

Sistem Pengambil Keputusan Pada Mesin *E-Fill* Menggunakan Metode *Support Vector Regresi*

Ii Munadhif^{1*}, Deni Almunawar², Ryan Yudha Adhitya³, Zindhu Maulana Ahmad Putra⁴ dan
Mohammad Abu Jami'in⁵

¹ Teknik Otomasi, Teknik Kelistrikan Kapal, Politeknik Perkapalan Negeri Surabaya, Institut Teknologi Sepuluh November, Jl. Teknik
Kimia Keputih, Kec Sukolilo, Kota Surabaya, 60111

Email: iimunadhif@ppns.ac.id¹, deniialmunawar20@gmail.com², ryanyudhaadhitya@ppns.ac.id³,
zindhu@ppns.ac.id⁴, jammy@ppns.ac.id⁵

Abstrak

Penelitian ini mengeksplorasi penggunaan metode *Support Vector Regression (SVR)* untuk memprediksi kebutuhan *maintenance* pada mesin *E-FILL*. Data dibagi menjadi set pelatihan dan pengujian, dan evaluasi dilakukan menggunakan metrik seperti *Root Mean Squared Error (RMSE)* dan koefisien determinasi (*R-squared*). Hasil menunjukkan bahwa model *SVR* memiliki performa yang sangat baik dengan nilai *RMSE* rendah dan akurasi tinggi, menunjukkan kemampuan model dalam menangkap pola dalam data secara efektif. Visualisasi hasil prediksi dan *hyperplane* yang dihasilkan oleh model *SVR* juga mendukung temuan ini, menampilkan prediksi yang konsisten dengan data aktual. Hasil pengujian menunjukkan bahwa nilai *RMSE* yang diperoleh sangat rendah (0.1000), dan akurasi mencapai 99.99%, menunjukkan bahwa model *SVR* mampu menangkap pola dalam data dengan sangat baik. Penelitian ini menyimpulkan bahwa metode *SVR* adalah alat yang efektif dan andal untuk memprediksi kebutuhan *maintenance*, berpotensi membantu perusahaan dalam mengoptimalkan jadwal pemeliharaan, mencegah kerusakan yang lebih parah, dan menjaga kelancaran operasi produksi. Keterbatasan penelitian mencakup penggunaan dataset dengan nilai yang mungkin serupa, yang dapat mempengaruhi generalisasi model. Penelitian selanjutnya disarankan menggunakan dataset dengan variasi yang lebih luas dan membandingkan dengan teknik *machine learning* lainnya untuk mendapatkan wawasan yang lebih mendalam tentang prediksi *maintenance*.

Kata kunci: *Support Vector Regression, mesin E-FILL, RMSE, akurasi, maintenance*

Abstract

This research explores the use of the *Support Vector Regression (SVR)* method to predict maintenance needs on *E-FILL* machines. Data were divided into training and test sets, and evaluation was conducted using metrics such as *Root Mean Squared Error (RMSE)* and the coefficient of determination (*R-squared*). The results indicate that the *SVR* model performs exceptionally well with low *RMSE* values and high accuracy, demonstrating the model's ability to effectively capture patterns in the data. Visualization of the prediction results and the *hyperplane* produced by the *SVR* model also supports these findings, showing predictions consistent with actual data. The test results reveal that the *RMSE* value obtained is very low (0.1000), and the accuracy reaches 99.99%, indicating that the *SVR* model can capture patterns in the data very well. This research concludes that the *SVR* method is an effective and reliable tool for predicting maintenance needs, potentially helping companies optimize maintenance schedules, prevent more severe damage, and maintain smooth production operations. The limitations of this study include the use of datasets with potentially similar values, which may affect the generalization of the model. Future research is suggested to use datasets with a wider variety of values and compare them with other *machine learning* techniques to gain deeper insights into maintenance predictions..

