

Submit : 06 Juli 2024

Prediksi Kebutuhan Stok Bahan Bakar Pada SPBU Dengan Algoritma Recurrent Neural Network (RNN)

¹ Fauzan Ilhamdi, ² Fatma Sari Hutagalung,
Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara Medan, Indonesia
fauzanilhamdi0@gmail.com

ABSTRAK

Kebutuhan bahan bakar pada Stasiun Pengisian Bahan Bakar Umum (SPBU) cenderung mengalami fluktuasi yang dipengaruhi oleh faktor waktu, pola konsumsi masyarakat, dan tren permintaan. Perencanaan persediaan yang tepat menjadi penting untuk menghindari kekurangan maupun kelebihan stok. Penelitian ini bertujuan untuk membangun sistem informasi prediksi kebutuhan bahan bakar menggunakan algoritma Recurrent Neural Network (RNN) yang mampu memproses data historis penjualan bahan bakar untuk menghasilkan prediksi yang akurat. Data yang digunakan berasal dari catatan penjualan harian SPBU Letda Sujono, yang diolah melalui tahapan normalisasi, pembentukan data sequence, pelatihan model, serta evaluasi kinerja prediksi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem ini dapat memberikan estimasi kebutuhan bahan bakar untuk periode berikutnya dengan tingkat akurasi yang baik. Implementasi sistem ini diharapkan dapat membantu pihak SPBU dalam merencanakan distribusi bahan bakar secara lebih efektif dan efisien.

Kata Kunci: sistem informasi, prediksi, bahan bakar, RNN, SPBU

PENDAHULUAN

Stasiun Pengisian Bahan Bakar Umum (SPBU) memiliki peran vital dalam menjamin ketersediaan energi, khususnya bagi sektor transportasi yang bergantung pada pasokan bahan bakar yang stabil. Permintaan bahan bakar di SPBU sangat bervariasi dan dipengaruhi oleh berbagai faktor seperti tren penggunaan kendaraan, harga bahan bakar, kondisi ekonomi, dan pola konsumsi masyarakat. Ketidaktepatan dalam memprediksi kebutuhan bahan bakar dapat menimbulkan permasalahan operasional yang signifikan bagi pengelola SPBU maupun konsumen.

Kelebihan stok bahan bakar dapat meningkatkan biaya penyimpanan dan risiko kerugian akibat fluktuasi harga, sedangkan kekurangan stok dapat menyebabkan antrian panjang, ketidaknyamanan pelanggan, dan hilangnya peluang bisnis. Oleh karena itu, pengelolaan stok bahan bakar yang efektif dan akurat menjadi sangat penting untuk operasional SPBU yang optimal.

Saat ini, banyak SPBU masih menggunakan pendekatan konvensional dalam memprediksi kebutuhan bahan bakar, seperti prediksi berdasarkan data historis sederhana atau estimasi manual berdasarkan pengalaman. Metode-metode tersebut seringkali tidak mampu mengidentifikasi pola konsumsi yang kompleks dan dinamis, sehingga menghasilkan prediksi yang kurang akurat. Menurut Makridakis et al. (2018), metode prediksi tradisional seperti regresi linear memiliki keterbatasan dalam menangani data yang bersifat kompleks dan non-linear.

Recurrent Neural Network (RNN) merupakan algoritma yang mampu memodelkan

data berurutan dengan mempertahankan "memori" dari langkah sebelumnya, sehingga sangat sesuai untuk memprediksi kejadian yang bergantung pada waktu dan pola historis (Goodfellow et al., 2016). Dalam konteks prediksi kebutuhan bahan bakar, RNN memproses data secara berurutan dan mempertahankan informasi dari input sebelumnya melalui hidden state, sehingga mampu mempelajari pola temporal dan menghasilkan estimasi yang lebih akurat.

