



## Klasifikasi Pola Konsumsi Energi Listrik Rumah Tangga Menggunakan Metode *K-Nearest Neighbor*

Febiola Hutni Mosa<sup>1\*</sup>, Franki Yusuf Bisilisin<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup>Program Studi Teknik Informatika, Sekolah Tinggi Manajemen Informatika dan Komputer Uyelindo Kupang, Indonesia

\*Penulis Korespondensi: [febiolahutni@email.com](mailto:febiolahutni@email.com)

**Abstract.** *The increasing demand for electrical energy in Kupang City, particularly in the Kayu Putih Subdistrict, necessitates a system capable of efficiently and accurately identifying electricity consumption patterns. The continuously rising demand for electrical energy may lead to various problems if not properly managed, such as supply disruptions or energy wastage. Therefore, this study aims to classify household electricity consumption patterns using a data-driven approach based on the K-Nearest Neighbor (KNN) method. The KNN method was chosen for its effectiveness in classifying data with a high level of accuracy, especially for datasets with complex characteristics. The designed system categorizes household electricity consumption into three main classes: low, medium, and high. This classification considers several important factors, including the number of family members, the types of electrical appliances used, and their daily usage habits. The results of the study indicate that the KNN method successfully classified household electricity consumption patterns with good performance. Testing using a confusion matrix achieved the highest accuracy of 97% at  $K = 4$ . This model was selected for implementation in the household electricity consumption classification system using the K-Nearest Neighbor (KNN) method.*

**Keywords:** *Classification; Electricity Consumption; Household; K-Nearest Neighbor; Kupang City.*

**Abstrak.** Peningkatan kebutuhan energi listrik di Kota Kupang, khususnya di Kelurahan Kayu Putih, menuntut adanya sistem yang mampu mengidentifikasi pola konsumsi listrik secara efisien dan akurat. Permintaan energi listrik yang terus meningkat berpotensi menimbulkan berbagai masalah jika tidak dikelola dengan baik, seperti gangguan pasokan atau pemborosan energi. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan pola konsumsi energi listrik rumah tangga dengan pendekatan berbasis data menggunakan metode K-Nearest Neighbor (KNN). Metode KNN dipilih karena kemampuannya yang efektif dalam mengklasifikasikan data dengan tingkat akurasi yang tinggi, terutama pada data dengan karakteristik yang kompleks. Sistem yang dirancang akan mengelompokkan konsumsi listrik rumah tangga ke dalam tiga kategori utama, yaitu kecil, sedang, dan besar. Klasifikasi ini akan mempertimbangkan beberapa faktor penting seperti jumlah anggota keluarga, jenis peralatan listrik yang digunakan, serta kebiasaan penggunaannya sehari-hari. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode KNN berhasil mengklasifikasikan pola konsumsi energi listrik rumah tangga dengan baik. Pengujian menggunakan confusion matriks menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 97% pada  $K = 4$ . Model ini dipilih untuk digunakan didalam sistem klasifikasi pola konsumsi energi listrik rumah tangga dengan menggunakan metode K-Nearest Neighbor (KNN).

**Kata kunci:** Kota Kupang; Klasifikasi; Konsumsi Listrik; Metode K-Nearest Neighbor; Rumah Tangga.

### 1. LATAR BELAKANG

Energi listrik adalah salah satu kebutuhan manusia yang sangat penting. Tidak dapat dimusnahkan atau dilepaskan dari kebutuhan sehari-hari manusia. Energi diperlukan untuk hampir semua aktivitas manusia. Selain itu, kurangnya energi listrik dapat mengganggu aktivitas manusia. Karena pertumbuhan populasi dan kemajuan teknologi dan informasi, kebutuhan energi listrik di Nusa Tenggara Timur semakin meningkat. Gedung kantoran, pabrik, hotel, dan universitas yang menggunakan tenaga listrik berkapasitas besar biasanya menggunakan tenaga listrik lebih banyak. (Yola, 2020).