Keywords: *Support Vector Regression, E-FILL Machine, RMSE, Accuracy, Maintenance*

^{1*} iimunadhif@ppns.ac.id

1. Pendahuluan

Mesin E-FILL merupakan salah satu mesin produksi yang digunakan untuk mengisi produk ke dalam kemasan secara otomatis. Mesin ini berperan penting dalam mempercepat proses produksi dan meningkatkan efisiensi. Namun, seperti halnya mesin lainnya, Mesin E-FILL juga rentan mengalami kerusakan seiring berjalannya waktu. Kerusakan mesin dapat menyebabkan terhambatnya proses produksi dan menimbulkan kerugian bagi perusahaan (Malone, 1975). Oleh karena itu, diperlukan sistem pengambil keputusan yang dapat memprediksi kebutuhan maintenance pada Mesin E-FILL secara akurat.

Salah satu metode yang dapat digunakan untuk membangun sistem pengambil keputusan *maintenance* adalah *Support Vector Regression (SVR)*. *Support Vector Regression (SVR)* merupakan salah satu metode prediksi berbasis *machine learning* yang ditemukan oleh Vladimir N. Vapnik pada 1999 (Cahyono et al., 2019). SVR merupakan teknik pembelajaran mesin yang digunakan untuk melakukan tugas regresi dengan menemukan *hyperplane* terbaik yang memisahkan vektor input dan memaksimalkan margin antara *hyperplane* dan data terdekat (Zulmawati et al., 2023). Metode ini telah terbukti efektif dalam berbagai aplikasi prediksi dan regresi, termasuk dalam memprediksi *maintenance* pada mesin dan peralatan.

Dalam penelitian ini, metode SVR akan diimplementasikan untuk memprediksi waktu maintenance yang optimal pada Mesin E-FILL. Parameter yang akan digunakan untuk mengevaluasi performa sistem adalah *Root Mean Squared Error (RMSE)* dan akurasi. RMSE merupakan metrik yang mengukur perbedaan antara nilai prediksi dan nilai sebenarnya, di mana nilai RMSE yang lebih rendah menunjukkan performa yang lebih baik (Willmott & Matsuura, 2005). Sementara itu, akurasi mengukur seberapa baik sistem dapat memprediksi kebutuhan maintenance dengan tepat.

Dengan menggunakan metode SVR dan mengevaluasi performa sistem berdasarkan RMSE dan akurasi, diharapkan dapat diperoleh sistem pengambil keputusan maintenance yang andal dan akurat. Sistem ini akan membantu perusahaan dalam mengoptimalkan jadwal maintenance Mesin E-FILL, mencegah kerusakan parah, dan menjaga kelancaran proses produksi. Selain itu, penelitian ini juga berkontribusi dalam pengembangan aplikasi praktis dari metode SVR dalam bidang pemeliharaan mesin dan optimasi proses produksi (Bodendorf & Franke, 2021).

