

Dryer System Performance Prediction Using Machine Learning Approach

Prediksi Kinerja Sistem Pengering Menggunakan Pendekatan Pembelajaran Mesin

Ferrel Eliezer Christon Sumera, Abdul Haris J. Ontowirjo, Pinrolinvic D. K. Manembu.

Dept. of Electrical Engineering, Sam Ratulangi University Manado, Kampus Bahu St., 95115, Indonesia

e-mails : ferrelsumera023@student.unsrat.ac.id, aharisjo@unsrat.ac.id, pmanembu@unsrat.ac.id

Received: 7 Maret 2025; revised: 23 Mei 2025; accepted: 23 Juni 2025

Abstract — Dryer systems have become a very important technology in the agricultural sector. However, these systems face several challenges, one of which is the difficulty in obtaining reliable fixed parameters to optimize their performance. In this study, a machine learning approach is used using the Support Vector Machine (SVM) method. This research aims to predict the output performance of the dryer system as well as to see the performance of SVM in using the result data from the dryer system. This research was carried out by collecting 10,000 experimental data pairs of input-output data that have been divided into 2, namely, estimation data and validation data, and applying the regression method with parameter configuration using a kernel scale of 150 and an epsilon of 0.001. The results of using SVM showed that the prediction match rate only reached 89.56%. Nonetheless, this research has the potential to make a significant contribution to improving the performance of the dryer system. In an effort to improve prediction accuracy, further improvements are needed in the use of SVM. It is hoped that the results of this study can serve as a foundation for further development in an effort to improve the efficiency and effectiveness of artificial intelligence-based clove dryer systems.

Key words — Performance; Prediction; Dryer System; SVM

Abstrak — Sistem pengering telah menjadi teknologi yang sangat penting dalam sektor pertanian. Namun, sistem ini menghadapi beberapa tantangan, salah satunya adalah kesulitan dalam mendapatkan parameter tetap yang dapat diandalkan untuk mengoptimalkan kinerjanya. Dalam penelitian ini, pendekatan pembelajaran mesin digunakan dengan menggunakan metode Support Vector Machine (SVM). Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi kinerja keluaran dari sistem pengering serta melihat kinerja SVM dalam penggunaan data hasil dari sistem pengering. Penelitian ini dilaksanakan dengan mengumpulkan data percobaan sebanyak 10.000 pasangan data input-output yang telah dibagi menjadi 2 yaitu, data estimasi dan data validasi serta menerapkan metode regresi dengan konfigurasi parameter menggunakan skala kernel 150 dan epsilon 0,001. Hasil dari penggunaan SVM menunjukkan bahwa tingkat kecocokan prediksi hanya mencapai 89,56%. Meskipun demikian, penelitian ini memiliki potensi untuk memberikan kontribusi yang signifikan dalam meningkatkan kinerja sistem pengering. Dalam upaya meningkatkan akurasi prediksi, perlu adanya perbaikan lebih lanjut pada penggunaan SVM. Diharapkan bahwa hasil penelitian ini dapat menjadi landasan untuk pengembangan lebih lanjut dalam upaya meningkatkan efisiensi dan efektivitas sistem pengering cengkeh berbasis kecerdasan buatan.

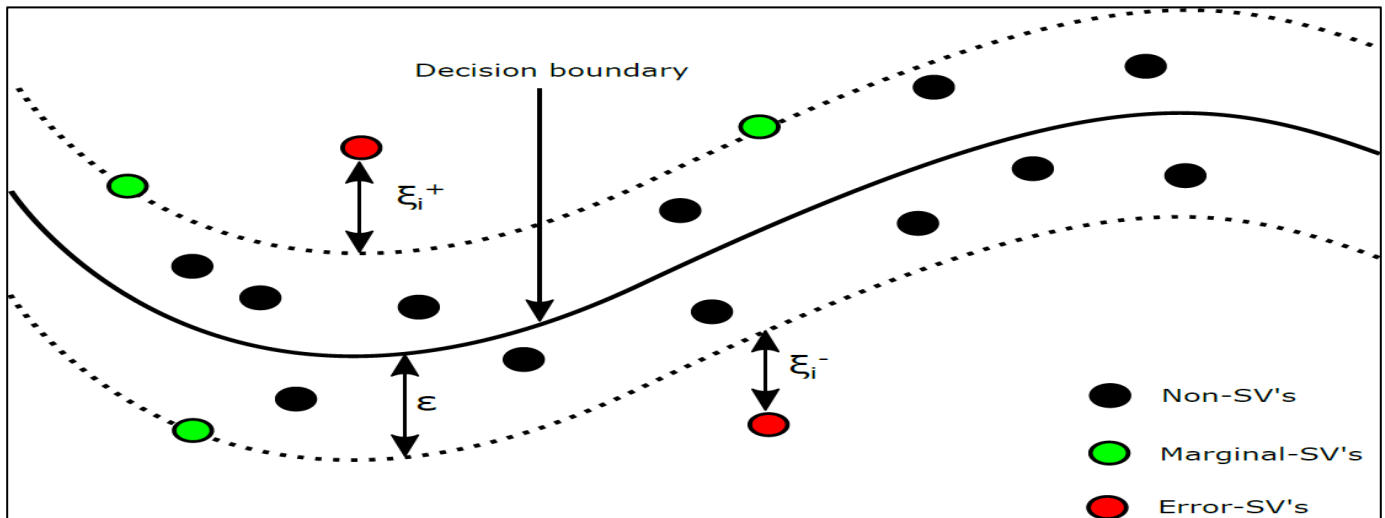
Kata Kunci — Kinerja; Prediksi; Sistem Pengering, SVM

