Indonesian Journal of Electronics and Instrumentation Systems (IJEIS)
Vol.x, No.x, April xxxx, pp. 1~5
ISSN (print): 2088-3714, ISSN (online): 2460-7681
DOI: 10.22146/ijeis.xxxx

Implementasi *Support Vector Machine* pada Sistem Fermentasi Produksi Bioetanol

Nuzula Afianah*[1], Yuana Susmita[2], Qanitah[3], Siti Diah Ayu Febriani[4], Hariadi Subagja[5]
[1,2,3,4]Jurusan Teknik, Politeknik Negeri Jember, Jember, Indonesia
[5]Jurusan Peternakan, Politeknik Negeri Jember, Jember, Indonesia
e-mail: *[1]**nuzula.afianah@polije.ac.id**, [2]yuanasusmiati@polije.ac.id, [3]qanitah@polije.ac.id, [4]siti_diah@polije.ac.id, [5]hariadi_subagja@polije.ac.id,

Abstrak

Sistem fermentasi biomassa digunakan untuk memproduksi bioetanol dari bahan dasar organik dengan bantuan mikroorganisme. Proses produksi bioetanol yang menghasilkan konsentrasi etanol dengan Saccharomyces Cerevisiae pada penelitian ini menggunakan metode eksperimental dengan mengimplementasikan sistem monitoring menggunakan ESP32, cloud service data logger, sensor pH, sensor MQ-2 dan sensor suhu.Dataset pengujian yang tersimpan pada cloud service data logger selanjutnya digunakan untuk proses klasifikasi hasil fermentasi.
Real-time data logger dari sistem monitoring belum mampu mendeteksi parameter yang mengkategorikan konsentrasi hasil produksi fermentasi telah dinyatakan telah berhasil, sehingga pengguna harus menganalisis data dan melakukan pengecekan berkala untuk memastikan keberhasilan proses fermentasi. Oleh karena itu penelitian ini mengintegrasikan algoritma pembelajaran mesin, yaitu Support Vector Machine (SVM) untuk melakukan klasifikasi produksi fermentasi bioetanol pada data hasil monitoring sistem fermentasi berbahan dasar nira tebu.
Hasil dari pengujian SVM menunjukkan bahwa tingkat akurasi pada klasifikasi produksi fermentasi bioetanol menunjukkan hasil yang memuaskan, yaitu sebesar 99,79% menggunakan kernel linier dengan data pelatihan sebesar 60% dan data pengujian sebesar 40%, sedangkan akurasi terendah menggunkan kernel RBF sebesar 95,85 dengan 80% data pelatihan dan 20% data pengujian.

Kata kunci*—klasifikasi, fermentasi, bioetanol, SVM*

Abstract

The biomass fermentation system is used to produce bioethanol from organic basic materials with the help of microorganisms. The bioethanol production process produced ethanol concentration with Saccharomyces Cerevisiae in this study using experimental methods by implementing a monitoring system using ESP32, cloud service data logger, pH sensor, MQ-2 sensor and temperature sensor. The test dataset is stored in the next data logger cloud service used for the process of classifying fermentation results.
The real-time data logger from the monitoring system has not been able to detect the parameters that categorize the concentration of fermentation products have been declared successful, so the user must analyze the data and carry out periodic checks to ensure the success of the fermentation process. Therefore, this research integrates a machine learning algorithm, especially Support Vector Machine (SVM) to classify bioethanol fermentation production on data monitoring results of a fermentation system made from sugarcane sap.

Received June 1st,2012; Revised June 25th, 2012; Accepted July 10th, 2012

The results of the SVM test show that the level of accuracy in the classification of bioethanol fermentation production shows satisfactory results, namely 99.79% using a linear kernel with training data of 60% and testing data of 40%, while the lowest accuracy using the RBF kernel is 95.85 with 80% training data and 20% testing data.

Keywords—*classification, fermentation, bioethanol, SVM*

1. PENDAHULUAN

Sistem fermentasi produksi bioetanol merupakan salah satu pengembangan teknologi energi terbarukan yang mengubah bahan bakar nabati menjadi bahan bakar alternatif sebagai campuran gasolin [1], umumnya digunakan pada pertalite [2] maupun pertamax [3]. Sistem monitoring bioetanol telah mengintegrasikan *portable monitoring system* menggunakan mikrokontroler berbasis ESP32 dan komponen input berupa sensor pH, sensor suhu *waterproof* dan sensor alkohol (MQ-3). Bioetanol sendiri yang dihasilkan dari sistem fermentasi menggunakan *Saccharomyces Cerevisiae* kemudian dilanjutkan dengan proses distilasi menghasilkan konsentrasi tertentu yang merupakan dataset fermentasi yang tersimpan dalam *cloud service* yang sewaktu-waktu dapat dilihat dan diamati perubahannya secara *real time* menggunakan mikrokontroler ESP32 yang terintegrasi dengan sensor.

