

Penerapan *Machine Learning* Dalam Optimasi Proses Konversi Biomassa Menjadi Energi

Annisa Vada Febriani^{1*}, Murdifin², M. Idris¹, Budi Setya Wardhana¹

¹Magister Teknik Kimia, Fakultas Teknologi Industri, Universitas Ahmad Dahlan, Jl. Ringroad Selatan, Tamanan, Bantul, Yogyakarta, 55191

²Magister Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Sunan Kalijaga, Jl. Marsda Adisucipto, Yogyakarta, 55281

*Corresponding Author: 2307054003@webmail.uad.ac.id

Abstrak

Pemanfaatan biomassa sebagai sumber energi terbarukan menjadi strategi penting dalam mendukung transisi menuju sistem energi berkelanjutan. Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi kinerja model *machine learning* (ML) dalam mengoptimasi proses konversi biomassa, khususnya pada pengarangkan pelepah dan cangkang kelapa sawit, melalui prediksi parameter nilai kalor dan *Yield* arang terhadap variasi suhu. Optimasi proses pengarangkan dilakukan pada suhu 300°C hingga 1000°C dengan waktu tinggal 2 jam, dan hasilnya dianalisis menggunakan beberapa model ML. Evaluasi performa model dilakukan berdasarkan nilai koefisien determinasi (R^2), *Root Mean Square Error* (RMSE), dan *Mean Absolute Error* (MAE). Hasil menunjukkan bahwa model GPR memiliki performa prediksi tertinggi dengan nilai R^2 mendekati 1, namun GPR cenderung menghasilkan prediksi yang tidak sepenuhnya sesuai dengan fenomena fisis proses pengarangkan. Studi ini menekankan pentingnya pendekatan multi-model dalam optimasi konversi biomassa dan menunjukkan bahwa pemilihan model ML tidak hanya bergantung pada akurasi prediktif, tetapi juga pada kemampuan model merepresentasikan mekanisme proses yang mendasari. Hasil penelitian ini memberikan kontribusi terhadap pengembangan sistem cerdas dalam perancangan proses konversi biomassa secara efisien dan berkelanjutan.

Kata kunci: Biomassa; Energi; *Machine Learning*; Kelapa sawit; Optimasi

Abstract

The utilisation of biomass as a renewable energy source is an important strategy in supporting the transition to a sustainable energy system. This study aims to evaluate the performance of machine learning (ML) models in optimising the biomass conversion process, especially in the charring of palm fronds and shells, through prediction of heating value parameters and charcoal *Yield* against temperature variations. Optimisation of the charring process was carried out at temperatures of 300°C to 1000°C with a residence time of 2 hours, and the results were analysed using several ML models. Model performance evaluation was conducted based on the coefficient of determination (R^2), Root Mean Square Error (RMSE), and Mean Absolute Error (MAE). The results show that the GPR model has the highest prediction performance with R^2 values close to 1, but GPR tends to produce predictions that do not fully match the physical phenomena of the charring process. This study emphasises the importance of multi-model approach in biomass conversion optimisation and shows that the selection of ML model depends not only on the predictive accuracy, but also on the ability of the model to represent the underlying process mechanism. The results of this study contribute to the development of intelligent systems in the design of efficient and sustainable biomass conversion processes.

Keywords : Biomass; Energy; Machine Learning; Oil palm; Optimisation

PENDAHULUAN

Kebutuhan global akan energi bersih, efisien, dan berkelanjutan semakin mendesak seiring meningkatnya dampak negatif penggunaan energi fosil terhadap lingkungan. Hal ini mendorong inovasi dalam pengembangan sumber energi terbarukan, salah satunya biomassa, yang menjadi pilihan menjanjikan karena sifatnya yang terbarukan dan dapat dikonversi menjadi berbagai bentuk energi, seperti bahan bakar padat, cair, atau gas (Febriani et al., 2024; Wardhana et al., 2025). Kebutuhan global akan energi bersih, efisien, dan berkelanjutan semakin mendesak seiring meningkatnya dampak negatif penggunaan energi fosil terhadap lingkungan. Hal ini mendorong inovasi dalam pengembangan sumber energi terbarukan, salah satunya biomassa, yang menjadi pilihan menjanjikan karena sifatnya yang terbarukan dan dapat dikonversi menjadi berbagai bentuk energi, seperti bahan bakar padat, cair, atau gas (Febriani, Hanum, Kuncara, et al., 2024; Haqiqi, 2023). Pemanfaatan limbah sebagai sumber energi tidak hanya memberikan solusi bagi kebutuhan energi, tetapi juga berkontribusi pada pengelolaan limbah yang ramah lingkungan (Febriani, Hanum, & Rahayu, 2024; Parinduri et al., 2020).

Metode termokimia, seperti pirolisis, gasifikasi, dan pembakaran, telah menjadi fokus penelitian karena potensinya dalam mengonversi biomassa menjadi energi sekaligus menawarkan solusi berkelanjutan dalam pengelolaan limbah (Begum et al., 2024). Namun, proses ini memiliki tingkat kompleksitas yang tinggi akibat interaksi dinamis antara berbagai parameter operasional, sehingga memerlukan pengembangan model matematika yang akurat untuk mendukung desain proses, optimasi, dan intensifikasi. Model-model tersebut sangat penting dalam mengidentifikasi kondisi operasi optimal, menganalisis sensitivitas parameter, serta memungkinkan kontrol dan optimasi secara real-time. Selain itu, model ini juga berperan krusial dalam proses peningkatan skala (*scale-up*) dari skala laboratorium ke industri (Naqvi et al., 2023).

Dalam konteks ini, *Machine Learning* (ML) muncul sebagai pendekatan yang menjanjikan untuk memodelkan dan

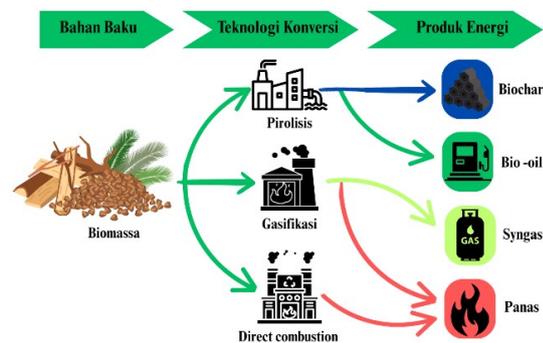
mengoptimasi proses konversi termal biomassa. Sebagai cabang kecerdasan buatan, ML memungkinkan pengembangan model prediktif berbasis data tanpa memerlukan pemahaman eksplisit tentang mekanisme fisika-kimia yang mendasarinya. Teknologi ini telah berhasil diaplikasikan di berbagai industri untuk kontrol proses, optimasi, dan diagnosis kesalahan, termasuk dalam konversi biomassa. Keunggulan utama ML terletak pada kemampuannya menangani hubungan nonlinier dan kompleks antar variabel proses, sehingga dapat meningkatkan efisiensi konversi energi sekaligus mengatasi tantangan seperti keamanan energi dan kelestarian lingkungan (Ascher et al., 2022; Elmaz et al., 2020)