TINJAUAN PUSTAKA

Sistem Informasi

Sistem informasi adalah kombinasi dari teknologi, manusia, prosedur, dan data yang dirancang untuk mengumpulkan, menyimpan, mengelola, dan menyampaikan informasi. Sistem ini membantu proses pengambilan keputusan serta meningkatkan efisiensi dan efektivitas suatu organisasi. Dalam dunia yang semakin digital, sistem informasi menjadi komponen penting dalam mendukung operasional dan strategi bisnis, termasuk dalam pengelolaan sumber daya seperti bahan bakar di SPBU.

Kebutuhan Bahan Bakar

Prediksi kebutuhan bahan bakar adalah proses memperkirakan jumlah konsumsi bahan bakar dalam periode tertentu berdasarkan data historis seperti: data musiman, harga bahan bakar, kebijakan pemerintah, dll. Metode dalam memprediksi dapat diklasifikasikan menjadi dua kategori utama, metode tradisional (time series analysis dan regresi statistik) serta metode berbasis kecerdasan buatan seperti neural network. Dalam studi sebelumnya, metode regresi linear dan analisis deret waktu sering digunakan dalam prediksi konsumsi bahan bakar. Namun, metode ini memiliki keterbatasan dan menangkap pola yang kompleks dan dinamis, sehingga pendekatan berbasis kecerdasan buatan menjadi alternatif yang lebih efektif.

Recurrent Neural Network (RNN)

Recurrent Neural Network (RNN) adalah jenis jaringan saraf tiruan yang dirancang khusus untuk memproses data berurutan atau sekuensial. Berbeda dengan neural network konvensional, RNN memiliki kemampuan unik untuk mengingat informasi dari langkah-langkah sebelumnya melalui struktur jaringan yang bersifat berulang atau recurrent. Menurut Goodfellow et al. (2016), RNN merupakan model jaringan saraf yang memiliki koneksi timbal balik, yang memungkinkan informasi untuk mempertahankan hidden state yang diperbarui pada setiap langkah waktu. Karakteristik ini membedakan RNN dari neural network tradisional yang hanya memiliki aliran informasi searah.

Keunggulan utama RNN terletak pada kemampuannya untuk menangani data yang memiliki dependensi temporal atau konteks berurutan. Hidden state yang terus diperbarui memungkinkan jaringan untuk "mengingat" konteks dari data sebelumnya, sehingga sangat cocok digunakan untuk berbagai aplikasi seperti pemrosesan bahasa alami, analisis deret waktu, pengenalan suara, dan prediksi data berdasarkan pola historis. Dengan arsitektur yang memiliki koneksi timbal balik ini, RNN dapat memproses informasi secara berurutan sambil mempertahankan memori tentang input-input sebelumnya, menjadikannya pilihan ideal untuk tugas-tugas yang melibatkan data sekuensial.

Data Time Series

Data time series merupakan jenis data yang direkam dalam urutan waktu tertentu dengan interval yang tetap dan konsisten, seperti data harian, mingguan, bulanan, atau bahkan per detik. Karakteristik utama yang membedakan data time series dari jenis data lainnya adalah adanya ketergantungan temporal antar titik data, dimana nilai-nilai data di masa lalu memiliki pengaruh terhadap nilai data di masa sekarang maupun masa depan. Sifat ketergantungan ini menciptakan pola dan hubungan yang kompleks dalam rangkaian data sepanjang waktu, seperti tren jangka panjang, pola musiman yang berulang, atau fluktuasi siklikal yang dapat diamati dalam periode tertentu.

Penerapan data time series sangat beragam dalam kehidupan sehari-hari dan berbagai bidang industri, mulai dari data harga saham di pasar finansial, data suhu dan cuaca dalam meteorologi, data penjualan produk dalam bisnis retail, hingga data konsumsi energi listrik dalam sektor utilitas. Dalam setiap contoh tersebut, nilai pada waktu tertentu tidak berdiri sendiri melainkan terkait erat dengan nilai-nilai sebelumnya. Recurrent Neural Network (RNN) menjadi pilihan yang sangat sesuai dan efektif untuk menangani data time series karena arsitekturnya yang mampu menangkap hubungan sekuensial antar data. Kemampuan RNN untuk mempertimbangkan konteks masa lalu ketika memproses input saat ini memungkinkan model untuk memahami pola temporal dan dependensi dalam data. Dengan memanfaatkan hidden state yang diperbarui secara berkelanjutan, RNN dapat "mengingat" informasi penting dari langkah-langkah waktu sebelumnya, sehingga mampu melakukan prediksi atau analisis yang lebih akurat berdasarkan informasi historis yang tersimpan dalam memori jaringannya. Hal ini menjadikan RNN unggul dalam tugas-tugas seperti forecasting, deteksi anomali, dan klasifikasi pola pada data time series.