Pengukuran kadar alkohol sebelumnya [4] telah dilakukan pada kondisi ruang terbuka sehingga hasil pembacaan data sensor cenderung kurang stabil atau tidak tetap, sedangkan pada penelitian ini telah dirancang bangun alat dengan kondisi tertutup rapat yang dilengkapi dua tabung utama, yaitu tabung fermentor sebagai bioreaktor berpengaduk dan tabung distilator yang terdiri dari evaporator, kondensor dan penampung distilat. Setelah pembuatan alat atau tabung-tabung sistem fermentasi serta integrasi dengan portable smart monitoring system berhasil dikembangkan, selanjutnya proses monitoring fermentasi yang menghasilkan data logger sistem perlu diimplementasikan sistem prediksi yang mudah dan sederhana karena pengambilan keputusan belum terklasifikasi oleh sistem secara otomatis sehingga pengklasifikasian data dilakukan secara manual dan tidak akurat. *Support Vector Machine* (SVM) merupakan pembelajaran mesin yang saat ini banyak digunakan. Implementasi *Support Vector Machine* (SVM) sebagai salah satu metode klasifikasi [5] diharapkan dapat mengatasi permasalahan terkait prediksi data dalam kelas terfermentasi dan belum terfermentasi berdasarkan proses pelatihan dataset.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Analisis Sistem

Sistem fermentasi produksi bioetanol berbasis ESP32 SoC sebelumnya diidentifikasi dahulu kebutuhan sistemnya. Analisis kebutuhan sistem selanjutnya dituangkan dalam Tabel 1 dengan spesifikasi fungsi yang telah didefinisikan. Sistem fermentasi produksi bioetanol menggunakan nira tebu dirancang untuk melakukan pembacaan data-data fermentasi pada sensor-sensor yang terintegrasi menggunakan pembelajaran mesin. Beberapa komponen penunjang yang digunakan ditunjukkan pada Tabel 1.

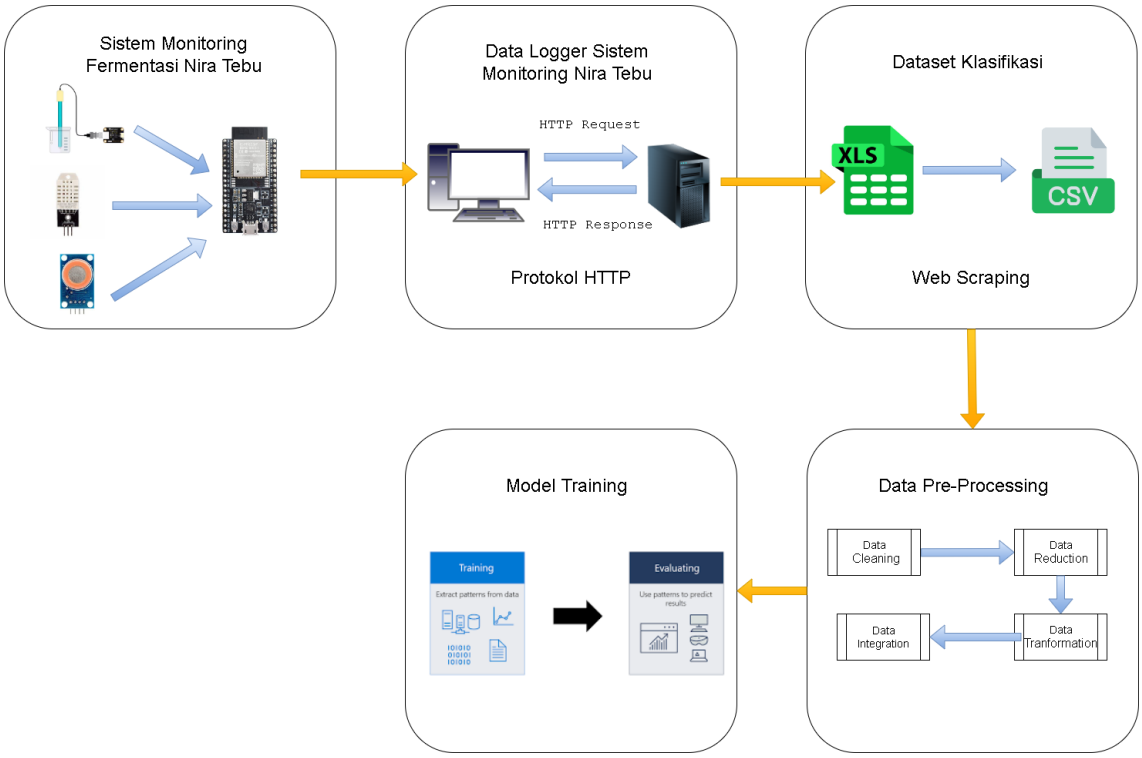
Tabel 1 Perangkat Keras

no	Nama Perangkat	Qty	Posisi	Fungsi
1	ESP32	1	Luar Tabung	Unit pemroses data-data fermentasi, komputasi fermentasi dan validasi SVM
2	ESP8266	1	Luar Tabung	Unit pemroses data-data distilasi
3	Catu daya	1	Luar Tabung	Memberi daya untuk ESP32 dan ESP8266

4	Sensor ph	1	Dalam Tabung	Membaca data pH larutan fermentasi
5	Sensor mq-3	1	Dalam Tabung	Membaca data kadar alkohol yang ada pada larutan fermentasi
6	Sensor DS18B20	2	Dalam Tabung	Membaca data suhu larutan dalam tabung Fermentor dan tabung Distilator semi kontinyu
7	Laptop/PC	1	Terpisah dengan alat	Mengakses dataset pada *cloud service* dan pelatihan SVM

2.2 Perancangan Sistem

Perancangan sistem terdapat proses rancang bangun sistem, perakitan komponen elektronika, pemrosesan data dan implementasi SVM sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 1. Sistem fermentasi produksi bioetanol memanfaatkan komputasi *cloud service* untuk *storage* data hasil monitoring yang selanjutnya digunakan sebagai dataset klasifikasi. Data tersebut diperoleh dari sistem monitoring fermentasi dengan melalui berbagai proses dari dari mentah menjadi dataset pelatihan dan pengujian pembelajaran mesin SVM.