Beberapa algoritma ML, seperti *Random Forest* (RF), *Artificial Neural Network* (ANN), dan *Support Vector Machine* (SVM), telah terbukti efektif dalam memprediksi parameter optimal dan meningkatkan kinerja proses konversi biomassa. Contohnya, model ML dapat memprediksi kualitas biochar dari data pirolisis atau mengoptimasi komposisi syngas dalam gasifikasi. Pendekatan ini menawarkan efisiensi yang lebih tinggi dibandingkan metode empiris atau simulasi berbasis fisika yang memakan waktu dan sumber daya. Dengan demikian, integrasi ML dalam konversi termal biomassa tidak hanya mempercepat pengembangan teknologi energi terbarukan tetapi juga membuka peluang baru dalam optimasi sistem yang berkelanjutan (Cao et al., 2016; Elmaz et al., 2020; Gu et al., 2021).

Oleh karena itu, kajian ini bertujuan untuk mengulas secara komprehensif penerapan teknologi ML dalam optimasi proses konversi biomassa, dari perspektif teknik kimia dan informatika. Pembahasan akan meliputi berbagai jenis proses konversi biomassa, algoritma ML yang relevan, serta studi kasus implementasi yang telah dilakukan. Selain itu, kajian ini juga akan mengidentifikasi tantangan utama yang dihadapi dalam penerapan teknologi ini, serta mengarahkan pada potensi riset dan pengembangan di masa depan untuk meningkatkan efisiensi dan keberlanjutan proses konversi biomassa.

KONVERSI BIOMASSA MENJADI ENERGI

Konversi biomassa menjadi energi merupakan langkah penting dalam upaya mengurangi ketergantungan pada sumber energi fosil dan mempromosikan keberlanjutan (Jamilatun et al., 2023). Berbagai teknologi seperti pirolisis, gasifikasi dan *direct combustion* dapat digunakan untuk mengubah biomassa menjadi bentuk energi yang dapat digunakan sehingga menciptakan sistem energi yang lebih bersih dan berkelanjutan seperti yang ditampilkan pada Gambar 1.



Gambar. 1 Skema konversi biomassa menjadi energi

Sumber: Penulis

Pirolisis

Pirolisis adalah teknologi konversi biomassa menjadi energi yang melibatkan pemanasan bahan organik dalam kondisi anaerobik (tanpa oksigen), pada suhu antara 300°C hingga 800°C (M. Idris, Setyawan, Astuti, et al., 2024; Pitoyo et al., 2022). Biomassa yang dikonversi dengan teknologi pirolisis akan mengalami dekomposisi sehingga menghasilkan tiga produk utama: biochar, bio-oil, dan gas pirolisis (Abdullah et al., 2019; Jamilatun et al., 2024). Biochar atau residu padat yang dihasilkan, berfungsi untuk meningkatkan kesuburan tanah dengan kemampuannya menyimpan air dan nutrisi. Sementara itu, bio-oil adalah cairan kompleks yang memiliki potensi sebagai bahan bakar alternatif dan bahan baku dalam industri kimia (Jamilatun et al., 2023; Yulianto et al., 2018). Gas pirolisis dapat dimanfaatkan sebagai bahan bakar untuk proses itu sendiri atau untuk aplikasi energi lainnya (Riandis et al., 2021).

Efisiensi proses pirolisis dipengaruhi oleh beberapa variabel, termasuk suhu, waktu tinggal, dan laju pemanasan. Peningkatan suhu dapat meningkatkan produksi bio-oil hingga

55,53% pada 700°C, tetapi juga mengurangi *Yield* biochar (Jamilatun et al., 2024). Waktu tinggal yang lebih lama cenderung meningkatkan produksi biochar (Ramadha et al., 2023). Dengan potensi besar yang dimilikinya, pirolisis bukan hanya sekadar metode pengolahan biomassa, tetapi juga menjadi pilar penting dalam upaya mendapatkan sumber energi terbarukan yang ramah lingkungan (Rhomadoni et al., 2025). Oleh karena itu, penelitian lebih lanjut sangat diperlukan untuk memahami interaksi antara berbagai parameter dan untuk meningkatkan hasil serta kualitas energi yang dihasilkan, sehingga pirolisis dapat memberikan solusi energi yang berkelanjutan dan berkontribusi pada masa depan yang lebih hijau (Setiawati et al., 2024; Susianto et al., 2018).

Gasifikasi

Gasifikasi adalah proses konversi biomassa menjadi gas sintesis (*syngas*) melalui reaksi dengan agen gasifikasi seperti udara, uap, atau CO₂ (M. Idris, Setyawan, & Suharto, 2024). Dalam reaktor gasifier, biomassa dipanaskan pada suhu tinggi (800°C hingga 1.200°C) sehingga menghasilkan *syngas* yang terdiri dari hidrogen (H₂), karbon monoksida (CO) dan metana (CH₄) (Amrullah & Oktaviananda, 2022). Desain gasifier yang umum digunakan termasuk tipe downdraft dan updraft, yang masing-masing memiliki karakteristik dan efisiensi yang berbeda (Anggraini, 2023; Hambali et al., 2023).

Gasifikasi menawarkan keuntungan utama berupa efisiensi energi yang tinggi dalam mengubah biomassa yang sulit dimanfaatkan menjadi bentuk energi yang lebih praktis dengan fleksibilitas dalam menggunakan berbagai bahan baku seperti limbah pertanian dan limbah padat (Irawan et al., 2021; Nurhilal et al., 2019). Aplikasi gasifikasi semakin berkembang, terutama dalam pembangkit listrik di daerah terpencil dan produksi bahan bakar cair sebagai pengganti bahan bakar fosil (Yopianita, 2022). Dengan potensi besar untuk meningkatkan penggunaan energi terbarukan, gasifikasi menjadi alternatif menjanjikan untuk mengurangi ketergantungan pada energi konvensional dan memperbaiki kemandirian energi, khususnya di negara berkembang (Amrullah & Oktaviananda, 2022; Hambali et al., 2023).