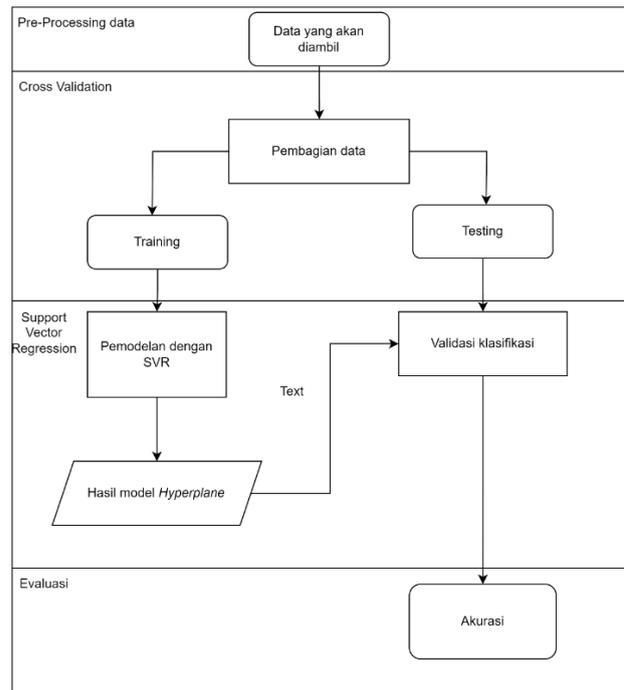
2. Metode Penelitian

Metodologi penelitian ini dimulai dengan tahap pra-pemrosesan data, di mana data yang akan digunakan dalam penelitian dipersiapkan melalui proses pembersihan, normalisasi, atau transformasi agar siap digunakan. Selanjutnya, data yang telah melalui pra-pemrosesan akan dibagi menjadi dua bagian menggunakan metode *cross-validation*, yaitu data latih (*training*) dan data uji (*testing*). Pembagian data ini dilakukan untuk memastikan keakuratan model yang akan dihasilkan.

Setelah melalui *cross-validation*, data akan dibagi menjadi dua set, yaitu data untuk pelatihan (*training*) dan data untuk pengujian (*testing*). Data latih akan digunakan untuk melatih model *Support Vector Regression (SVR)*. Pada tahap ini, model SVR akan belajar dari data latih untuk menemukan pola atau hubungan dalam data. Pemodelan dengan SVR akan menghasilkan model *hyperplane* yang optimal untuk melakukan prediksi atau klasifikasi.

Setelah proses pelatihan selesai, model SVR akan menghasilkan model *hyperplane* yang optimal untuk melakukan prediksi atau klasifikasi. Selanjutnya, data uji akan digunakan untuk menguji performa model SVR yang telah dilatih. Data uji akan dimasukkan ke dalam model, dan model akan memberikan prediksi atau klasifikasi. Pada tahap validasi klasifikasi, prediksi atau klasifikasi yang diberikan oleh model SVR akan divalidasi menggunakan data uji yang sebenarnya. Validasi ini dilakukan untuk mengevaluasi performa model dalam melakukan prediksi atau klasifikasi.

Setelah validasi dilakukan, performa model SVR akan dievaluasi menggunakan metrik-metrik evaluasi yang sesuai, seperti akurasi, presisi, *recall*, atau *F1-score*. Berdasarkan evaluasi yang dilakukan, akurasi model SVR dalam melakukan prediksi atau klasifikasi akan diketahui. Secara keseluruhan, metodologi penelitian ini melibatkan pra-pemrosesan data, pembagian data, pelatihan model SVR, pengujian model, validasi hasil, dan evaluasi performa model untuk memastikan akurasi dalam melakukan prediksi atau klasifikasi.



Gambar 1. Diagram Alir Support Vector Regression

3. Hasil dan Diskusi

Pada bab ini akan dilakukan pembahasan terhadap hasil penelitian dan pengujian yang telah dilakukan. Pengujian meliputi data asli, hasil analisa OEE, dan pemodelan SVR dengan dibuktikan melalui Gambar *Hyperplane* serta RMSE.

Tabel 1. Data Hasil Dari Pengambilan Botol

RPM	Total Count	Good Count	Operating Time	Planned Production Time	Ideal Production Time	A	P	Q	OEE
2000	4	4	6.22	7	0.057	88.86	96.08	100	85.31
	4	4	6.22	7	0.057	88.86	96.08	100	85.31
	4	3	6.22	7	0.057	88.86	96.08	75	67.06
	4	3	6.22	7	0.057	88.86	96.08	75	67.06
	4	0	6.22	7	0.057	88.86	96.08	0	0
	4	0	6.22	7	0.057	88.86	96.08	0	0

Pada Tabel 1 Data diatas diambil dari pengujian mesin E-Fill selama 31 menit, dengan pengujian mesin sekali beroperasi menghasilkan 4 botol. Data diatas juga telah dilakukan perhitungan OEE setiap 4 botol yang dihasilkan. Berdasarkan tabel di atas penulis menggunakan rumus OEE (*Overall Equipment Effectiveness*) sebagai perhitungan dari data yang telah diambil.