Gambar 1. Arsitektur Sistem Fermentasi Produksi Bioetanol

Arsitektur sistem yang ditunjukan pada Gambar 1 merupakan sekumpulan proses yang dilakukan dalam merancang dan mengimplementasikan pembelajaran mesin berbasis *portable fermentation system* menggunakan ESP32 SoC. Proses-proses tersebut diantaranya adalah:

2. 2.1 Rancang Bangun Sistem Monitoring Fermentasi Nira Tebu

Berdasarkan Gambar 1 ditunjukkan pada bagian awal proses dilakukan perancangan sistem menggunakan unit pemroses dan sensor-sensor sesuai yang disebutkan pada Tabel 1 dengan mikrokontroler ESP32 SoC sebagai pusat pemrosesan data dan validasi pembelajaran mesin.

Sistem fermentasi produksi bioetanol dipengaruhi oleh beberapa faktor [6], sehingga perancangan alat untuk monitoring sistem fermentasi meliputi pengamatan pH larutan menggunakan modul sensor pH-4502C, pengamatan suhu atau temperatur larutan menggunakan sensor suhu DS18B20 *waterproof*, waktu inkubasi dan faktor lainnya sehingga menghasilkan kadar alkohol yang diamati menggunakan sensor MQ-3.

2. 2.2 Protokol Komunikasi dan Data Logger Sistem

Mikrokontroler ESP32 merupakan salah satu teknologi *Internet of Things* (IoT) yang menerapkan beberapa protokol komunikasi nirkabel, salah satunya yaitu protokol HTTP. Protokol HTTP memiliki prinsip kerja dimana data diperoleh dengan mengirim HTTP_request dan menerima HTTP_response. Data *time series* yang diperoleh dari data logger dari masing-masing sensor merupakan *data collection* yang dapat digunakan sebagai dataset pelatihan pembelajaran mesin [7] yang rata-rata *close connection* per-data sekitar 172 ms [8].

2. 2.3 Web Scraping

Web Scraping dataset pelatihan dan pengujian pembelajaran mesin dilakukan dengan cara ekstraksi informasi dari *data collection* pada *cloud server* yang tersimpan dalam format excel menjadi file csv melalui *website*. Data dari web umumnya tersaji dalam format yang tak terstruktur dan cenderung tidak siap digunakan [9] sehingga membutuhkan proses *web scraping* untuk mengambil informasi penting dari data-data yang tersaji tersebut. Data hasil *scraping* selanjutnya digunakan untuk tahap *data pre-processing.*

2. 2.4 Data Pre-Processing

Data pre-processing meliputi beberapa metode dalam persiapan data [10] sebagai dataset pembelajaran mesin. Diawali dengan pembersihan data (*data cleaning*) yang dilakukan dengan cara me-*remove* data kosong dari kolom-kolom tertentu yang menyebabkan anomali pemrosesan data. Setelah anomali dihilangkan dilanjutkan dengan proses data reduction dan data transformation sehingga menghasilkan data integration yang siap diproses.

2. 2.5 Model Training

Model *Training* yang diterapkan pada sistem fermentasi produksi bioetanol adalah *Support Vector Machine* (SVM). Proses implementasi metode SVM untuk klasifikasi sistem fermentasi produksi bioetanol dilakukan dengan dua tahap atau proses penting, yaitu pelatihan SVM dan pengujian SVM. *Data pre-processing* yang telah diperoleh digunakan sebagai *base knowledge* pengenalan pola klasifikasi sistem dengan fitur *encoding* label target yaitu fitur terfermentasi atau berhasil yang dikonversikan ke dalam bentuk numerik 1 dan tidak terfermentasi atau gagal terfermentasi ke dalam bentuk numerik 0. Pembagian data dilakukan secara bervariatif dengan pengujian beberapa kernel. *Model training* SVM mengidentifikasi fungsi untuk menemukan *hyperplane* optimal yang digunakan untuk memaksimalkan margin pemisah antar *instance* dari dua kelas yang ditentukan oleh jarak antar bidang dan titik data terdekat dari tiap kelas [16]. *Hyperplane* optimal pada SVM diperoleh dari:

$$\min E_0(w,\xi) = \frac{1}{2}\|w\|^2 + C\sum_{i=1}^{N}\xi_p \tag{1}$$

$$y_p w^T x_p + b \geq 1 - \xi_{p'} p = 1, \ldots, N \tag{2}$$

$$\xi_p \geq 0, p = 1, \ldots, N \tag{3}$$

Model *training* SVM mengkombinasikan jenis kernel dan nilai C. Penggunaan kernel untuk pemetaan pada SVM terdiri dari kernel linear, polynomial dan *Radial Basis Function* (RBF) dengan output SVM:

$$y(x) = sign(w^T \phi(x) + b) \quad (4)$$

Kernel linear menggunakan persamaan:

$$k(x, y) = x^T y \quad (5)$$

sedangkan kernel polinomial menggunakan persamaan:

$$k(x, y) = (\gamma x^T y + r)^d \quad (6)$$

dan kernel RBF menggunakan persamaan:

$$k(x, y) = \exp(-\gamma \|x - y\|^2) \quad (7)$$

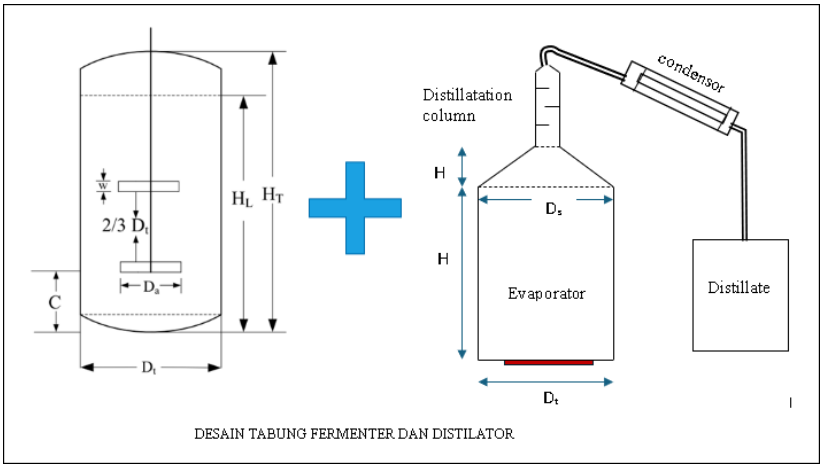
Konvergensi sistem dapat dilihat dari hasil akurasi yang diperoleh pada implementasi SVM pada sistem fermentasi. Perhitungan akurasi dilakukan dengan menggunakan rumus:

$$akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (8)$$

Keterangan:
TP: True Positive
TN: True Negative
FP: False Positive
FN: False Negative

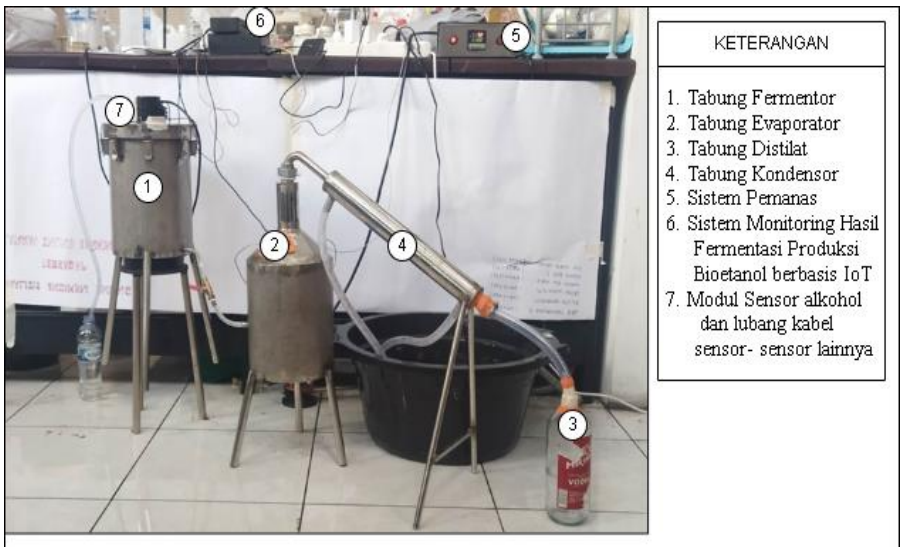
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bioetanol sebagai bahan bakar alternatif hasil produksi diperoleh dari proses fermentasi dan distilasi yang membutuhkan peralatan khusus di setiap prosesnya agar dapat menghasilkan kadar alkohol yang sesuai. Desain alat dan integrasi sistem fermentasi dirancang sesuai kebutuhan lab energi yang telah diperhitungkan dengan matang. Proses fermentasi menggunakan nira tebu dengan penambahan NPK dan Urea [11] sebagai bahan nabati utama dan pemanfaatan *Saccharomyces Cerevisiae*. Keseluruhan proses dilakukan pada tabung fermentor dengan menerapkan sistem monitoring menggunakan mikrokontroler ESP32 SoC yang terintegrasi dengan database *cloud service* dan melalui proses distilasi semi kontinyu yang telah dirancang sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2 Visualisasi Alat Fermentor

Selanjutnya visualisasi alat pada Gambar 2 kemudian direalisasikan dengan merancang bangun alat beserta sistem yang dibutuhkan sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 3. Tabung dibuat berdasarkan spesifikasi tertentu dengan kondisi tertutup dan tahan panas, karena pemanasan larutan dilakukan hingga suhu 90 derajat Celcius. Proses yang terjadi dipantau menggunakan p*ortable smart monitoring system* yang menerapkan konfigurasi *hybrid* sensor [12] sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 3 no. 6, dimana penempatan alat berada di luar tabung dan terhubung dengan sensor yang dimasukkan ke tabung no.1 dan 2.Waktu efektif proses monitoring berjalan selama 48-72 jam dengan pengambilan data awalnya diatur per 30 detik, kemudian per menit dan sewaktu jika dibutuhkan.