Direct Combustion

Direct combustion adalah proses konversi biomassa menjadi energi dengan membakar bahan organik dengan penambahan oksigen. Proses ini menghasilkan energi panas yang dapat digunakan langsung untuk pemanasan dalam boiler atau untuk pembangkit listrik (M. Idris, Setyawan, & Mufrodi, 2024). Keunggulan utama dari *direct combustion* adalah memungkinkan penerapan di berbagai skala, dari rumah tangga hingga industri (Rahmayani & Aminah, 2021). Namun teknologi *direct combustion* juga memiliki kelemahan dengan menghasilkan emisi gas rumah kaca seperti karbon dioksida (CO₂) dan partikel polutan lainnya sehingga berdampak negatif pada kesehatan dan lingkungan (Simanjuntak et al., 2024; Sutarto et al., 2020).

Aplikasi *direct combustion* biomassa semakin berkembang, terutama dalam pembangkit listrik yang memanfaatkan biomassa sebagai sumber energi alternatif. Penggunaan biomassa terbukti menghasilkan jejak karbon yang lebih rendah dibandingkan batu bara, menjadikannya pilihan yang lebih ramah lingkungan (Kuswa et al., 2024; Sutarto et al., 2020). Meskipun teknologi ini menawarkan aksesibilitas yang lebih besar, tetapi tantangan terkait emisi dan efisiensi energi masih perlu diatasi untuk menciptakan solusi energi yang lebih berkelanjutan (Rahmayani & Aminah, 2021). Oleh karena itu, penelitian lebih lanjut dan kolaborasi antara peneliti, industri, dan pembuat kebijakan sangat penting untuk mengoptimalkan proses pembakaran biomassa.

PENERAPAN MACHINE LEARNING DALAM OPTIMASI PROSES

Machine Learning (ML) merupakan salah satu cabang dari kecerdasan buatan, memungkinkan komputer untuk belajar dari data dan membuat prediksi tanpa perlu diprogram secara eksplisit (Ningrum & Ismawardi, 2025). Dalam bidang teknik kimia, ML menawarkan pendekatan yang efisien untuk menangani data yang kompleks dan bersifat nonlinier, seperti pada sistem reaksi kimia, perpindahan panas, serta proses konversi energi (Akbar & Djakariah, 2024).

Model ML umumnya dibedakan menjadi dua kelompok utama, yaitu *supervised learning* dan *unsupervised*

learning. Pada *supervised learning*, model dilatih menggunakan data masukan (*input*) dan keluaran (*output*) yang telah diketahui atau berlabel (*labeled data*). Pendekatan ini umum digunakan dalam permasalahan regresi dan klasifikasi. Sebaliknya, *unsupervised learning* digunakan untuk mengeksplorasi pola atau struktur tersembunyi dalam data tanpa adanya informasi keluaran yang diketahui (*unlabeled data*) (Muflikhah et al., 2023).

Artificial Neural Network (ANN)

Artificial Neural Network (ANN) merupakan metode ML yang meniru cara kerja sistem saraf manusia, dengan membentuk jaringan yang terdiri dari sejumlah neuron buatan yang tersusun dalam tiga lapisan utama: *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*. Setiap neuron dalam jaringan ini menerima sinyal dari neuron sebelumnya, memprosesnya melalui fungsi aktivasi non-linier, dan meneruskannya ke neuron berikutnya (Saraswati et al., 2021). Proses pelatihan dilakukan dengan menyesuaikan bobot antar neuron menggunakan algoritma pembelajaran, seperti *backpropagation*, untuk meminimalkan selisih antara hasil prediksi dan nilai target. ANN sangat efektif dalam menangkap pola dan hubungan non-linear dalam data, sehingga banyak digunakan untuk tugas prediksi, klasifikasi, dan regresi dalam berbagai bidang. Keunggulan ANN terletak pada kemampuannya dalam menangani data dalam jumlah besar dan kompleks, serta adaptabilitasnya terhadap berbagai jenis permasalahan yang memerlukan pemodelan cerdas berbasis data (Leni et al., 2023; Qamar & Zardari, 2023).

Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)

Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) adalah model hibrida yang menggabungkan keunggulan sistem inferensi *fuzzy* dalam menangani ketidakpastian dengan kemampuan jaringan saraf tiruan dalam proses pembelajaran. ANFIS umumnya menggunakan struktur *fuzzy* tipe Sugeno dan terdiri dari lima lapisan yang berperan dalam proses inferensi serta penyesuaian parameter. Melalui algoritma pembelajaran seperti *hybrid learning*, model ini dapat secara otomatis mengoptimasi fungsi keanggotaan untuk

menghasilkan prediksi yang akurat. ANFIS banyak digunakan untuk pemodelan sistem kompleks karena mampu menangkap hubungan nonlinier sekaligus mempertahankan interpretabilitas aturan *fuzzy* (Bhakti & Abror, 2022; Sinaga et al., 2024).

Multiple Linear Regression (MLR)

Multiple Linear Regression (MLR) adalah metode statistik yang digunakan untuk memodelkan hubungan linear antara satu variabel dependen dengan dua atau lebih variabel independen (Rodrigues et al., 2020). Model ini bertujuan untuk memprediksi nilai keluaran berdasarkan kombinasi linier dari input, dengan mengestimasi koefisien regresi yang menunjukkan seberapa besar pengaruh masing-masing variabel independen terhadap variabel dependen. MLR banyak digunakan karena sifatnya yang mudah diinterpretasikan serta efektif untuk analisis prediktif, asalkan data memenuhi asumsi-asumsi dasar seperti linearitas, normalitas error, dan tidak adanya multikolinearitas tinggi antar variabel (Mansor et al., 2021).

Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) merupakan salah satu metode *supervised learning* yang efektif untuk tugas klasifikasi dan regresi. Prinsip dasar dari SVM adalah mencari hyperplane optimal yang memaksimalkan margin pemisah antar kelas dalam ruang fitur (Pratiwi et al., 2021). Untuk menangani data yang tidak dapat dipisahkan secara linear, SVM memanfaatkan fungsi kernel untuk memproyeksikan data ke dalam ruang berdimensi lebih tinggi. Metode ini dikenal memiliki kemampuan generalisasi yang baik, terutama dalam kasus dengan jumlah sampel terbatas namun berdimensi tinggi (Idris et al., 2023).

Random Forest (RF)

Random Forest (RF) adalah algoritma pembelajaran ansambel yang menggabungkan sejumlah pohon keputusan (*decision trees*) yang dilatih secara acak melalui teknik bootstrap sampling. Proses prediksi akhir dilakukan berdasarkan voting mayoritas (untuk klasifikasi) atau rata-rata (untuk regresi) dari semua pohon dalam model. RF mampu

menangani data dengan fitur yang kompleks dan interaktif, serta secara inheren tahan terhadap overfitting karena mekanisme pengacakan dan agregasi yang digunakan dalam proses pelatihannya (Pamuji & Ramadhan, 2021; Sinambela et al., 2023).