METODE PENELITIAN

Pengumpulan Data

Teknik pengumpulan data pada penelitian ini dilakukan dengan memperoleh data historis kebutuhan bahan bakar dari SPBU 14203136 Letda Sujono selama periode Januari-Desember. Data ini mencakup jumlah kebutuhan bahan bakar per bulan dan digunakan sebagai dasar dalam proses analisis serta pelatihan model Recurrent Neural Network (RNN) untuk prediksi kebutuhan bahan bakar di rentang waktu berikutnya.

Normalisasi Data

Normalisasi data merupakan tahap penting dalam preprocessing yang dilakukan untuk mengubah nilai data ke dalam rentang yang lebih seragam dan mudah diproses oleh model. Dalam penelitian ini, data dinormalisasi menggunakan metode Min-Max Scaling yang mengubah nilai ke rentang antara 0 hingga 1 dengan menggunakan formula $X_{norm} = (X - X_{min}) / (X_{max} - X_{min})$. Sebagai ilustrasi, untuk data Peralite yang memiliki nilai minimum 392.000 dan nilai maksimum 464.000, proses normalisasi diterapkan pada setiap bulan. Misalnya, data bulan Januari dengan nilai 400.000 dinormalisasi menjadi 0.111 melalui perhitungan $(400.000 - 392.000) / (464.000 - 392.000)$, data bulan Februari dengan nilai 392.000 menjadi 0.000, dan data bulan Maret dengan nilai 416.000 menjadi 0.333. Metode normalisasi ini memastikan bahwa semua fitur berada dalam skala yang sama, sehingga mencegah fitur dengan nilai yang lebih besar mendominasi proses pembelajaran model dan membantu mempercepat konvergensi selama pelatihan.

Setelah proses normalisasi selesai, data kemudian dibentuk menjadi sequence atau urutan dengan menggunakan window size selama 3 bulan. Pembentukan sequence ini bertujuan untuk menciptakan pola input-output yang sesuai dengan karakteristik temporal data time series. Setiap sequence terdiri dari 3 bulan data berturut-turut yang berfungsi

sebagai input untuk memprediksi nilai pada bulan keempat sebagai target atau output. Sebagai contoh pada data Peralite yang telah dinormalisasi, sequence pertama menggunakan input [0.111, 0.000, 0.333] yang mewakili data bulan Januari hingga Maret untuk memprediksi target 0.833 yang merupakan nilai bulan April. Sequence kedua kemudian bergeser satu langkah ke depan dengan input [0.000, 0.333, 0.833] untuk memprediksi target 0.222 di bulan Mei, dan sequence ketiga menggunakan input [0.333, 0.833, 0.222] untuk memprediksi target 0.222 di bulan Juni. Pendekatan sliding window ini memungkinkan model RNN untuk mempelajari pola dan ketergantungan temporal dalam data, sehingga dapat menangkap hubungan antara nilai-nilai historis dan melakukan prediksi yang lebih akurat untuk periode mendatang.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Algoritma Recurrent Neural Network (RNN) telah berhasil diimplementasikan untuk memprediksi kebutuhan keempat jenis bahan bakar yang berbeda, yaitu Peralite, Pertamina, Bio Solar, dan Dexlite. Setiap jenis bahan bakar memiliki karakteristik dan pola konsumsi yang unik, sehingga memerlukan proses normalisasi dan analisis yang disesuaikan dengan rentang nilai masing-masing. Implementasi RNN ini melibatkan tahapan normalisasi data menggunakan Min-Max Scaling, pembentukan sequence dengan window size tertentu, perhitungan hidden state untuk menangkap pola temporal, dan denormalisasi hasil prediksi untuk mendapatkan nilai aktual.