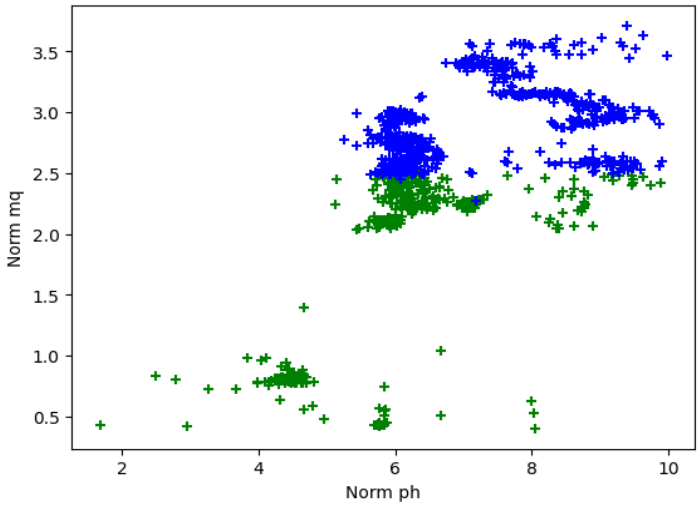
Gambar 3 Realisasi Alat dan Sistem Fermentasi

Hasil dari proses tersebut adalah dataset yang telah melalui proses *pre-processing* yang dipersiapkan untuk *data normalization* dalam bentuk csv. Performa model akurasi dipengaruhi oleh normalisasi pada data. Metode normalisasi yang digunakan adalah *min-max normalization* yang terbukti memiliki akurasi pra-proses terbaik dengan rentang seimbang [13] dan dapat diterapkan pada data fermentasi. Data normalisasi berupa data norm ph, norm temp dan norm mq sebagaimana ditunjukkan pada gambar 4.

	datetime	ph	temp	mq adc	Norm ph	Norm temp	Norm mq	Average	kelas
0	8/8/24 14:06	7.04	29.63	417	2.96	2.96	0.42	2.11	1
1	8/8/24 14:06	6.17	29.63	977	3.83	2.96	0.98	2.59	1
2	8/8/24 14:06	5.88	29.63	983	4.12	2.96	0.98	2.69	1
3	8/8/24 14:06	5.96	29.63	962	4.04	2.96	0.96	2.66	1
4	8/8/24 14:07	5.60	29.63	942	4.40	2.96	0.94	2.77	1

Gambar 4 Hasil *data pre-processing*

Implementasi SVM pada sistem fermentasi produksi bioetanol menggunakan nira tebu berbasis ESP32 SoC merupakan integrasi sistem *monitoring* fermentasi yang telah dirancang sebelumnya yang memanfaatkan komputasi *cloud service* untuk *storage* data hasil monitoring yang selanjutnya digunakan sebagai *dataset* klasifikasi dengan menerapkan beberapa tahap metode *pre-processing*. Implementasi SVM mampu menunjang optimasi sistem [14] yang berkaitan dengan data *time series* yang bersifat *real time* [7] dengan teknologi bioproses [15] yang diterapkan.



Gambar 5 Separasi Data

Data separasi pada Gambar 5 merupakan representasi data untuk dapat diketahui posisi hyperplane yang terdapat pada metode SVM. Data yang digunakan merupakan data 2 dimensi yaitu data norm mq dan data norm ph, sedangkan data temperatur umumnya telah terkorelasi dengan data ph sehingga data ph mampu merepresentasikan kondisi hasil fermentasi dan didukung dengan indikasi kadar alkohol yang terdapat dalam etanol yang dihasilkan. Jumlah data keseluruhan adalah 1332 data, sedangkan data yang telah dinormalisasi menghasilkan 1082 dataset klasifikasi. Data mentah merupakan data awal yang diperoleh langsung dari sistem monitoring berbasis IoT dan belum dikembangkan lebih lanjut sehingga data tersebut tersaji dengan beberapa kondisi tidak normal atau tidak memenuhi standar isi dari hasil pembacaan sistem seperti pada Tabel 1.

Tabel 1 Data Mentah Fermentasi

no	datetime	ph	temp	mq adc	status	keterangan
1	08/08/2024 14.06.17	7,04	29,63	417	valid	normal
2	08/08/2024 14.06.47	6,17	29,63	977	valid	normal
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
56	13/08/2024 13.30.14		67		invalid	data ph dan mq tidak boleh kosong
57	13/08/2024 13.33.19		67		invalid	data ph dan mq tidak boleh kosong
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
680	09/10/2024 13.39.16	-4,83	47,75	1034	invalid	nilai ph negatif
681	09/10/2024 13.44.18	-5,46	47,13	1104	invalid	nilai ph negatif
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
1331	28/10/2024 21.33.29				invalid	data kosong semua
1332	28/10/2024 21.34.43	-6,88	31,81	438	invalid	data ph negatif