Gradient Boosting (GB)

Gradient Boosting merupakan pendekatan pembelajaran ansambel yang membangun model prediktif secara bertahap dengan menambahkan model lemah secara berurutan. Setiap model baru dilatih untuk mengurangi kesalahan prediksi (*residual error*) dari model sebelumnya melalui pendekatan optimasi berbasis gradien. Teknik ini memiliki performa yang tinggi dalam berbagai tugas prediksi, terutama pada data yang kompleks dan non-linear, meskipun memerlukan proses tuning parameter yang cermat untuk mencapai performa optimal dan menghindari overfitting (Diantika et al., 2023; Wardhana et al., 2022).

Gaussian Process Regression (GPR)

Gaussian Process Regression (GPR) merupakan metode regresi non-parametrik berbasis probabilistik yang sangat efektif untuk memodelkan hubungan kompleks dan nonlinier antar variabel (Wardhana et al., 2022). GPR menggunakan proses Gaussian sebagai prior atas fungsi yang ingin dipelajari, yang memungkinkan pendekatan ini tidak hanya menghasilkan prediksi nilai titik (*point estimate*), tetapi juga memberikan estimasi ketidakpastian (*confidence interval*) dari prediksi tersebut. Keunggulan utama GPR terletak pada fleksibilitasnya dalam menangani dataset kecil hingga menengah dengan presisi tinggi, serta kemampuannya dalam mengadaptasi kompleksitas model terhadap data tanpa memerlukan parameterisasi eksplisit. Namun demikian, keterbatasan GPR terletak pada skala komputasi yang cukup tinggi, karena kompleksitas waktu pelatihan meningkat secara kubik terhadap jumlah data, sehingga penerapannya pada dataset berukuran besar memerlukan pendekatan khusus seperti approximation methods atau sparse GPR (Ghanizadeh et al., 2021; Jamei et al., 2021).

Pemilihan model yang tepat dalam pengembangan model ML merupakan faktor krusial untuk mencapai hasil yang optimal (Sahamony et al., 2024). Tabel 1. menyajikan

perbandingan beberapa algoritma ML yang populer, dengan tujuan memberikan gambaran umum yang dapat membantu dalam pemilihan

metode yang sesuai dengan kebutuhan analisis dan karakteristik data.

Tabel. 1 Karakteristik umum algoritma *machine learning* dalam analisis prediktif

Model	Jenis	Kelebihan	Kekurangan	Referensi
ANN	<i>Supervise d</i>	Sangat akurat, bisa belajar pola kompleks	Butuh banyak data dan komputasi tinggi	(Biswas et al., 2022)
SVM	<i>Supervise d</i>	Akurasi tinggi, kuat terhadap overfitting	Biaya komputasi tinggi	
RF	<i>Supervise d</i>	Hasil akurat, tahan terhadap overfitting	Hasil akurat, tahan terhadap overfitting	
ANFIS	<i>Supervise d</i>	Kombinasi kelebihan neural network dan logika fuzzy, mampu menangani data kompleks	Memerlukan waktu pelatihan yang lama, sensitif terhadap parameter awal	(Özer et al., 2024)
MLR	<i>Supervise d</i>	Sederhana, cepat, mudah dijelaskan, interpretasi model yang jelas	Hanya cocok untuk hubungan linier, kurang efektif untuk data non-linier	(Anandhi & Nathiya, 2023)
GB	<i>Supervise d</i>	Akurasi tinggi, tahan terhadap overfitting dengan model ensemble	Proses pelatihan yang lambat, rentan terhadap data noise	(Cai et al., 2022)
GBR	<i>Supervise d</i>	Akurat untuk data kecil-menengah, mampu memodelkan ketidakpastian prediksi	Kompleksitas komputasi tinggi, tidak efisien untuk data besar	(Fissha et al., 2023)

Berbagai model ML telah diterapkan untuk memprediksi dan mengoptimalkan

proses dalam industri energi dan teknik kimia disajikan pada Tabel 2.

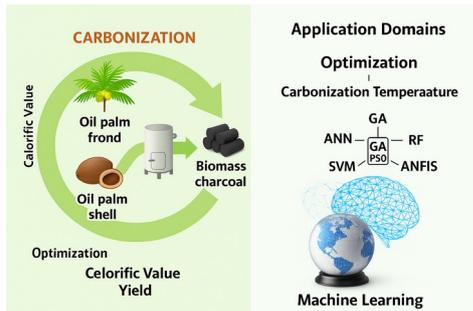
Tabel. 2 Implementasi *machine learning* dalam optimasi proses di Teknik kimia

Model	Bahan baku	Parameter Prediksi	Kinerja Prediksi		Referensi
			R ²	RMSE	
ANN	Simulasi (Biomassa kayu, hewan, dan herba)	Produksi daya dari gasifier downdraft	0.999	0.496	(Safarian et al., 2020)
ANN	<i>Herbaceous biomass, sewage sludge</i>	Hasil arang, tar dan gas	0.984	2.427	(Gu et al., 2021)
MLR, RF	Biomassa berkayu, biomassa herba, Alga	<i>Bio-oil Yield</i> dan <i>H content</i>	0.016-0.352; 0.790-0.920	1.410 7.960; 0.540 3.050	(Tang et al., 2020)
RF	<i>lignocellulosic biomass, herbaceous plants, food</i>	Analisis Proksimate dari <i>bio oil</i> hasil pirolisis	0.98	1.06	(Ullah et al., 2021)
MLR			0.68	4.20	
SVM			0.96	1.62	

	waste, and algae, etc.			
--	---------------------------	--	--	--

STUDI KASUS PENERAPAN *MACHINE LEARNING* DALAM KONVERSI BIOMASSA MENJADI ENERGI

Dalam kajian ini, studi kasus didasarkan pada penelitian yang dilakukan oleh Febriani et al., (2025) mengenai pengaruh suhu pengarangan terhadap kualitas arang dari pelepah dan cangkang kelapa sawit.



Gambar. 2 Integrasi ML dalam Optimasi Proses Konversi biomassa menjadi Arang

Penelitian tersebut belum menghasilkan kondisi pengarangan yang optimal untuk kedua jenis biomassa, sehingga pada kajian ini

dilakukan upaya optimasi lebih lanjut menggunakan pendekatan sistem berbasis ML, dengan memanfaatkan data nilai kalor dan *Yield* dari masing-masing biomassa. Gambaran secara singkat mengenai pola pemikiran ditunjukkan pada Gambar 2.

Optimasi Suhu Pengarangan Pelepah Kelapa Sawit

Optimasi proses konversi biomassa pelepah kelapa sawit menjadi energi dilakukan dengan pendekatan GPR. Model ini digunakan untuk memprediksi dua parameter utama kualitas arang, yaitu nilai kalor dan *Yield* arang, berdasarkan variasi suhu pengarangan.