I. PENDAHULUAN

Sepanjang sejarah, manusia selalu menciptakan alat-alat yang dapat mempermudah pekerjaan mereka. Setiap alat memiliki bentuk fisik tertentu, seperti sistem mekanik, elektrik, thermal, dan kelembapan. Ketika diberikan input, sistem-sistem ini akan menghasilkan output yang berbeda, tergantung pada karakteristiknya. Karakteristik tersebut dapat dijelaskan dalam bentuk persamaan matematis atau model matematika yang menggambarkan hubungan input-output tersebut.

Salah satu contoh aplikasi alat teknologi yang sangat penting dalam industri adalah sistem pengering. Proses pengeringan digunakan dalam berbagai industri, seperti industri makanan, farmasi, dan kimia, dengan tujuan mengurangi kadar air dari bahan mentah atau produk akhir. Sistem pengering berfungsi untuk mengoptimalkan kualitas produk, memperpanjang umur simpan, dan mengurangi biaya produksi. Meskipun demikian, sistem pengering memiliki tantangan dalam hal pengaturan parameter yang tetap dan dapat diandalkan untuk mencapai performa puncak. Oleh karena itu, perbaikan terus dilakukan untuk mengatasi kendala tersebut, agar sistem pengering dapat beroperasi secara lebih efisien.

Dalam beberapa tahun terakhir, pendekatan Machine Learning (ML) telah menarik perhatian untuk meningkatkan efisiensi dan akurasi dalam proses pengeringan [1]. Penggunaan Support Vector Machine (SVM), salah satu algoritma pembelajaran mesin yang telah terbukti efektif, menjadi sangat relevan dalam memprediksi kinerja sistem pengering [2]. SVM dapat membangun model matematis yang menghubungkan variabel-variabel penting dalam proses pengeringan, serta memprediksi output yang dihasilkan, seperti tingkat kekeringan produk akhir. Penelitian-penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa SVM dapat memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan metode konvensional dalam hal akurasi prediksi dan efisiensi operasional [3]. Selain itu, penggunaan kecerdasan buatan dalam optimasi sistem pengering telah dikaji dalam berbagai penelitian sebelumnya (Warsidi, 2020)[4]. Berdasarkan temuan-temuan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menyelidiki potensi dan kinerja sistem pengering dengan pendekatan Machine Learning, khususnya dalam penggunaan SVM. Penelitian ini akan menyoroti alasan pemilihan SVM sebagai pendekatan prediksi, serta membandingkan kinerja SVM dengan metode konvensional yang digunakan dalam studi-studi sebelumnya.



Gambar 1 Struktur SVM [5]

Bidang yang dikenal sebagai kecerdasan buatan (AI) berkonsentrasi pada pembuatan sistem komputer yang memiliki kemampuan untuk melakukan fungsi cerdas seperti belajar, berpikir, dan memecahkan masalah tanpa campur tangan manusia. Tujuan kecerdasan buatan adalah membuat mesin yang dapat meniru kemampuan kognitif manusia untuk memahami dan berinteraksi dengan dunia secara mandiri. Ini akan dicapai melalui penggunaan metode komputer dan matematika. Berbagai aplikasi AI termasuk pengenalan suara dan gambar, terjemahan bahasa, analisis data, dan pengambilan keputusan.

Algoritme pembelajaran mesin vektor (SVM) digunakan untuk klasifikasi dan regresi menggunakan model data yang dipisahkan dengan jelas oleh hyperplane dan batasan maksimal. SVM mengklasifikasikan data baru dengan mengelompokkannya berdasarkan hyperplanes dalam ruang N-dimensi. Sebuah hyperplane memisahkan dua kelas data yang lebih besar. Dalam SVR, hyperplane adalah garis yang memprediksi nilai target (garis padat), dan titik data yang paling dekat dengan hyperplane disebut support vector. Namun, dua garis yang ditarik pada jarak konstan (epsilon) di sekitar hyperplane disebut batas. Banyak orang menggunakan ini untuk menghitung jarak antar titik data.