Badan Pusat Statistik Kota Kupang menyediakan data penggunaan listrik untuk seluruh wilayah Kota Kupang. Publikasi "Kota Kupang Dalam Angka 2025" melaporkan bahwa jumlah pelanggan listrik Kota Kupang pada tahun 2022 mencapai 146.708 pelanggan dan pemakaian total sebesar 178.268.446 kWh. Permasalahan utama dalam pola konsumsi energi listrik rumah tangga meliputi tantangan dalam memahami faktor-faktor yang memengaruhi konsumsi listrik, seperti jumlah anggota keluarga, jenis peralatan listrik, dan kebiasaan penggunaannya. Kemudian, kurangnya data yang akurat dan terkini seringkali menyulitkan proses prediksi dan klasifikasi pola konsumsi yang tepat. Selain itu, faktor sosial ekonomi seperti tingkat pendapatan yang turut berpengaruh, sehingga klasifikasi yang tidak mempertimbangkan aspek ini dapat menghasilkan analisis yang kurang tepat. Akibatnya, dibutuhkan sistem yang dapat membantu pihak PLN Kota Kupang dalam mengklasifikasikan penggunaan listrik rumah.

Dalam era digital saat ini, pemahaman terhadap pola konsumsi energi listrik rumah tangga menjadi semakin penting seiring dengan meningkatnya penggunaan perangkat elektronik dan teknologi cerdas. Penelitian terbaru menunjukkan bahwa penerapan teknologi seperti Kecerdasan buatan (*AI*) dan *Internet of Things (IoT)* memiliki kemampuan untuk membantu *memantau dan* mengoptimalkan penggunaan energi di rumah tangga, sehingga meningkatkan efisiensi dan mengurangi pemborosan energi. (Budi, 2023). Pada penelitian tahun 2020 yang berjudul Hasil penelitian yang berjudul "Klasifikasi Rumah Tangga Penerima Subsidi Listrik di Provinsi Gorontalo Tahun 2019 dengan Metode K-Nearest Neighbor dan Support Vector Machine" menunjukkan bahwa metode KNN lebih baik dalam mengklasifikasikan data dibandingkan dengan metode SVM. Hasil pengujian menunjukkan bahwa metode KNN mencapai tingkat akurasi yang lebih tinggi, yaitu 98,07%, yang menunjukkan bahwa KNN mampu mengidentifikasi rumah tangga yang menerima subsidi listrik dan Machine learning adalah cabang dari kecerdasan buatan yang berfokus pada pembuatan algoritma yang memungkinkan komputer untuk belajar dari dan membuat keputusan berdasarkan data. Salah satu algoritma klasifikasi dalam cabang ini adalah metode K-Nearest Neighbor, yang merupakan algoritma yang memungkinkan komputer untuk belajar dari dan membuat keputusan berdasarkan data. Untuk menentukan kelas suatu data berdasarkan kedekatannya dengan data lain dalam ruang fitur. *K-Nearest Neighbor* memiliki kelebihan yang **sederhana dan** mudah diimplementasikan, karena hanya perhitungan jarak antara data tanpa asumsi distribusi data tertentu (Putri, 2022).

*K-Nearest Neighbor* (KNN) merupakan salah satu algoritma yang mengklasifikasikan objek menggunakan data pembelajaran yang paling dekat. Diperlukan untuk melakukan

pengujian pada dataset yang akan dianalisis dan dipelajari untuk menentukan algoritma KNN yang paling cocok untuk mengkategorikan teks karena algoritma ini sangat sederhana namun cukup efektif dalam hal mengkategorikan teks (Syafrizal, 2024). Metode *k-nearest neighbors* (K-NN) pertama kali diperkenalkan oleh Thomas M. Cover dan Peter E. Hart pada tahun 1967 dalam makalah mereka yang berjudul "*Nearest Neighbor Pattern Classification*". Dalam data latihan yang telah dikumpulkan, KNN mencari jarak terdekat antara data yang digunakan dan K tetangga terdekatnya. Oleh karena itu, jika kita ingin menerapkan metode KNN, kita perlu menggunakan data latihan yang sesuai untuk K karena tingkat keberhasilan klasifikasi sangat bergantung pada nilai ini (Febrianez, 2021).