Hasil evaluasi model GPR menunjukkan performa yang sangat baik, dengan nilai koefisien determinasi (R^2) mencapai 1.0000 baik untuk prediksi nilai kalor maupun *Yield* arang. Nilai RMSE dan MAE yang sangat rendah juga mengindikasikan kesalahan prediksi yang minimal. Rincian performa model disajikan pada Tabel 3.

Tabel. 3 Evaluasi Model GPR untuk Pelepah Kelapa Sawit

Parameter	Nilai kalor	<i>Yield</i>
RMSE	0.0075	0.0075
MAE	0.0071	0.0069
R^2	1.0000	1.0000
Suhu Optimal	600°C	600°C
Nilai pada Suhu Optimal	6095.35 kJ/kg	7.77%
Validasi Suhu Optimal	Setelah 600°C, nilai turun: 610°C → 5987.55 620°C → 5859.17	Setelah 600°C, nilai turun: 610°C → 7.53% 620°C → 7.25%

Validasi model dengan prediksi di atas suhu 600°C menunjukkan tren penurunan baik pada nilai kalor maupun *Yield* arang. Hal ini memperkuat kesimpulan bahwa suhu optimal untuk proses pengarangan pelepah kelapa sawit adalah pada 600°C, karena pada suhu-suhu yang lebih tinggi terjadi degradasi kualitas produk arang (Rhomadoni et al., 2025).

Optimasi suhu pengarangan cangkang kelapa sawit

Pada optimasi sebelumnya, model GPR berhasil mengidentifikasi suhu optimal arang

pelepah kelapa sawit sekitar 600°C untuk nilai kalor dan *Yield* arang. Namun, ketika model yang sama diterapkan pada cangkang kelapa sawit, hasil yang diperoleh tidak sesuai. Meskipun model menunjukkan suhu optimal pada 600°C, suhu yang diharapkan untuk *Yield* arang pada cangkang kelapa sawit seharusnya lebih tinggi, di atas 800°C. Hal ini menunjukkan bahwa model GPR yang efektif untuk pelepah kelapa sawit tidak dapat menangkap pola yang sama pada cangkang kelapa sawit, sehingga perlu dilakukan perbandingan model ML lainnya untuk

memperoleh hasil yang lebih akurat dan relevan dengan data yang tersedia.

Karena belum ditemukan model yang tepat untuk memprediksi suhu optimal pada cangkang kelapa sawit, penelitian ini melakukan perbandingan antara beberapa model ML yang berbeda, seperti GPR, SVR dan RF. Tujuan utama dari perbandingan ini adalah untuk mencari model yang paling akurat dalam memprediksi nilai kalor dan *Yield* arang cangkang kelapa sawit, serta untuk menemukan suhu optimal yang lebih sesuai dengan teori dan hasil percobaan.

Pemilihan model yang tepat menjadi krusial karena setiap model memiliki kemampuan yang berbeda dalam menangani hubungan non-linear yang kompleks antara suhu dan hasil pirolisis. Melalui pengujian berbagai model, dapat diidentifikasi model yang mampu memberikan prediksi suhu optimal secara lebih akurat dan sesuai dengan karakteristik data (Leni et al., 2023; Pitoyo et al., 2022). Tabel 3 menyajikan hasil evaluasi dari perbandingan beberapa model ML yang digunakan dalam studi ini.

Tabel.3 Hasil evaluasi model pada cangkang kelapa sawit

Suhu optimal	Hasil Optimasi		Kinerja Prediksi					
	Nilai Kalor	<i>Yield</i>	Nilai Kalor			<i>Yield</i>		
			R ²	RMSE	MAE	R ²	RMSE	MAE
<i>Gaussian Process Regression (GPR)</i>								
600°C	5995.50 kJ/kg (600°C) → 5981.42 kJ/kg (1000°C)	33.06% (600°C) → 42.91% (1000°C)	1.0000	0.0006	0.0006	1.0000	0.0014	0.0013
<i>Support Vector Regression (SVR)</i>								
600°C	5995.50 kJ/kg (600°C) → 5981.42 kJ/kg (1000°C)	33.06% (600°C) → 42.91% (1000°C)	0.02	968.01	920.89	0.60	9.33	4.74
<i>Random Forest Regression (RF)</i>								
600°C	7062.62 kJ/kg (600°C) → 7062.62 kJ/kg (1000°C)	35.14% (600°C) → 35.14% (1000°C)	0.94	247.65	213.85	0.86	5.47	4.75

Berdasarkan hasil perbandingan pada Tabel 3, terlihat bahwa masing-masing model memberikan kinerja dan prediksi yang berbeda terhadap respon nilai kalor dan *Yield* arang saat suhu meningkat di atas suhu optimal 600°C. Model GPR menunjukkan performa prediksi yang sangat akurat dengan nilai R² = 1.0000 untuk kedua parameter serta error yang sangat kecil. Model ini memprediksi bahwa nilai kalor menurun secara bertahap dari 5995.50 menjadi 5981.42 kJ/kg saat suhu meningkat hingga 1000°C, sementara *Yield* arang justru meningkat dari 33.06% menjadi 42.91%. Ini memperlihatkan bahwa meskipun GPR berhasil menangkap pola peningkatan *Yield*, suhu optimal yang diprediksi tetap pada 600°C, yang belum mencerminkan optimalisasi teoritis secara penuh.

Pada model SVR juga menangkap tren peningkatan *Yield* arang dengan kenaikan

suhu, namun akurasi prediksinya, khususnya untuk nilai kalor, sangat rendah (R² hanya 0.02). Hal ini, ditambah dengan nilai error yang besar, mengindikasikan bahwa SVR belum layak digunakan untuk pemodelan suhu optimal pada data ini. Sedangkan model RF memberikan performa cukup baik terutama untuk *Yield* arang (R² = 0.86), tetapi model ini tidak menunjukkan adanya variasi nilai dengan perubahan suhu-nilai kalor dan *Yield* stagnan dari 600°C hingga 1000°C. Ini menunjukkan bahwa model RF tidak cukup responsif terhadap perubahan suhu, sehingga kurang sesuai untuk tujuan optimasi suhu.

Perbandingan ini dilakukan karena model GPR yang cocok untuk pelepah tidak memberikan hasil optimal untuk cangkang. Meski GPR dan SVR sama-sama menunjukkan tren peningkatan *Yield*, akurasi GPR jauh lebih tinggi. Namun, karena suhu optimal teoritis

untuk cangkang kelapa sawit berada di atas 800°C, maka dibutuhkan model yang mampu mengenali tren tersebut secara lebih akurat. Oleh karena itu, eksplorasi berbagai model machine learning sangat penting untuk menemukan pendekatan terbaik dalam optimasi suhu pirolisis pada biomassa jenis ini.