Untuk jenis bahan bakar Peralite, yang memiliki nilai minimum 392.000 dan maksimum 464.000, proses normalisasi dan pembentukan sequence dilakukan dengan cermat. Hasil perhitungan hidden state menunjukkan pola yang konsisten dengan data historis, mengindikasikan bahwa model mampu menangkap tren konsumsi Peralite dengan baik. Setelah melalui proses denormalisasi, diperoleh prediksi kebutuhan Peralite untuk periode berikutnya yang dapat digunakan sebagai acuan perencanaan distribusi. Sementara itu, Pertamina dengan rentang nilai yang lebih kecil yaitu minimum 48.000 dan maksimum 80.000, menunjukkan karakteristik yang berbeda. Proses normalisasi pada data Pertamina menghasilkan distribusi nilai yang menunjukkan tren peningkatan penggunaan yang signifikan dari bulan ke bulan, terutama terlihat jelas pada periode Agustus hingga Oktober, yang mengindikasikan adanya peningkatan permintaan pada kuartal ketiga tahun tersebut.

Bio Solar, sebagai salah satu jenis bahan bakar dengan volume konsumsi yang tinggi, memiliki rentang data yang luas yaitu minimum 536.000 dan maksimum 664.000. Hasil prediksi RNN untuk Bio Solar menunjukkan fluktuasi yang lebih besar dibandingkan dengan jenis bahan bakar lainnya, mengindikasikan adanya variabilitas permintaan yang tinggi. Pola fluktuasi ini kemungkinan dipengaruhi oleh faktor-faktor eksternal seperti aktivitas industri, transportasi komersial, dan musim yang mempengaruhi kebutuhan bahan bakar diesel. Di sisi lain, Dexlite menunjukkan pola konsumsi yang relatif lebih stabil dan teratur. Meskipun konsumsinya cenderung stabil, terdapat beberapa lonjakan signifikan pada bulan-bulan tertentu, khususnya pada bulan Agustus, Oktober, dan Desember. Pola lonjakan ini menunjukkan bahwa konsumsi Dexlite bersifat periodik, kemungkinan terkait dengan periode-periode tertentu seperti musim liburan, aktivitas ekonomi musiman, atau faktor-faktor lain yang berulang secara teratur dalam siklus tahunan.

Tabel 4.1 Ringkasan Implementasi RNN untuk Setiap Jenis Bahan Bakar

Jenis Bahan Bakar	Nilai Min	Nilai Max	Karakteristik Pola	Hasil Prediksi
Pertalite	392.000	464.000	Pola konsisten dengan data historis	Hidden state menunjukkan pola yang konsisten; prediksi akurat untuk periode berikutnya
Pertamax	48.000	80.000	Tren peningkatan penggunaan	Peningkatan signifikan pada periode Agustus-Oktober; distribusi nilai menunjukkan tren naik
Bio Solar	536.000	664.000	Fluktuasi besar dan variabilitas tinggi	Fluktuasi paling besar dibanding jenis lain; mengindikasikan permintaan yang sangat bervariasi
Dexlite	-	-	Relatif stabil dengan lonjakan periodik	

Dalam implementasi algoritma RNN untuk prediksi kebutuhan bahan bakar, terdapat beberapa aspek penting yang diterapkan secara konsisten pada keempat jenis bahan bakar. Pertama, semua jenis bahan bakar menggunakan metode normalisasi Min-Max Scaling sebagai tahap preprocessing data yang standar. Metode ini dipilih karena kemampuannya untuk mengubah seluruh data ke dalam rentang yang seragam antara 0 hingga 1, sehingga memastikan bahwa perbedaan skala nilai antar jenis bahan bakar tidak mempengaruhi proses pembelajaran model.