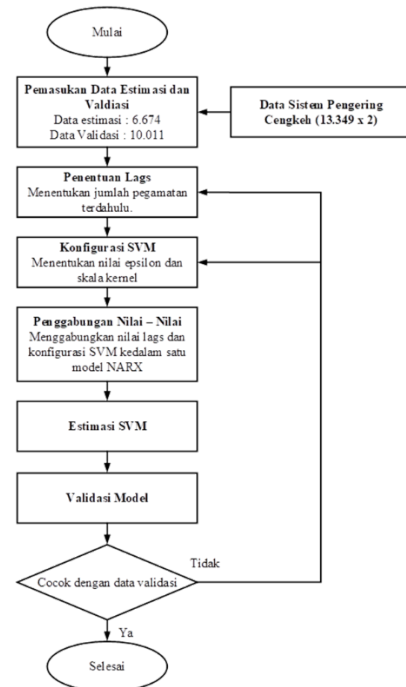
Berdasarkan permasalahan yang telah diuraikan, rumusan masalah dalam penelitian ini adalah: Bagaimana kinerja model SVM dalam memprediksi hasil pengeringan dibandingkan dengan pendekatan konvensional yang digunakan dalam sistem pengering.

Tujuan penelitian ini adalah untuk mengevaluasi efektivitas penggunaan SVM dalam memprediksi kinerja sistem pengering serta mengidentifikasi potensi peningkatan efisiensi dan akurasi yang dapat dicapai dengan pendekatan ini.

II. METODE

A. Prosedur Penelitian

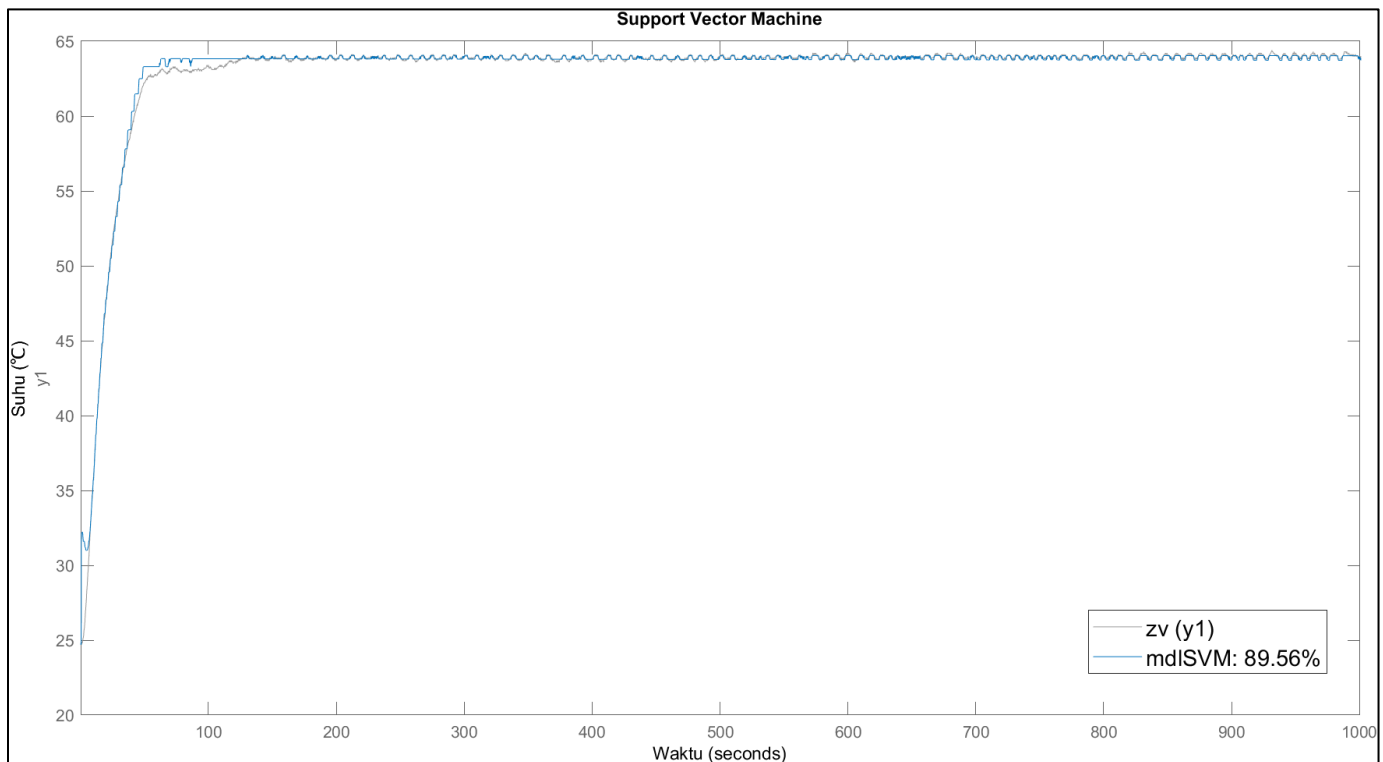
Awal dari penelitian prediksi kinerja sistem pengering menggunakan pendekatan machine learning dimulai dengan mengidentifikasi dan mengumpulkan referensi yang relevan dengan sistem yang diterapkan. Ini melibatkan pencarian



Gambar 2 Diagram Alur Penggunaan SVM

berbagai sumber informasi yang dapat memberikan pemahaman lebih mendalam mengenai topik yang sedang diteliti.