Ketidaksesuaian hasil prediksi utamanya disebabkan oleh keterbatasan jumlah data yang tersedia. Dataset hanya mencakup empat titik suhu, yaitu 300°C, 400°C, 500°C, dan 600°C, yang tidak cukup mewakili pola perubahan nilai kalor dan *Yield* pada suhu yang lebih tinggi. Akibatnya, model mengalami kesulitan dalam melakukan extrapolasi yang akurat untuk rentang suhu 700–1000°C.

Model seperti GPR membutuhkan keragaman data yang lebih luas untuk dapat merepresentasikan dinamika sistem yang kompleks secara tepat. Dalam konteks ini, absennya data pada suhu tinggi membuat model cenderung mempertahankan tren dari suhu rendah, meskipun hal tersebut tidak selalu sesuai untuk suhu yang lebih ekstrem. Hal ini menyebabkan prediksi menjadi kurang akurat, terutama saat divalidasi dengan data suhu tinggi (Elbeltagi et al., 2023; Suresh et al., 2021).

Untuk meningkatkan performa model ke depannya, disarankan untuk menambahkan data pada rentang suhu tinggi. Penambahan ini akan membantu model memahami hubungan antara suhu, nilai kalor, dan *Yield* arang secara lebih komprehensif, serta meningkatkan akurasi prediksi dan ketepatan dalam menentukan suhu optimal untuk proses penganjuran.

KESIMPULAN

Peningkatan kebutuhan energi yang terus berlangsung mendorong perlunya pencarian sumber energi terbarukan, salah satunya biomassa yang memiliki potensi besar. Namun, untuk mengoptimalkan proses konversi biomassa, dibutuhkan dukungan teknologi yang tepat. Salah satu pendekatan yang efektif adalah penerapan ML, di mana model GPR menghasilkan nilai R^2 sebesar 1 sehingga menunjukkan kinerja prediksi yang paling sesuai dalam studi ini. Untuk meningkatkan performa model tersebut, diperlukan penambahan data yang relevan agar akurasi prediksi suhu optimal dapat ditingkatkan.

DAFTAR PUSTAKA

- Abdullah, Apriyanti, M., Sunardi, Santoso, U. T., Junaidi, A. B., Aditiya, D., & Irawati, U. (2019). Pyrolysis Of Palm Oil Using Zeolite Catalyst And Characterization Of The Boil-Oil. *Green Processing And Synthesis*, 8(1), 649–658.
- Akbar, J. S., & Djakariah, D. (2024). Transformasi Pembelajaran Kimia Melalui Pemanfaatan Kecerdasan Buatan (Ai) Pada Era Society 5.0. *Edudikara: Jurnal Pendidikan Dan Pembelajaran*, 9(1), 19–26.
- Amrullah, S., & Oktaviananda, C. (2022). Effect Of Air Fuel Ratio To Quality Of Municipal Solid Waste Using Downdraft Gasification. *Rem (Rekayasa Energi Manufaktur) Jurnal*, 7(1), 27–34.
- Anandhi, P., & Nathiya, D. E. (2023). Application Of Linear Regression With Their Advantages, Disadvantages, Assumption And Limitations. *International Journal Of Statistics And Applied Mathematics*, 8(6), 133–137.
- Anggraini, T. (2023). Konversi Plastik Menjadi Bahan Bakar Cair Ditinjau Dari Pengaruh Variasi Zeolit Dan Temperatur Dengan Metode Pirolisis. *Chemtag Journal Of Chemical Engineering*, 4(2), 28–33.
- Ascher, S., Watson, I., & You, S. (2022). Machine Learning Methods For Modelling The Gasification And Pyrolysis Of Biomass And Waste. *Renewable And Sustainable Energy Reviews*, 155, 111902.
- Begum, Y. A., Kumari, S., Jain, S. K., & Garg, M. C. (2024). A Review On Waste Biomass-To-Energy: Integrated Thermochemical And Biochemical Conversion For Resource Recovery. *Environmental Science: Advances*.
- Bhakti, H. D., & Abror, H. (2022). Aplikasi Adaptive Neuro Fuzzy System (Anfis) Untuk Mem-Prediksi Kebutuhan Gas Bumi Indonesia. *Jtim: Jurnal Teknologi Informasi Dan Multimedia*, 4(2), 73–84.
- Biswas, N., Uddin, K. M. M., Rikta, S. T., & Dey, S. K. (2022). A Comparative Analysis Of Machine Learning Classifiers For Stroke Prediction: A Predictive Analytics Approach. *Healthcare Analytics*, 2, 100116.
- Cai, W., Wei, R., Xu, L., & Ding, X. (2022). A Method For Modelling Greenhouse Temperature Using Gradient Boost Decision Tree. *Information Processing In Agriculture*, 9(3), 343–354.