Hidden state dalam arsitektur RNN dihitung secara sistematis untuk menangkap pola temporal yang terdapat dalam data time series, dimana informasi dari langkah waktu sebelumnya disimpan dan digunakan untuk memproses input pada langkah waktu berikutnya. Setelah model menghasilkan output dalam bentuk nilai yang telah dinormalisasi, dilakukan proses denormalisasi untuk mengkonversi kembali hasil prediksi ke dalam skala nilai asli, sehingga hasil prediksi dapat diinterpretasikan dan digunakan untuk perencanaan kebutuhan bahan bakar yang aktual. Yang menarik adalah bahwa setiap jenis bahan bakar menunjukkan karakteristik unik dalam pola konsumsinya, mulai dari stabilitas Pertalite, tren peningkatan Pertamax, fluktuasi tinggi Bio Solar, hingga periodisitas Dexlite, sehingga strategi prediksi dan analisis perlu disesuaikan dengan mempertimbangkan keunikan masing-masing jenis bahan bakar tersebut.

Pengujian Sistem

Pengujian sistem dilakukan menggunakan metode Black Box Testing dengan tujuan untuk memverifikasi fungsionalitas keseluruhan sistem secara menyeluruh tanpa

melihat struktur internal kode program. Metode pengujian ini berfokus pada validasi input dan output sistem untuk memastikan bahwa setiap fitur bekerja sesuai dengan spesifikasi dan kebutuhan yang telah dirancang sebelumnya. Hasil pengujian menunjukkan bahwa semua fitur yang diimplementasikan dalam sistem berfungsi dengan baik dan sesuai harapan. Fitur-fitur yang diuji mencakup proses login dan autentikasi pengguna yang memastikan keamanan akses ke sistem, fitur input dan manajemen data bahan bakar yang memungkinkan pengguna untuk memasukkan, mengubah, dan mengelola data konsumsi bahan bakar, serta fitur tampilan data historis yang menyajikan informasi konsumsi bahan bakar dari periode-periode sebelumnya.

Selain itu, pengujian juga mencakup proses prediksi menggunakan algoritma RNN beserta visualisasi hasilnya dalam bentuk grafik atau tabel yang mudah dipahami, serta navigasi antar halaman yang memastikan pengguna dapat berpindah dengan lancar dan intuitif di seluruh bagian sistem. Keberhasilan pengujian Black Box Testing ini mengonfirmasi bahwa sistem telah siap digunakan dan memenuhi seluruh persyaratan fungsional yang ditetapkan.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa implementasi algoritma Recurrent Neural Network (RNN) untuk prediksi kebutuhan bahan bakar di SPBU berhasil dilakukan dengan baik dan memberikan hasil yang relevan. Sistem yang dikembangkan mampu memproses data historis serta menghasilkan prediksi untuk berbagai jenis bahan bakar seperti Peralite, Pertamina, Dexlite, dan Bio Solar. Antarmuka yang dirancang secara user-friendly memudahkan pengguna dari berbagai latar belakang dalam mengoperasikan sistem, dengan tampilan hasil prediksi yang informatif dan mudah dipahami sehingga membantu proses perencanaan distribusi bahan bakar. Sistem ini memberikan kontribusi nyata dalam pengelolaan logistik dan perencanaan stok bahan bakar, mendukung kestabilan pasokan, serta menjadi dasar bagi pengambilan keputusan strategis berbasis data. Untuk pengembangan lebih lanjut, disarankan agar akurasi prediksi ditingkatkan melalui penggunaan dataset yang lebih besar dan mencakup variabel tambahan seperti hari libur, tren musiman, atau data distribusi per wilayah. Selain itu, perbandingan dengan algoritma lain seperti LSTM, GRU, atau metode statistik tradisional perlu dilakukan untuk mengevaluasi keunggulan masing-masing pendekatan. Pengembangan sistem menuju aplikasi berbasis mobile atau integrasi dengan API SPBU juga direkomendasikan agar dapat digunakan secara lebih luas dan real-time, serta perlu ditambahkan fitur visualisasi data yang lebih komprehensif seperti grafik tren dan analisis pola konsumsi guna meningkatkan interpretasi hasil prediksi.