1. Merancang pemrograman untuk prediksi kinerja sistem pengering menggunakan pendekatan Machine Learning. Proses ini dimulai dengan pengumpulan dan pembersihan data suhu selama proses pengeringan.
2. Melakukan pengujian hasil prediksi kinerja sistem pengering dengan membandingkannya terhadap nilai actual yang didapatkan selama proses pengeringan.
3. Langkah ini meliputi pengumpulan data terkait proses pengeringan, seperti suhu dan kelembapan, melalui pengukuran langsung. Data yang diperoleh kemudian dibersihkan dan dianalisis untuk mengidentifikasi pola atau hubungan antar variabel. Hasil analisis ini digunakan untuk



Gambar 3 Hasil Perbandingan SVM

membangun dan menguji model prediksi kinerja sistem pengering.

Konsep Perancangan Sistem

1. Pengumpulan Data Awal

Data yang akan digunakan dalam merancang SVM merupakan data suhu dari hasil pengeringan cengkeh yang diambil dari penelitian terdahulu mengenai "Optimalisasi Distribusi Suhu Dan Kelembaban Pada Oven Pengering Cengkeh" [6].

2. Pembagian data Estimasi dan Validasi

Proses ini diawali dengan proses pemasukan data dan dibagi menjadi 2 yaitu data estimasi dan data validasi. Data estimasi ini merupakan data yang digunakan sebagai bahan belajar untuk SVM, sementara data validasi digunakan untuk menguji kecocokan hasil SVM dengan data observasi atau hasil operasi sistem pengering.

3. Penentuan Variabel Lags dan Konfigurasi Parameter SVM dalam Model NARX

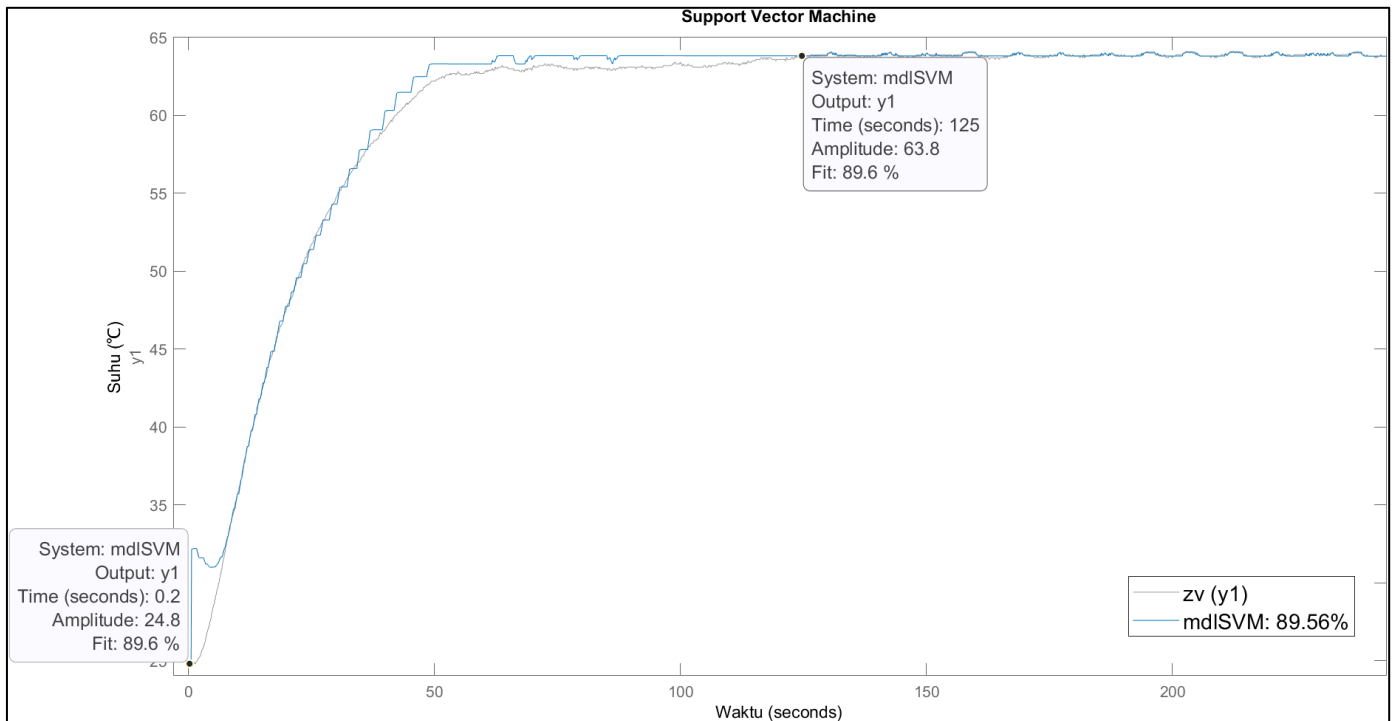
Proses selanjutnya merupakan proses penentuan variabel 'Lags' kedalam bentuk model NARX. Variabel 'Lags' sendiri merupakan kumpulan nilai yang menentukan jumlah pengamatan waktu sebelumnya yang akan diikutsertakan dalam model regresi. Dalam penelitian ini, parameter 'Lags' digunakan untuk menentukan jumlah pengamatan waktu sebelumnya yang akan diikutsertakan dalam model regresi[5]. Setelah penentuan Lags, selanjutnya merupakan proses konfigurasi untuk SVM. Pada proses ini parameter yang akan dikonfigurasi pertama ialah epsilon. Epsilon merupakan dua garis yang ditarik di sekitar hyperplane pada jarak tertentu. Parameter ini merupakan parameter yang digunakan dalam SVM untuk mengendalikan toleransi terhadap kesalahan klasifikasi dalam pembentukan hyperplane. Nilai parameter ini