- Cao, H., Xin, Y., & Yuan, Q. (2016). Prediction Of Biochar Yield From Cattle Manure Pyrolysis Via Least Squares Support Vector Machine Intelligent Approach. *Bioresource Technology*, 202, 158–164.
- Diantika, S., Nalatissifa, H., Supriyadi, R., Maulidah, N., & Fauzi, A. (2023). Implementasi Multi-Class Gradient Boosting Untuk Mengklasifikasikan Jenis Hewan Pada Kebun Binatang. *Antivirus: J. Ilmu Komput*, 17(1), 32–40.
- Elbeltagi, A., Pande, C. B., Kumar, M., Tolche, A. D., Singh, S. K., Kumar, A., & Vishwakarma, D. K. (2023). Prediction Of Meteorological Drought And Standardized Precipitation Index Based On The Random Forest (Rf), Random Tree (Rt), And Gaussian Process Regression (Gpr) Models. *Environmental Science And Pollution Research*, 30(15), 43183–43202.
- Elmaz, F., Yücel, Ö., & Mutlu, A. Y. (2020). Predictive Modeling Of Biomass Gasification With Machine Learning-Based Regression Methods. *Energy*, 191, 116541.
- Febriani, A. V., Hanum, F. F., Kuncara, J., & Setyawan, M. (2024). Optimalisasi Mutu Batubara Indonesia: Kajian Metode Dan Potensi Dalam Peningkatan Nilai Kalor Batubara. *Eksergi*, 21(2), 70–76.
- Febriani, A. V., Hanum, F. F., & Rahayu, A. (2024). Analisis Potensi Dan Tantangan Biomassa Sebagai Bahan Bakar Pada Pltu Dan Pltbm. *Prosiding Semnastek*.
- Febriani, A. V., Hanum, F. F., Rahayu, A., Wardhana, B. S., & Chusna, F. M. A. (2025). The Impact Of Carbonization Temperature On The Quality Of Empty Fruit Bunch Charcoal And Palm Kernel Charcoal For Co-Firing Application. *Jurnal Sains Natural*, 15(1), 28–39.
- Fissha, Y., Ikeda, H., Toriya, H., Owada, N., Adachi, T., & Kawamura, Y. (2023). Evaluation And Prediction Of Blast-Induced Ground Vibrations: A Gaussian Process Regression (Gpr) Approach. *Mining*, 3(4), 659–682.
- Ghanizadeh, A. R., Heidarabadzadeh, N., & Heravi, F. (2021). Gaussian Process Regression (Gpr) For Auto-Estimation Of Resilient Modulus Of Stabilized Base Materials. *Journal Of Soft Computing In Civil Engineering*, 5(1), 80–94.
- Gu, C., Wang, X., Song, Q., Li, H., & Qiao, Y. (2021). Prediction Of Gas-Liquid-Solid Product Distribution After Solid Waste Pyrolysis Process Based On Artificial Neural Network Model. *International Journal Of Energy Research*, 45(9), 13786–13800.
- Hambali, I., Hakim, M. I. A., Ferdinando, R., & Suwandono, P. (2023). Pengaruh Peforma Variasi Filter Gasifier Tipe Updraft Dengan Bahan Rdf. *Turbo: Jurnal Program Studi Teknik Mesin*, 12(2).
- Haqiqi, A. Z. (2023). Penggunaan Biomassa Sebagai Energi Alternatif Pembangkit Listrik Di Wilayah Pedesaan. *Journal Of Optimization System And Ergonomy Implementation*, 1(1), 42–51.
- Idris, I. S. K., Mustofa, Y. A., & Salihi, I. A. (2023). Analisis Sentimen Terhadap Penggunaan Aplikasi Shopee Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (Svm). *Jambura Journal Of Electrical And Electronics Engineering*, 5(1), 32–35.
- Idris, M., Setyawan, M., Astuti, E., & Eka Suharto, T. (2024). *Teknologi Konversi Waste To Energy: Tinjauan Proses Dan Perkembangan Terkini*.
- Idris, M., Setyawan, M., & Mufrodi, Z. (2024). Teknologi Insinerasi Sebagai Solusi Pengolahan Sampah Perkotaan Dan Pemulihan Energi: A Review. *Prosiding Semnastek*.
- Idris, M., Setyawan, M., & Suharto, T. E. (2024). Effect Of Flow Rate Ratio Of Air And Waste Cooking Oil On Combustion Temperature And Furnace Efficiency. *Eksergi*, 22(1), 25–32.
- Irawan, I., Amir, N., & Budiarto, K. (2021). Pengembangan Studi Gasifikasi Tongkol Jagung Untuk Meningkatkan Performa Reaktor Downdraft Dengan Masukan Dua Udara Bertingkat. *Rekayasa*, 14(1), 49–56.
- Jamei, M., Ahmadianfar, I., Olumegbon, I. A., Karbasi, M., & Asadi, A. (2021). On The Assessment Of Specific Heat Capacity Of Nanofluids For Solar Energy Applications: Application Of Gaussian Process Regression (Gpr) Approach. *Journal Of Energy Storage*, 33, 102067.
- Jamilatun, S., Hakika, D. C., Sarah, D., & Puspitasari, A. (2024). Generation And Characterization Of Bio-Oil Obtained From The Slow Pyrolysis Of Oil Palm Empty Fruit Bunches At Various Temperatures. *Elkawnie: Journal Of Islamic Science And Technology*, 10(1), 103–114.
- Jamilatun, S., Pitoyo, J., & Setyawan, M. (2023). Technical, Economic, And Environmental Review Of Waste To Energy Technologies From Municipal Solid Waste. *Jurnal Ilmu Lingkungan*, 21(3), 581–593.

- Kuswa, F. M., Putra, H. P., Prabowo, Darmawan, A., Aziz, M., & Hariana, H. (2024). Investigation Of The Combustion And Ash Deposition Characteristics Of Oil Palm Waste Biomasses. *Biomass Conversion And Biorefinery*, 14(19), 24375–24395.
- Leni, D., Yermadona, H., Berli, A. U., Sumiati, R., & Haris, H. (2023). Pemodelan Machine Learning Untuk Memprediksi Tensile Strength Aluminium Menggunakan Algoritma Artificial Neural Network (Ann). *Jurnal Surya Teknika*, 10(1), 625–632.
- Mansor, A. A., Abdullah, S., Dom, N. C., Napi, N., Ahmed, A. N., Ismail, M., & Zulkifli, M. F. R. (2021). Three-Hour-Ahead Of Multiple Linear Regression (Mlr) Models For Particulate Matter (Pm10) Forecasting. *Int. J. Des. Nat. Ecodyn*, 16, 53–59.
- Muflikhah, L., Mahmudy, W. F., & Kurnianingtyas, D. (2023). *Machine Learning*. Universitas Brawijaya Press.
- Naqvi, S. R., Ullah, Z., Taqvi, S. A. A., Khan, M. N. A., Farooq, W., Mehran, M. T., Juchelková, D., & Štěpanec, L. (2023). Applications Of Machine Learning In Thermochemical Conversion Of Biomass-A Review. *Fuel*, 332, 126055.
- Ningrum, D. K., & Ismawardi, A. M. (2025). Efektivitas Algoritma Kecerdasan Buatan Dalam Implementasi Kesehatan Mental. *Jati (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 9(1), 689–698.
- Nurhilal, O., Faizal, F., & Poetra, H. (2019). Pengaruh Laju Aliran Udara Terhadap Konsentrasi Gas Mampu Bakar Dan Daya Gasifikasi. *Jiif (Jurnal Ilmu Dan Inovasi Fisika)*, 3(2), 84–90.
- Özer, E., Sevinçkan, N., & Demiroğlu, E. (2024). Comparative Analysis Of Computational Intelligence Techniques In Financial Forecasting: A Case Study On Ann And Anfis Models. *2024 32nd Signal Processing And Communications Applications Conference (Siu)*, 1–4.
- Pamuji, F. Y., & Ramadhan, V. P. (2021). Komparasi Algoritma Random Forest Dan Decision Tree Untuk Memprediksi Keberhasilan Immunotherapy. *Jurnal Teknologi Dan Manajemen Informatika*, 7(1), 46–50.
- Parinduri, L., Parinduri, T., Kunci, K., & Fosil, E. (2020). Konversi Biomassa Sebagai Sumber Energi Terbarukan. *Journal Of Electrical Technology*, 5(2), 88–92.
- Pitoyo, J., Suharto, T. E., & Jamilatun, S. (2022). Pengaruh Suhu Terhadap Yield Valuable Chemicals Pada Fase Organik Hasil Pirolisis Cangkang Kelapa Sawit. *Prosiding Seminar Nasional Penelitian Lppm Umj*, 1(1).
- Pratiwi, R. W., Dairoh, D., & Af'idah, D. I. (2021). Analisis Sentimen Pada Review Skincare Female Daily Menggunakan Metode Support Vector Machine (Svm). *Journal Of Informatics Information System Software Engineering And Applications (Inista)*, 4(1), 40–46.
- Qamar, R., & Zardari, B. A. (2023). Artificial Neural Networks: An Overview. *Mesopotamian Journal Of Computer Science*, 2023, 124–133.
- Rahmayani, C. A., & Aminah, A. (2021). Efektivitas Pengendalian Sampah Plastik Untuk Mendukung Kelestarian Lingkungan Hidup Di Kota Semarang. *Jurnal Pembangunan Hukum Indonesia*, 3(1), 18–33.
- Ramadha, N. S., Azizah, R. R. N., & Mufid, M. (2023). Pengaruh Waktu Dan Suhu Pirolisis Terhadap Mutu Briket Dari Limbah Padat Gondorukem. *Distilat: Jurnal Teknologi Separasi*, 9(4), 352–361.
- Rhomadoni, F. R., Jamilatun, S., Idris, M., & Setyawan, M. (N.D.). *Mekanisme Dan Aplikasi Pirolisis Biomassa Dalam Produksi Biochar, Bio-Oil Dan Gas Pirolisis*.
- Riandis, J. A., Setyawati, A. R., & Sanjaya, A. S. (2021). Pengolahan Sampah Plastik Dengan Metode Pirolisis Menjadi Bahan Bakar Minyak. *Jurnal Chemurgy*, 5(1), 8–14.
- Rodrigues, D. R., Fragoso, W. D., & Lemos, S. G. (2020). Evaluation Of Multiple Linear Regression Applied To Impedimetric Sensing. *Journal Of Chemometrics*, 34(12), E3271.
- Safarian, S., Saryazdi, S. M. E., Unnthorsson, R., & Richter, C. (2020). Artificial Neural Network Integrated With Thermodynamic Equilibrium Modeling Of Downdraft Biomass Gasification-Power Production Plant. *Energy*, 213, 118800.
- Sahamony, N. F., Terttiaavini, T., & Rianto, H. (2024). Analisis Perbandingan Kinerja Model Machine Learning Untuk Memprediksi Risiko Stunting Pada Pertumbuhan Anak: Analysis Of Performance Comparison Of Machine Learning Models For Predicting Stunting Risk In Children's Growth. *Malcom: Indonesian Journal Of Machine Learning And Computer Science*, 4(2), 413–422.
- Saraswati, E., Umaidah, Y., & Voutama, A. (2021). Penerapan Algoritma Artificial Neural