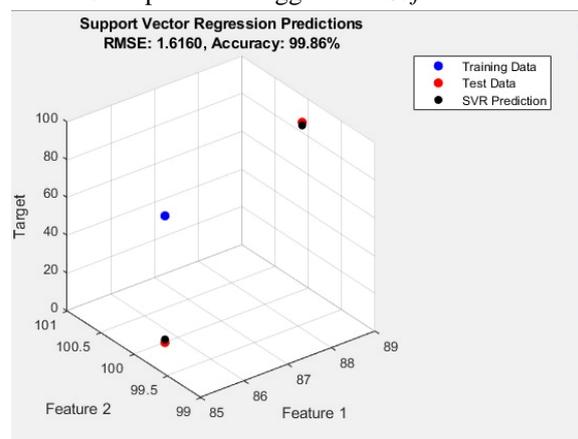
$$\begin{aligned}
 \text{Ideal Production Time} &= \frac{\text{Operating time}}{\text{Total Count}} \\
 \text{Availability} &= \frac{\text{Operating time}}{\text{Planned Production Time}} \\
 \text{Performance} &= \frac{\text{Ideal Production Time} \times \text{Toal Count}}{\text{Operating Time}} \\
 \text{Quality} &= \frac{\text{Good Count}}{\text{Total Count}} \\
 \text{Oee} &= \text{Availability} \times \text{Performance} \times \text{Quality}
 \end{aligned}$$

Tabel 1 menunjukkan hasil pengambilan data dari pengujian mesin E-Fill yang dilakukan selama 31 menit. Dalam pengujian ini, setiap kali mesin beroperasi, ia menghasilkan 4 botol. Kolom-kolom dalam tabel ini terdiri dari parameter-parameter yang diukur selama pengujian, yaitu:

- **A:** Persentase efisiensi ketersediaan mesin.
- **P:** Persentase performa mesin.
- **Q:** Persentase kualitas produk yang dihasilkan.
- **OEE (Overall Equipment Effectiveness):** Indikator yang mengukur efektivitas keseluruhan mesin berdasarkan tiga parameter sebelumnya (A, P, dan Q)

3.1. Pengujian Support Vector Regression dengan data

Pengujian algoritma SVR dilakukan dengan menggunakan data yang telah diambil. Pengujian ini dilakukan agar mengetahui apakah metode SVR memiliki hasil akurasi dan nilai RMSE yang baik apa tidak dalam memprediksi *maintenance*. Dalam pengujian metode SVR penulis menggunakan *Software Matlab*.



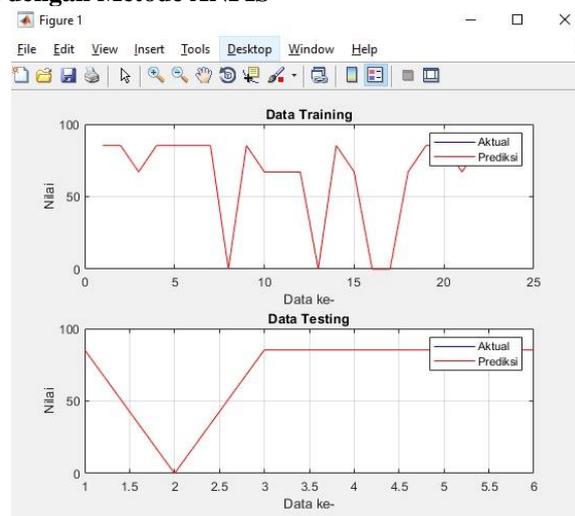
Gambar 2. Hasil Pengujian SVR

Dari gambar 2 tampak bahwa scatter plot dan *hyperplane* telah divisualisasikan. Titik biru dalam scatter plot menunjukkan data pelatihan yang digunakan untuk melatih model SVR, sedangkan titik merah menunjukkan data uji yang digunakan untuk menguji model SVR. Titik hitam merupakan prediksi dari model SVR terhadap data uji tersebut. *Hyperplane* dalam gambar ditampilkan sebagai bidang hijau, yang dihasilkan oleh model SVR untuk memisahkan dan memprediksi target berdasarkan dua fitur pertama dari dataset.