menunjukkan sejauh mana model SVM diizinkan untuk membuat kesalahan dalam klasifikasi. Parameter kedua ialah Skala Kernel. Parameter ini merupakan parameter yang mengontrol seberapa jauh pengaruh titik data di sekitar hyperplane. Parameter ini menentukan sejauh mana pengaruh titik data dapat mempengaruhi pembentukan hyperplane. Model SVM yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan pendekatan Support Vector Regression (SVR), yang telah terbukti efektif dalam berbagai aplikasi prediksi data numerik [7]. Parameter utama yang dikonfigurasi dalam model meliputi epsilon dan skala kernel, di mana epsilon mengendalikan toleransi kesalahan dalam pembentukan hyperplane [8], sedangkan skala kernel menentukan seberapa jauh pengaruh titik data terhadap hyperplane [9].

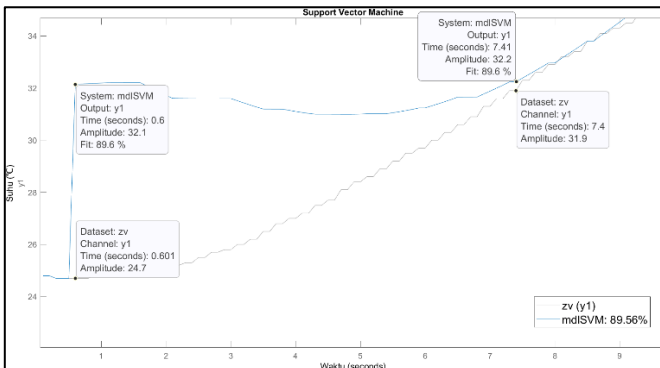
Selain itu, metode identifikasi parameter dalam sistem pengering juga dapat dilakukan dengan pendekatan model ARX (Autoregressive Exogenous), yang telah digunakan dalam berbagai penelitian sebelumnya untuk meningkatkan akurasi prediksi sistem dinamis[10]. Identifikasi model sistem dari data terukur merupakan bagian penting dalam analisis sistem dinamis [11].

4. Penggabungan Nilai Lags dan Konfigurasi SVM dalam Model NARX untuk Prediksi Sistem Dinamis

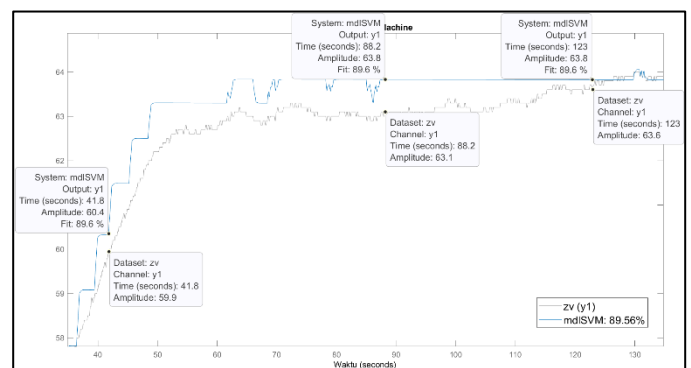
Selanjutnya, dilanjutkan dengan menggabungkan nilai-nilai hasil dari Lags dan Konfigurasi SVM yang sebelumnya telah dieksplorasi. Tujuan dari penggabungan nilai-nilai ini adalah untuk menyatukannya dalam satu variabel dengan menggunakan model NARX. NARX sendiri merupakan model matematika yang berfungsi untuk memodelkan sistem dinamis yang memiliki keterkaitan antara variabel input dan output. Proses



Gambar 4 Respon Transien Penggunaan SVM



Gambar 5 Error Pertama Penggunaan SVM



Gambar 6 Error Kedua Penggunaan SVM

penggabungan nilai ini bertujuan untuk memanfaatkan informasi dari Lags dan Konfigurasi SVM secara bersama-sama dalam model NARX, sehingga diharapkan dapat meningkatkan kualitas dan ketepatan prediksi pada sistem dinamis yang sedang dipelajari. Dengan demikian, NARX dapat membantu memahami hubungan yang kompleks antara variabel input dan output dalam konteks sistem dinamis tersebut.