Data mentah hasil monitoring menggunakan *portable smart monitoring system* merupakan data pengujian produksi bioetanol dari pembacaan sensor dan mikrokontroler. Dari 1332 data yang diperoleh nilai min data ph sebesar -10,06 dan nilai max data ph sebesar 8,32. Nilai min data suhu adalah null dan nilai max sebesar 67 derajat celcius. Nilai data mq adalah null dan nilai max sebesar 4023 sehingga anomali-anomali tersebut kemudian disempurnakan menggunakan data *preprocessing* yang ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2 Data Hasil *Pre-Processing*

no	datetime	ph	temp	mq adc	norm ph	norm temp	norm mq
1	08/08/2024 14.06.17	7,04	29,63	417	7,04	2.96	0.42
2	08/08/2024 14.06.47	6,17	29,63	977	6,17	2.96	0.98
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
56	13/08/2024 13.35.00	5,65	28,56	816	4,33	2,86	0,82
57	13/08/2024 13.36.00	5,85	28,56	783	4,35	2,86	0,82
	⋮	⋮	⋮	⋮			
1081	12/09/2024 21:16:00	3	28.31	2231	7	2.83	2.23
1082	12/09/2024 21:17:00	3	28.31	2231	7	2.83	2.23

Data hasil prepocessing berjumlah 1082 data dengan nilai min ph sebesar 0,02 dan nilai max-nya sebesar 8,32, sedangkan data min suhu sebesar 26,57 dan data max-nya sebesar 46,69. Nilai mq min-nya sebesar 401 dan nilai max-nya sebesar 3709 yang mengindikasikan kadar alkohol sebesar 66,49% dari hasil fermentasi 430 ml etanol.

Tabel 3 Hasil Implementasi SVM

No	Pelatihan		Pengujian		Akurasi (%)		
	Rasio	Jumlah	Rasio	Jumlah	Kernel Linier	Kernel RBF	Kernel Polinomial
1	80%	865	20%	217	99,53	95,85	98,15
2	75%	811	25%	271	99,26	96,67	98,52
3	70%	757	30%	325	99,38	96,30	97,53
4	65%	703	35%	379	99,47	96,56	97,36
5	60%	649	40%	433	99,76	96,07	97,69
6	55%	595	45%	478	99,17	96,30	97,33
7	50%	541	50%	541	99,26	96,30	97,59

Data hasil implementasi SVM menggunakan 3 (tiga) kernel yaitu kernel linier, RBF dan polinomial. berdasarkan hasil yang diperoleh sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 3, akurasi tertinggi dari ke-tiga kernel sebesar 99,79% yang terdapat pada kernel linier dan terendah sebesar 95,85% yang terdapat pada kernel RBF. Sedangkan pada masing-masing kernel dapat diketahui bahwa akurasi tertinggi pada kernel linier adalah 99,79% dengan data pelatihan sebesar 60% dan data pengujian sebesar 40%. Akurasi terendah pada kernel linier adalah 99,17% dengan data pelatihan sebesar 55% dan data pelatihan sebesar 45%. Pada kernel RBF akurasi tertinggi adalah 96,67% dengan data pelatihan sebesar 75% dan data pengujian sebesar 25% sedangkan akurasi terendahnya adalah 95,85 dengan data pelatihan sebesar 80% dan data pengujian sebesar 20%. Selanjutnya pada kernel polinomial, akurasi tertinggi adalah 98,52 dengan data pelatihan sebesar 75% dan data pengujian sebesar 25% sedangkan akurasi terendahnya adalah 97,33% dengan data pelatihan sebesar 55% dan data pengujian sebesar 45%.

Penelitian sebelumnya yang serupa yaitu pembelajaran mesin menggunakan metode *random forest* yang diaplikasikan pada produksi bioetanol dari kulit kakao menghasilkan nilai presisi pada akurasinya sebesar 83% [17]. Implementasi pembelajaran mesin lainnya yaitu *Artificial*

Intelligence Decision-Making System (AIDMS) yang digunakan untuk optimalisasi produksi bioetanol. Dalam proses optimalisasi tersebut terdapat 250 dataset pelatihan, sedangkan data validasi menggunakan data biomassa seperti batang kapas, jerami gandum, pohon zaitun, limbah kulit kentang, jerami padi dan ampas tebu yang menunjukkan nilai akurasi sebesar 94% [18]. Produksi bioetanol menggunakan sari pati singkong dan kentang digunakan untuk mengoptimasi fermentasi menggunakan metode *Mixture Design Response Surface Methodology* (MDRSM) dan pembelajaran mesin berupa *ridge regression*, *linear regression* dan jaringan saraf tiruan menghasilkan akurasi sebesar 94% [19], selain itu optimasi produksi bioethanol yang dihasilkan dari fustuk atau kacang ketawa (*pistachio*) menggunakan model pembelajaran mesin berupa XGBoost dan *random forest* menghasilkan akurasi >94% [20]. Perbandingan hasil akurasi beberapa penelitian dapat dilihat pada tabel 4.