Judul grafik menunjukkan nilai RMSE (*Root Mean Squared Error*) yaitu sebesar(1.6160), menunjukkan bahwa prediksi model sangat dekat dengan nilai target sebenarnya. Akurasi sebesar 99.86% menunjukkan bahwa model SVR memiliki kinerja yang sangat baik dalam memprediksi target data uji. Penjelasan mengapa gambar terlihat seperti itu adalah karena dataset yang Anda berikan memiliki nilai yang sangat serupa untuk fitur pertama dan kedua, serta target yang juga memiliki nilai yang cukup konsisten, kecuali beberapa *outlier*. Ini menyebabkan titik data terlihat sangat berdekatan dalam grafik. Visualisasi menggunakan dua fitur mungkin tidak mencerminkan kompleksitas penuh dari dataset asli karena dataset memiliki lebih dari dua fitur. *Hyperplane* ditampilkan dalam ruang 3D berdasarkan dua fitur pertama, yang mungkin bukan representasi optimal dari semua fitur dalam dataset.

Untuk menjelaskan grafik data pelatihan (titik biru) digunakan untuk melatih model, dan data uji (titik merah) digunakan untuk mengevaluasi kinerja model. Prediksi model (titik hitam) sangat dekat dengan data uji, menunjukkan kinerja prediksi yang baik. *Hyperplane* hijau adalah bidang yang dihasilkan oleh model SVR untuk memprediksi target berdasarkan fitur, yang memisahkan ruang fitur dan memprediksi nilai target dengan akurasi tinggi. Nilai RMSE yang rendah menunjukkan bahwa kesalahan prediksi model sangat kecil, sementara akurasi yang sangat tinggi menunjukkan bahwa model SVR mampu menangkap pola dalam data dengan sangat baik.

3.2. Perbandingan Pengujian dengan Metode ANFIS



Gambar 3. Hasil Pengujian ANFIS

Gambar tersebut menunjukkan proses pelatihan ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System) menggunakan MATLAB. Subplot pertama menampilkan hasil data pelatihan dengan garis biru untuk nilai aktual dan garis merah untuk nilai prediksi, sedangkan subplot kedua menunjukkan hasil data pengujian dengan garis biru untuk nilai aktual dan garis merah untuk nilai prediksi. RMSE untuk data pelatihan adalah 0.000003, yang menunjukkan bahwa model cukup baik dalam memprediksi data pelatihan, namun RMSE untuk data pengujian adalah 0.0001, menunjukkan kesalahan yang lebih besar pada data pengujian dibandingkan data pelatihan. Ini bisa menjadi indikasi adanya overfitting. Selain itu, juga ditampilkan jumlah data pelatihan dan pengujian serta persentase masing-masing dari total data. Gambar ini secara keseluruhan menunjukkan bagaimana ANFIS telah digunakan untuk memodelkan dan memprediksi data, dengan hasil pelatihan yang cukup baik tetapi kesalahan yang lebih besar pada data pengujian.