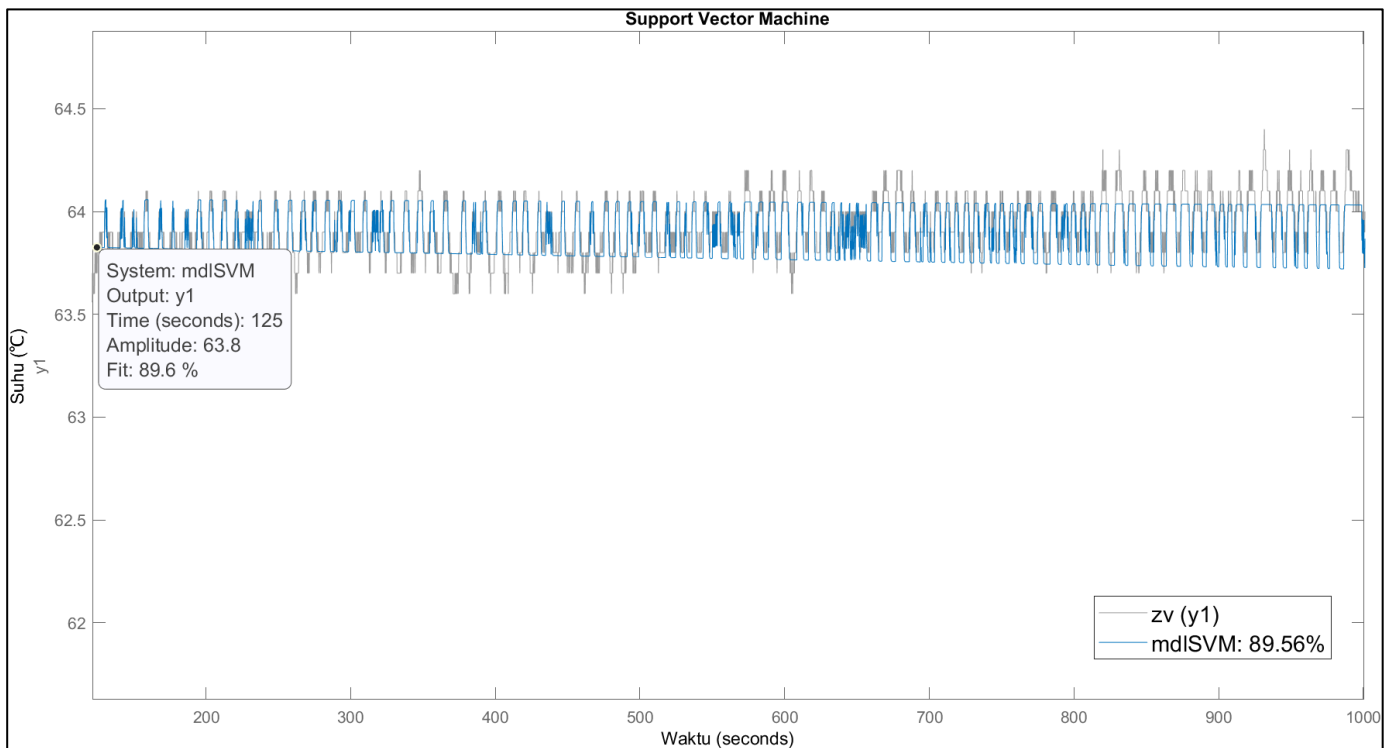
5. Proses Estimasi dengan Penggabungan Variabel dan Data Simulasi pada Sistem Pengering

Kemudian proses selanjutnya ialah proses estimasi. Pada proses ini, estimasi dilakukan dengan menggunakan gabungan variabel yang telah dibuat sebelumnya dan data dari hasil simulasi yang menggunakan input sebenarnya dan output sebenarnya dari perancangan identifikasi parameter sistem pengering.

6. Proses Validasi Model dengan Perbandingan Data Input dan Output pada Sistem Pengering

Terakhir merupakan proses validasi. Pada proses ini, model hasil estimasi dibandingkan dengan data dari input sebenarnya dan output sebenarnya dari perancangan identifikasi parameter sistem pengering. Pada proses ini selain membandingkan hasil tadi, dilakukan juga visualisasi dengan bantuan sistem komputasi pada komputer dengan menggunakan fungsi $\text{compare}(zv, \text{mdlSVM})$. Dapat dilihat pada gambar 3 yang merupakan grafik perbandingan antara zv dan mdlSVM , dimana zv merupakan hasil data actual dari penelitian terdahulu sedangkan mdlSVM merupakan model SVM yang dihasilkan.

Jika model telah sesuai dengan kriteria, dimana dapat dilihat dari hasil perbandingan yang ditampilkan oleh sistem komputasi. Maka model tersebut adalah hasil akhir dari proses ini. Sebaliknya, jika belum sesuai dengan kriteria maka proses perancangan kecerdasan buatan SVM dilakukan kembali sampai model dapat memenuhi kriteria yang ditentukan.