REFERENSI

- Alter, S. (2002). *Information Systems: Foundation of E-Business*. Prentice Hall.
- Bisono, A.T., & Zulherry, A. (2025). Analisis Sentimen Game Genshin Impact untuk Mengetahui Reaksi dan Harapan Pemain Menggunakan Metode Naïve Bayes. *sudo Jurnal Teknik Informatika* 4 (2), 183-193
- Bodnar, G. H., & Hopwood, W. S. (2010). *Sistem Informasi Akuntansi*. Salemba Empat.
- Davis, G. B. (1991). *Management Information Systems: Conceptual Foundations, Structure, and Development*. McGraw-Hill.
- Engels, G., Hausmann, J. H., Heckel, R., & Sauer, S. (2000). Testing UML models for structural correctness. *Proceedings of the 5th International Conference on the Unified Modeling Language*.

- Basri, M., & Zulherry, A. (2025). Analysis of the Impact of Gambling and Online Loans in the Perspective of Informatics, Islam, and Kemuhammadiyah. *AR-RASYID: Jurnal Pendidikan Agama Islam* 5 (1)
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep Learning*. MIT Press.
- Haykin, S. (2009). *Neural Networks and Learning Machines* (3rd ed.). Prentice Hall.
- Ichsan, A., Zulherry, A., Lubis, T.A., & Shahnaz, B.A.Z. (2025). Utilization of Mobile Applications to Speed Up The Search for Android-Based Index Places. *IJATCoS: Indonesian Journal of Applied Technology, Computer and Science* 2 (1)
- Sari, I.P., Hariani, P.P., Al-Khowarizmi, A., Ramadhani, F., Sulaiman, O.K., Satria, A., & Manurung, A.A. (2024). CLUSTERING HIV/AIDS DISEASE USING K-MEANS CLUSTERING ALGORITHM. *Proceeding International Seminar on Islamic Studies* 5 (1), 1668-1676
- Sari, I.P., Ramadhani, F., Satria, A., & Sulaiman, O.K. Leukocoria Identification: A 5-Fold Cross Validation CNN and Adaboost Hybrid Approach. *2023 6th International Seminar on Research of Information Technology and Intelligent Systems (ISRITI)*, 486-491
- Manurung, A.A., Nasution, M.D., & Sari, I.P. (2023). Implementation of Fuzzy K-Nearest Neighbor Method in Dengue Disease Classification. *2023 11th International Conference on Cyber and IT Service Management (CITSM)*, 1-4
- Jain, A. K., Mao, J., & Mohiuddin, K. M. (1996). Artificial neural networks: A tutorial. *Computer*, 29(3), 31-44.
- Sari, I.P., Ramadhani, F., Satria, A., & Apdilah, D. (2023). Implementasi Pengolahan Citra Digital dalam Pengenalan Wajah menggunakan Algoritma PCA dan Viola Jones. *Hello World Jurnal Ilmu Komputer* 2 (3), 146-157
- Sari, I.P., Al-Khowarizmi, A., Sulaiman, O.K., & Apdilah, D. (2023). Implementation of Data Classification Using K-Means Algorithm in Clustering Stunting Cases. *Journal of Computer Science, Information Technology and Telecommunication Engineering* 4 (2), 402-412
- Sulaiman, O.K & Batubara, I.H. (2021). Implementation Data Mining For Level Analysis Traffic Violation By Algorithm Association Rule. *Al'adzkiya International of Computer Science and Information Technology (AIOCSIT) Journal* 2 (2), 128-135
- Jogiyanto, H. M. (2005). *Analisis dan Desain Sistem Informasi: Pendekatan Terstruktur Teori dan Praktek Aplikasi Bisnis*. Andi.
- Zulherry, A. (2023) Decision making for network security with simple additive weighting method. *Journal of Intelligent Decision Support System (IDSS)* 6 (3), 155-159
- Makridakis, S., Spiliotis, E., & Assimakopoulos, V. (2018). Statistical and Machine Learning forecasting methods: Concerns and ways forward. *PLOS ONE*, 13(3).
- Sari, I.P., Batubara, I.H., & Al-Khowarizmi, A. (2021). Sensitivity Of Obtaining Errors In The Combination Of Fuzzy And Neural Networks For Conducting Student Assessment On E-Learning. *International Journal of Economic, Technology and Social Sciences (Injects)* 2 (1), 331-338
- Sari, I.P., Al-Khowarizmi, A., & Batubara, I.H. (2021). Cluster Analysis Using K-Means Algorithm and Fuzzy C-Means Clustering For Grouping Students' Abilities In Online Learning Process. *Journal of Computer Science, Information Technology and Telecommunication Engineering* 2 (1), 139-144
- Apdilah, D., & Sari, I.P. (2021). Optimization Of The Fuzzy C-Means Cluster Center For Credit Data Grouping Using Genetic Algorithms. *Al'adzkiya International of Computer Science and Information Technology (AIOCSIT) Journal* 2 (2), 156-163

