mesin dengan nilai error terkecil menggunakan SVM, sehingga dapat memperpanjang usia mesin.

# Kesimpulan

- 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 konveyor 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.

# 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 python dan apache spark, Edisi 2. Yogyakarta: Penebar Media
- [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; Nugoba, DATA MINING MENGGUNAKAN ANDROID, WEKA, dan SPSS. Surabaya: Airlangga University Press, 2020.
- [5] B. P. Kamiel, 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.

# Referensi

- [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, 2016.

# Referensi

- [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. Yuliati, 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.