Gambar 7 Respon Steady State SVM

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Proses Penggunaan Kecerdasan Buatan

Proses penggunaan kecerdasan buatan merupakan model kotak hitam yang digunakan untuk mengestimasi atau memprediksi nilai dari data yang bersifat kontiniu. Proses penggunaan kecerdasan buatan ini dilakukan menggunakan model pembelajaran mesin, yaitu Support vector Machine. Pada penelitian ini, proses penggunaan

Penggunaan SVM kecerdasan buatan dilakukan menggunakan 10.000 pasangan data input-output, dan selanjutnya diolah dalam beberapa tahapan. Tahapan pertama adalah penentuan ‘Lags’ atau kumpulan nilai yang menentukan jumlah pengamatan waktu sebelumnya yang akan diikutsertakan dalam model regresi. Dilanjutkan dengan konfigurasi parameter pada model pembelajaran mesin. Pada tahap ini dilakukan konfigurasi terhadap model pembelajaran mesin untuk mendapatkan hasil yang maksimal. Selanjutnya adalah pengalihan bentuk menjadi model NARX yang dimana model ini akan menggabungkan semua hal yang telah ditentukan sebelumnya. Terakhir adalah validasi dimana pada tahap ini hasil akan dibandingkan dengan data observasi atau data hasil operasi sistem pengering, dan juga pada tahap ini perbandingan tadi akan divisualisasikan ke dalam bentuk grafik plot.

Hasil proses penggunaan SVM dengan menggunakan 6.000 sebagai data estimasi dan 10.000 data validasi. mengenai respon pada saat transien dan pada saat steady state. Berdasarkan respon transien atau respon sistem yang mengalami perubahan seiring berjalannya waktu menuju keadaan stabil. Respon transien dari grafik yang diciptakan oleh

SVR berakhir di suhu 63,8 dengan detik ke 125 dan kemudian memasuki respon steady state.

Berdasarkan pada gambar 7 respon *steady state* atau respon sistem setelah memasuki kondisi stabil dan tidak memiliki perubahan yang signifikan untuk jangka waktu yang lama. Respon *steady state* dari grafik yang diciptakan oleh model

SVM dimulai dari suhu 63,8 dengan detik ke 125 dan kemudian terus berlanjut sampai pada akhir grafik.

Berdasarkan Gambar 5, terdapat error yang besar dari metode SVM pada saat pertama, lebih tepatnya pada waktu 0.6 detik dengan error sebesar 7,4 dan error kemudian mulai mengecil kembali pada waktu 7,4 detik dengan perbedaan error 0,3.

Kemudian respon berjalan stabil sampai pada error kedua pada gambar 6 dimulai dari detik ke 41,8 dengan besar error 0,5 dan error terus berlangsung pada detik ke 88,2 dengan error 0,7 dan akhirnya error mengecil pada detik ke 123 dengan error 0,2.

Hasil penggunaan SVM didapatkan dari penggunaan data estimasi sebanyak 6.000 pasang data yang digunakan untuk pembelajaran SVM dan menggunakan data validasi sebanyak 10.000 pasangan data yang digunakan untuk membandingkan kecocokan prediksi output dari SVM. Kemudian penentuan variabel lags input sebanyak 5 kali yang dihitung dari data ke-satu dan lags output sebesar 5 kali yang dihitung dari data ke-nol, serta epsilon sebesar 0,001 dan kernel scale sebesar 150. Dengan begitu, perbandingan dari estimasi model SVM dengan data validasi sebanyak 10.000 data mendapatkan hasil prediksi sebesar 89,56%. Meskipun demikian, terdapat beberapa titik error yang cukup signifikan, terutama pada tahap awal prediksi, sebagaimana ditunjukkan dalam studi serupa oleh Rusdi (2017) [12]. Error pertama tercatat sebesar 7,4 pada waktu 0,6 detik, yang kemudian mulai mengecil pada detik ke-7,4 dengan

perbedaan error sebesar 0,3. Error kedua terjadi pada detik ke-41,8 dengan besar error 0,5 dan terus berlanjut hingga detik ke-88,2 dengan error 0,7, sebelum akhirnya mengecil kembali pada detik ke-123 dengan error 0,2.

Penelitian ini menunjukkan bahwa SVM masih memiliki keterbatasan dalam menangani dataset besar untuk prediksi sistem pengering [13]. Oleh karena itu, metode pembelajaran mesin lainnya seperti Gaussian Process Regression [14] dapat dipertimbangkan untuk meningkatkan akurasi prediksi.

IV. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian, model SVM yang digunakan dalam prediksi kinerja sistem pengering menunjukkan tingkat kecocokan sebesar 89,56% terhadap data validasi. Namun, model ini masih memiliki beberapa keterbatasan, terutama dalam menangani dataset besar. Error yang cukup signifikan terjadi pada awal prediksi, yang menunjukkan bahwa metode ini kurang optimal untuk diterapkan dalam sistem pengering yang kompleks dan berskala besar.

Rekomendasi dari penelitian ini adalah untuk menggunakan metode pembelajaran mesin yang lebih sesuai untuk pengolahan kumpulan data yang besar, seperti Gaussian Process Regression atau pendekatan hibrida dengan optimasi berbasis metaheuristik [15].