- Pandolfi, R., & Adinolfi, V. (2023). Prediksi konsumsi bahan bakar secara Real-Time melalui Recurrent Neural Network. *Journal of Transportation AI*.
- Polverino, P., & Cesare, A. (2023). Fuel Consumption Forecasting with RNNs for Fleet Optimization and CO2 Reduction. *Transportation Engineering Reports*.
- Zulherry, A., Siregar, F.A., Gultom, Z.A., & Raihan, E.A. (2023). Optimalisasi Website untuk Monitoring Jaringan OPD di Dinas Kominfo Kota Medan dengan Metode Triangulasi. *Bulletin of Computer Science Research* 3 (5), 357-363
- Rifais, A. (2019). Prediksi Konsumsi Energi Listrik Menggunakan Recurrent Neural Network (RNN) di PLN APJ Salatiga. Universitas Negeri Semarang.
- Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., & Williams, R. J. (1986). Learning representations by back-propagating errors. *Nature*, 323, 533–536.
- Sahi, S. (2020). Pemrograman Web Dinamis dengan PHP dan MySQL. *Informatika*.
- Setiawan, H., Dewi, R. P., & Putri, A. D. (2022). Pengujian Perangkat Lunak Menggunakan Metode Black Box. *Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi*.
- Sudaria, T., Wijaya, A. S., & Putra, D. (2021). Belajar HTML & CSS Untuk Pemula. Deepublish.
- Uminingsih, E., Kurniawan, D., & Rahmah, M. (2022). Pengujian White Box dan Black Box pada Aplikasi Berbasis Web. *Jurnal Teknik Informatika*.
- Zulherry, A., Gunawan, T.S., & Wanayumini, W. (2021). Analisis Hasil Pendukung Keputusan Mendapatkan Rumah Dinas Perusahaan Menggunakan Metode Analytical Hierarchy Process (AHP) dan Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution (TOPSIS). *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, 2021
- Wahyuni, R., & Irawan, A. (2020). Pemanfaatan Web sebagai Media Informasi Digital. *Jurnal Sistem Informasi dan Informatika*.
- Wang, Y., Wang, J., & Zhang, Y. (2019). A Review of Smart Energy Forecasting Using Artificial Neural Networks. *Energy Reports*, 5, 435–450.
- Wiradiputra, A. (2021). *Rekayasa Perangkat Lunak*. Universitas Terbuka.
- Indah Purnama Sari. *Algoritma dan Pemrograman*. Medan: UMSU Press, 2023, pp. 290.
- Andi Zulherry, Muhammad Basri, Muhammad Haris, Ferdy Riza, Zuli Agustina Gultom, Farid Akbar Siregar, Okvi Nugroho, Mahardika Abdi Prawira Tanjung. *Komunikasi Data dan Jaringan Komputer*. Medan: UMSU Press, 2025, pp. 202.