- Network Untuk Klasifikasi Opini Publik Terhadap Covid-19. *Generation Journal*, 5(2), 109–118.
- Setiawati, N. E., Stefandra, P. I. S., Dermawan, M. R. P., Firmansyah, R. D., & Firstnanda, A. R. (2024). Pengembangan Alat Pirolisis Untuk Pengolahan Limbah Plastik Menggunakan Teknologi Baru Dengan Pendingin Chiller. *Jurnal Atmosphere*, 5(1), 1–6.
- Setya Wardhana, B., Hanum, F. F., Laksana, Z. A., Jamilatun, S., & Febriani, A. V. (N.D.). *Review: Efektivitas Dark Fermentation, Photo Fermentation, Dan Kombinasi Keduanya Dalam Mengkonversi Sampah Menjadi Hidrogen*.
- Simanjuntak, J. P., Silaban, R., & Putra, A. N. (2024). *Teknologi Pirolisis Biomassa Energi Terbarukan*. Echa Progres: Lembaga Pengembangan Profesionalism Sdm.
- Sinaga, M., Sembiring, N., Ginting, E., Sianturi, C. J. M., Fauzi, M., Yudi, Y., & Daifiria, D. (2024). Penerapan Metode Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (Anfis) Untuk Memprediksi Kelulusan Mahasiswa. *Informatic Technique Journal*, 12(1), 27–39.
- Sinambela, D. P., Naparin, H., Zulfadhilah, M., & Hidayah, N. (2023). Implementasi Algoritma Decision Tree Dan Random Forest Dalam Prediksi Perdarahan Pascasalin. *Jurnal Informasi Dan Teknologi*, 58–64.
- Suresh, S. D., Qasim, A., Lal, B., Imran, S. M., & Foo, K. S. (2021). Application Of Gaussian Process Regression (Gpr) In Gas Hydrate Mitigation. *Facilities*, 8, 10.
- Susianto, S., Anindita, Y. D., Altway, A., Afuza, A., & Wena, E. N. (2018). Proses Katalitik Pirolisis Untuk Cracking Bitumen Dari Asbuton Dengan Katalis Zeolit Alam. *Iptek Journal Of Proceedings Series*, 2.
- Sutarto, H., Nurrohim, T. G., Ilyas, A. X., & Suyitno, S. (2020). Pembakaran Bersama Biomassa Dan Batu Bara: Pengaruh Rasio Biomassa-Batu Bara Dan Excess Air. *Mekanika: Majalah Ilmiah Mekanika*, 19(1), 29–34.
- Tang, Q., Chen, Y., Yang, H., Liu, M., Xiao, H., Wu, Z., Chen, H., & Naqvi, S. R. (2020). Prediction Of Bio-Oil Yield And Hydrogen Contents Based On Machine Learning Method: Effect Of Biomass Compositions And Pyrolysis Conditions. *Energy & Fuels*, 34(9), 11050–11060.
- Ullah, Z., Naqvi, S. R., Farooq, W., Yang, H., Wang, S., & Vo, D.-V. N. (2021). A Comparative Study Of Machine Learning Methods For Bio-Oil Yield Prediction—A Genetic Algorithm-Based Features Selection. *Bioresource Technology*, 335, 125292.
- Wardhana, I., Ariawijaya, M., Isnaini, V. A., & Wirman, R. P. (2022). Gradient Boosting Machine, Random Forest Dan Light Gbm Untuk Klasifikasi Kacang Kering. *Jurnal Resti (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 6(1), 92–99.
- Yopianita, A. (2022). Studi Literatur Pengaruh Penambahan Arang Tempurung Kelapa Terhadap Inovasi Pemanfaatan Char Gasifikasi Batubara Sebagai Bahan Bakar Ramah Lingkungan. *Jurnal Studi Inovasi*, 2(1), 47–53.
- Yulianto, W., Rhozman, F., & Suwito, N. (2018). Perbandingan Bahan Bakar Premium Dengan Produk Cair Hasil Pyrolysis Plastik Pet Dan Pp. *J Mesin Nusant*, 1(2), 114–121.