Tabel 4 Komparasi hasil akurasi pembelajaran mesin

No.	Studi Kasus	Metode	Akurasi
1	Produksi bioetanol dari kulit kakao	Random Forest	83%
2	Produksi bioetanol dari batang kapas, Jerami gandum, pohon zaitun, limbah kulit kentang, jerami padi dan ampas tebu	Artificial Intelligence Decision-Making System (AIDMS)	94%
3	Produksi bioetanol dari sari pati singkong dan kentang	MDRSM & ANN	94%
4	Produksi bioetanol dari fustuk atau kacang ketawa	XGBoost dan Random Forest	>94%
5	Produksi bioetanol dari nira tebu	Support Vector Machine	99,79%

4. KESIMPULAN

Implementasi pembelajaran mesin menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) pada proses fermentasi produksi bioetanol memberikan hasil yang memuaskan. Pemilihan kernel menjadi hal yang perlu diperhatikan serta penentuan rasio data pelatihan dan pengujian SVM juga perlu dipertimbangkan dengan baik. Proses-proses yang terjadi sebagaimana ditunjukkan pada arsitektur sistem mendukung konsistensi, mengatasi anomali data dan *ireguler* data. Berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan diperoleh akurasi tertinggi menggunakan kernel linier dengan pemilihan rasio pelatihan sebesar 60% pengujian sebesar 40% yang menunjukkan hasil akurasi sebesar 99,79%. Sebaliknya akurasi terendah diperoleh dari penggunaan kernel RBF dengan pengaturan data pelatihan sebesar 80% dan pengujian 20% yang umumnya digunakan sebagai rasio terbaik, namun implementasi SVM pada dataset sistem fermentasi produksi bioetanol tidak berpengaruh sehingga akurasi terendahnya adalah 95,85. Klasifikasi sistem fermentasi tergolong mudah untuk diimplementasikan karena data logger dari sistem fermentasi cenderung mudah dibaca. Dengan adanya pembelajaran mesin SVM, prediksi hasil fermentasi dapat meringankan pekerjaan laboran dalam melakukan analisis dan pengambilan keputusan berbasis pembelajaran mesin.

5. SARAN

Sistem fermentasi produksi bioetanol dengan mengimplementasikan SVM perlu dibandingkan dengan menggunakan metode klasifikasi pembelajaran mesin lainnya serta kombinasi model pembelajaran lainnya untuk mengetahui efektifitas dari implementasi metode pembelajaran mesin tersebut. Penambahan parameter data brix dan data sensor waterfall sebagai pembaca data tetes pertama hasil produksi bioetanol pada pelatihan dan pengujian juga dibutuhkan meskipun data tersebut diperoleh dari pengambilan sampel secara manual dan tidak masuk dalam *portable monitoring system fermentation* yang telah dirancang.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih kepada Pusat Penelitian dan Pengabdian Masyarakat (P3M) Politeknik Negeri Jember yang telah mendanai penelitian terapan PNBP ini berdasarkan DIPA Politeknik Negeri Jember SP DIPA-023.18.2.677607/2024 Tahun Anggaran 2024, sehingga kegiatan penelitian dapat berjalan dengan baik.

DAFTAR PUSTAKA

[1] N. D. Purwanto, S. R. Sulistiyanti, A. S. Rapelianto, H. Fitriawan and S. Purwiyanti, "Semi-Continuous Bath System Bioethanol Processing Application With PID Control, Using Omron Cp1h-Xa40dt1-D PLC Based on NB Designer with HMI (Human Machine Interface) Display," *2023 International Conference on Converging Technology in Electrical and Information Engineering (ICCTEIE)*, pp. 21-26, 2023 doi: 10.1109/ICCTEIE60099.2023.10366697.

[2] A. Hariono, B. Hertomo, and K. Kasijanto, "Penggunaan bioetanol sebagai alternatif campuran bahan bakar pada mesin Otto," *Jurnal Rekayasa Energi dan Mekanika*, vol 1, no. 2, pp. 54-64, 2021 [Online]. Available: https://ejurnal.itenas.ac.id/index.php/JREM/article/viewFile/4775/2700. [Accessed: 30-Oct-2024]

[3] I. Hermawan, M. Idris, D. Darianto, and M.Y.R. Siahaan, 2021, "Kinerja Mesin Motor 4 Langkah dengan Bahan Bakar Campuran Bioetanol dan Pertamax," *Journal of Mechanical Engineering Manufactures Materials and Energy*, Vol 5 No. 2, pp.202-210, Dec. 2021 [Online]. Doi: 10.31289/jmemme.v5i2.5787

[4] E. Antika and Y. Susmiati, "Implementation microcontroller-based bioethanol levels measurement tool on bioethanol purification equipment," *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, Volume 207, 1st International Conference on Food and Agriculture 2018*[Online]. Doi:10.1088/1755-1315/207/1/012063

[5] A. P. Wibawa, M. G. A. Purnama, M. F. Akbar, and F. A. Dwiyanto, "Metode-metode Klasifikasi," *Prosiding Seminar Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi*, Vol. 3 No.1, pp. 134–138, 2018 [Online]. Available: https://core.ac.uk/download/pdf/268075072.pdf [Accessed: 20-Dec-2024]

[6] Y. Susmiati, "Prospek Produksi Bioetanol dari Limbah Pertanian dan Sampah Organik", *Industria: Jurnal Teknologi dan Manajemen Agroindustri*, Vol. 7 No. 2, pp. 67-80, 2018 [Online]. Available: https://doi.org/10.21776/ub.industria.2018.007.02.1 [Accessed: 22-Dec-2024]

[7] N. N. Oleinikov, A. N. Kazak, A. A. Dorofeeva, N. K. Boyarchuk, D. V. Gorobets and D. V. Nekhaychuk, "Data Collection with Esp32 Microcontroller for Training Neural Networks," *2023 Seminar on Information Computing and Processing (ICP)*, Saint Petersburg, Russian Federation, 2023, pp. 227-229, doi: 10.1109/ICP60417.2023.10397144.