KUTIPAN

- [1] A. Martynenko and N. N. Misra, "Machine learning in drying," *Drying Technology*, vol. 38, pp. 596–609, Mar. 2020, doi: 10.1080/07373937.2019.1690502.
- [2] A. Dai, X. Zhou, and Z. Wu, "Design of an intelligent controller for a grain dryer: A support vector machines for regression inverse model proportional–integral–derivative controller," *Food Sci Nutr*, vol. 8, no. 2, pp. 805–819, Feb. 2020, doi: 10.1002/fsn3.1340.
- [3] E. Haryatmi and S. Pramita Hervianti, "Penerapan Algoritma Support Vector Machine Untuk Model Prediksi Kelulusan Mahasiswa Tepat Waktu," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 5, no. 2, pp. 386–392, Apr. 2021, doi: 10.29207/resti.v5i2.3007.
- [4] C. Warsidi, "Artificial Intelligence," <https://students.warsidi.com>. Accessed: Jul. 04, 2023. [Online]. Available: <https://students.warsidi.com/2017/06/pengertian-dan-jenis-artificial-intelligence.html>
- [5] A. Singh, V. Kotiyal, S. Sharma, J. Nagar, and C.-C. Lee, "A machine learning approach to predict the average localization error with applications to wireless sensor networks," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 208253–208263, 2020.
- [6] G. Pongantung, "Optimalisasi Distribusi Suhu Dan Kelembaban Pada Oven Pengering Cengkeh," Skripsi, Universitas Sam Ratulangi, Manado, 2022.
- [7] Trivusi, "Algoritma Support Vector Regression (SVR): Jenis SVM untuk Regresi," <https://www.trivusi.web.id>. Accessed: Jul. 04, 2023. [Online]. Available: <https://www.trivusi.web.id/2022/08/algoritma-svr.html>
- [8] Moch. A. Mukid, "PEMODELAN REGRESI PROSES GAUSSIAN PEMODELAN REGRESI PROSES GAUSSIAN MENGGUNAKAN FUNGSI PERAGAM EKSPONENSIAL KUADRAT," *MEDIA STATISTIKA*, vol. 3, no. 1, Mar. 2012, doi: 10.14710/medstat.3.1.1-8.
- [9] A. S. Nugroho, A. B. Witarto, and D. Handoko, "Support vector machine teori dan aplikasinya dalam bioinformatika," *Kuliah Umum IlmuKomputer. Com*, 2003.
- [10] A. Elbani, "Pemodelan Sistem Dengan Metoda Identifikasi Parameter Menggunakan Pendekatan Model ARX (Autoregressive Exogenous)," *ELKHA: Jurnal Teknik Elektro*, vol. 11, no. 2, pp. 66–71, 2019.
- [11] The MathWorks Inc., "Identify models of dynamic systems from measured data," <https://www.mathworks.com>. Accessed: Jul. 04, 2023. [Online]. Available: <https://www.mathworks.com/help/ident/ref/systemidentification-app.html>

- [12] M. Rusdi, "KOMPARASI PENGGUNAAN ALGORITMA SUPPORT VECTOR MACHINE DENGAN PARTICLE SWARM OPTIMIZATION DALAM MEMREDIKSI SUHU UDARA," *Technologia: Jurnal Ilmiah*, vol. 8, no. 4, p. 277, Oct. 2017, doi: 10.31602/tji.v8i4.1128.
- [13] A. Gupta, "Mean Squared Error : Ikhtisar, Contoh, Konsep, dan Lainnya," <https://www.simplilearn.com>. Accessed: Jul. 04, 2023. [Online]. Available: <https://www.simplilearn.com/tutorials/statistics-tutorial/mean-squared-error>
- [14] Moch. A. Mukid and S. Sugito, "MODEL PREDIKSI CURAH HUJAN DENGAN PENDEKATAN REGRESI PROSES GAUSSIAN (Studi Kasus di Kabupaten Grobogan)," *MEDIA STATISTIKA*, vol. 6, no. 2, Dec. 2013, doi: 10.14710/medstat.6.2.103-112.
- [15] E. Ramdani, "Parameter identifikasi transfer fungsi menggunakan MATLAB," *Setrum: Sistem Kendali-Tenaga-elektronika-telekomunikasi-komputer*, vol. 4, no. 1, pp. 30–36, 2016.



Ferrel Eliezer Christon Sumera, anak ke dua dari dua bersaudara. Lahir di kota Manado pada tanggal 22 Januari 2002. Penulis menempuh pendidikan di TK Katolik Don Bosco Manado (2006 – 2007), selanjutnya SD Katolik 03 Frater Don Bosco Manado (2007 – 2013), selanjutnya SMP Katolik Don Bosco Manado (2013-2016), dan menyelesaikan sekolah tingkat atas di SMA Negeri 9 Binsus Manado (2016 - 2019). Tahun 2019, penulis

melanjutkan studi di Fakultas Teknik, Jurusan Teknik Elektro, Universitas Sam Ratulangi, Manado. Dua tahun kemudian, yaitu pada tahun 2021 penulis memilih konsentrasi minat Teknik Kendali dan Kecerdasan Buatan. Penulis melaksanakan kerja praktek di ULPLTP Lahendong, Kabupaten Minahasa selama 3 bulan yaitu pada tanggal 26 Juli 2022 sampai dengan 23 Oktober 2022. Selama studi di Fakultas Teknik Universitas Sam Ratulangi Jurusan Teknik Elektro, Penulis merupakan anggota aktif di organisasi Himpunan Mahasiswa Elektro (HME) Unsrat, Control Engineering Community (CEC), dan UKM Edukasi Robotika (EURO).