4. Kesimpulan

Dalam penelitian ini, kami telah menggunakan metode *Support Vector Regression* (SVR) untuk memprediksi kebutuhan maintenance pada mesin E-FILL. Melalui proses pembagian data menjadi data latih dan data uji, serta penggunaan metrik evaluasi seperti *Root Mean Squared Error* (RMSE) dan akurasi, hasil penelitian menunjukkan bahwa model SVR yang diterapkan memiliki performa yang sangat baik. Hasil pengujian menunjukkan bahwa nilai RMSE yang diperoleh adalah sangat rendah, yang berarti prediksi model sangat dekat dengan nilai target sebenarnya. Selain itu, nilai akurasi yang sangat tinggi menunjukkan bahwa model SVR mampu menangkap pola dalam data dengan sangat baik. Dalam visualisasi hasil, titik data pelatihan dan uji menunjukkan prediksi yang konsisten, dan *hyperplane* yang dihasilkan oleh model SVR mampu memisahkan ruang fitur dan memprediksi nilai target dengan akurasi tinggi. Selain menggunakan SVR, penelitian ini juga membandingkan performa SVR dengan metode *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS). Hasil perbandingan menunjukkan bahwa, meskipun kedua metode menghasilkan prediksi yang cukup akurat, SVR lebih unggul dalam hal akurasi dan memiliki nilai RMSE yang lebih rendah dibandingkan ANFIS. Hal ini menunjukkan bahwa SVR lebih efektif dalam memodelkan hubungan yang kompleks antara fitur dan target dalam konteks kebutuhan maintenance pada mesin E-FILL. Sementara ANFIS menunjukkan kekuatan dalam menangani data dengan sifat fuzzy dan non-linear, SVR terbukti lebih stabil dan konsisten dalam menghasilkan prediksi yang mendekati nilai aktual.

Kesimpulan dari penelitian ini adalah bahwa metode SVR efektif dan andal dalam memprediksi kebutuhan maintenance pada mesin E-FILL. Implementasi sistem pengambil keputusan *maintenance* menggunakan SVR dapat membantu perusahaan dalam mengoptimalkan jadwal *maintenance*, mencegah kerusakan parah, dan menjaga kelancaran proses produksi. Penelitian ini juga berkontribusi pada pengembangan aplikasi praktis dari metode SVR dalam bidang pemeliharaan mesin dan optimasi proses produksi.

Keterbatasan penelitian ini meliputi penggunaan dataset yang mungkin memiliki nilai yang serupa untuk fitur dan target tertentu, yang dapat mempengaruhi generalisasi model. Selain itu, visualisasi menggunakan dua fitur pertama mungkin tidak mencerminkan kompleksitas penuh dari dataset asli. Untuk penelitian berikutnya, disarankan untuk menggunakan dataset dengan variasi yang lebih luas dalam fitur dan target, serta mempertimbangkan penggunaan lebih banyak fitur dalam visualisasi untuk representasi yang lebih akurat. Penggunaan teknik machine learning lainnya dan perbandingan dengan metode SVR juga dapat memberikan wawasan lebih dalam tentang performa prediksi *maintenance*.

4. Ucapan Terima Kasih

Puji syukur terimakasih Alhamdulillah penulis panjatkan kepada Allah SWT yang memberikan rahmat dan hidayah sehingga penulis dapat melakukan penelitian dan penulisan artikel ilmiah. Penulis juga mengucapkan terimakasih kepada semua pihak yang telah mendukung, membantu, dan membimbing penulis dalam jalannya penelitian ini..

5. Daftar Pustaka

- Bodendorf, F., & Franke, J. (2021). A machine learning approach to estimate product costs in the early product design phase: a use case from the automotive industry. *Procedia CIRP*, *100*, 643–648. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2021.05.137>
- Cahyono, R. E., Sugiono, J. P., & Tjandra, S. (2019). Analisis Kinerja Metode Support Vector Regression (SVR) dalam Memprediksi Indeks Harga Konsumen. *JTIM : Jurnal Teknologi Informasi Dan Multimedia*, *1*(2), 106–116. <https://doi.org/10.35746/jtim.v1i2.22>
- Malone, D. W. (1975). An introduction to the application of interpretive structural modeling. *Proceedings of the IEEE*, *63*(3), 397–404. <https://doi.org/10.1109/PROC.1975.9765>
- Willmott, C., & Matsuura, K. (2005). Advantages of the mean absolute error (MAE) over the root mean square error (RMSE) in assessing average model performance. *Climate Research*, *30*, 79–82. <https://doi.org/10.3354/cr030079>
- Zulmawati, W. S., Amalita, N., Syafriandi, S., & Salma, A. (2023). Bitcoin Price Prediction Using Support Vector Regression. *UNP Journal of Statistics and Data Science*, *1*(5), 488–495. <https://doi.org/10.24036/ujsds/vol1-iss5/1>