[8] N. Nikolov, "Research of MQTT, CoAP, HTTP and XMPP IoT Communication protocols for Embedded Systems," *2020 XXIX International Scientific Conference Electronics (ET)*, Sozopol, Bulgaria, 2020, pp. 1-4, doi: 10.1109/ET50336.2020.9238208.

[9] R. N, A. M. S and C. N. Babu, "An Optimal Data Entry Method, Using Web Scraping and Text Recognition," *2021 International Conference on Information Technology (ICIT)*, Amman, Jordan, 2021, pp. 92-97, doi: 10.1109/ICIT52682.2021.9491643.

[10] S. Hafeez and N. Kathirisetty, "Effects and Comparison of different Data pre-processing techniques and ML and deep learning models for sentiment analysis: SVM, KNN, PCA with SVM and CNN," *2022 First International Conference on Artificial Intelligence Trends and Pattern*

Recognition (ICAITPR), Hyderabad, India, 2022, pp. 1-6, doi: 10.1109/ICAITPR51569.2022.9844192.
[11] L. Qomariyah and C. Sindhuwati, "Pengaruh Penambahan Npk Dan Urea Pada Pembuatan Etanol Dari Air Tebu Melalui Proses Fermentasi," *DISTILAT: Jurnal Teknologi Separasi*, Vol. 7 No. 2, pp. 82–88, 2023 [Online]. Available: https://doi.org/10.33795/distilat.v7i2.186
[12] P. Flanagan, S. Blamires, P. Spicer, R. Frankjaer and M. Hosseini, "Hybrid Sensor Configurations," in *Organic and Inorganic Materials Based Sensors, 3 Volumes*, Wiley, 2024, pp.675-688, doi: 10.1002/9783527834266.ch29.
[13] F. Adams, R. Anggoro, M. Satria, A. Oktavia and N. Chamidah, "Perbandingan Normalisasi Data untuk Klasifikasi Wine Menggunakan Algoritma Naive Bayes, Decission Tree dan Support Vector Machine," In *Prosiding Seminar Nasional Mahasiswa Bidang Ilmu Komputer dan Aplikasinya*, Vol. 2, No. 2, pp. 260-268, 2021 [Online]. Available: https://conference.upnvj.ac.id/index.php/senamika/article/view/1744/0 [Accessed: 30-Oct-2024]
[14] A. Kowalczyk, Support Vector Machines Succinctly. Morrisville, North Carolina: Syncfusion, 2017 [Online] Accessed: 27-Dec-2024. Available: https://www.syncfusion.com/succinctly-free-ebooks/support-vector-machines-succinctly
[15] N. Istianah, A. K. Wardani and F. H. Sriherfyna, 2018, *Teknologi Bioproses*, Malang: Universitas Brawijaya Press.
[16] K.-L. Du, B. Jiang, J. Lu, J. Hua and M. N. S. Swamy, "Exploring Kernel Machines and Support Vector Machines: Principles, Techniques, and Future Directions,". *Mathematics*, Vol. 12, No. 24, pp. 3935. 2024 [Online]. Available: https://doi.org/10.3390/math12243935
[17] G. B. Romero, M. E. V. Herrera and Y. J. G. Lopez, "Técnicas de machine learning aplicadas a la producción de bioetanol a partir de la caracterización de biomasa lignocelulósico (Theobroma cacao L.): Machine learning techniques applied to the production of bioethanol from the characterization of lignocellulosic biomass (Theobroma cacao L.)," *Revista Científica de Biotecnología*, Vol. 1, No. 1, pp. 41-60, 2023 [Online]. Available: https://revistas.utmachala.edu.ec/revistas/index.php/biotecnologia/article/view/769
[18] N. Vinitha, J. Vasudevan, K. P. Gopinath, J. Arun, S. Madhu and S. Naveen. "Enhancing the dilute acid hydrolysis process using a machine learning approach: investigation of different biomass feedstocks influences glucose and ethanol yields." *Biomass Conv. Bioref.* Vol. 15, pp. 9159–9171, 2025 [Online]. Available: https://doi.org/10.1007/s13399-024-05714-y
[19] G. S. Aruwajoye, I. A. Sanusi, M. O. Olusanya and G. E. B. Kana, "Mixture Design and Machine Learning-Based Optimization of Fermentable Sugar Recovery from Mixed Agricultural Waste for Bioethanol Production," *Industrial Crops and Products*, Vol. 237, 122163, ISSN 0926-6690, 2025 [Online]. Available: https://doi.org/10.1016/j.indcrop.2025.122163
[20] B. Göncü, G. Sarıışık and E. Z. Hoşgün, "Valorization of Lignocellulosic Feedstock in Bioethanol Production Via Separate Hydrolysis and Fermentation: An Integrated Machine Learning Approach," *International Journal of Hydrogen Energy,* Vol. 142, pp. 1039-1053, ISSN 0360-3199, 2025 [Online]. Available: https://doi.org/10.1016/j.ijhydene.2025.04.340