Berdasarkan permasalahan yang ada, maka akan dibuat sistem yang dapat mengklasifikasikan pola konsumsi energi sumber daya listrik rumah tangga melalui metode K-Nearest Neighbor. Target sistem ini dapat membantu pihak PLN Kota Kupang untuk mengetahui dan mengklasifikasikan berapa banyak pola konsumsi listrik rumah tangga dalam sebulan maupun dalam setahun konsumsi listrik rumah tangga dalam sebulan maupun dalam setahun.

## 2. KAJIAN TEORITIS

Pada studi tahun 2022, yang berjudul "Klasifikasi Beban Listrik dengan *Machine Learning* Menggunakan Metode *K-Nearest Neighbor*". Studi ini menunjukkan metode K-Nearest *Neighbour* lebih efektif dalam mengklasifikasikan pola konsumsi energi listrik rumah tangga dibandingkan metode Regresi Logistik Multinomial. Dengan menggunakan fitur seperti tegangan, arus, daya aktif, dan faktor daya, metode KNN mencapai akurasi sementara metode Regresi Logistik Multinomial hanya mencapai 91,125%, metode ini mencapai 99,619%, menjadikan KNN pilihan yang lebih unggul untuk klasifikasi pola konsumsi energi listrik (Salma, 2022).

Penelitian sebelumnya dengan judul "Perbandingan Performa Algoritma KNN dan SVM dalam Klasifikasi Kelayakan Air Minum". Penelitian terdahulu membandingkan Kinerja algoritma K-Nearest Neighbor dan Mesin Vektor Pendukung untuk klasifikasi kelayakan air minum. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma SVM memiliki akurasi yang lebih tinggi, yaitu 69,764%, dibandingkan dengan algoritma KNN, yang mencapai 65,341%. Ini menunjukkan bahwa algoritma SVM lebih baik dalam mengklasifikasikan data dengan parameter kualitas air seperti pH, kesadahan, dan kandungan kimia lainnya (Ulum, 2023).

Penelitian dengan judul "Penerapan Algoritma *Naive Bayes* Dan *K-Nearest Neighbor* Untuk Analisis Sentimen Youtube Mengenai Intensif Mobil Listrik". Penelitian sebelumnya

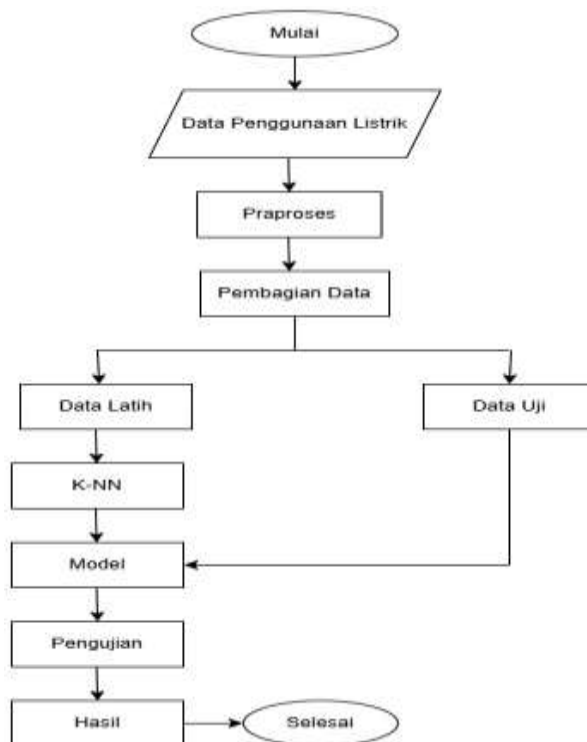
membandingkan metode *K-Nearest Neighbor* dan *Naïve Bayes* melakukan analisis sentimen komentar YouTube tentang mobil listrik. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode KNN lebih baik dengan akurasi 93,23%, ketepatan 93,91%, dan recall 91,56%. Sebaliknya, metode Naive Bayes memiliki akurasi 86,95%, ketepatan 80,51%, dan recall 91,23%. Temuan ini mengindikasikan bahwa KNN lebih efektif dalam mengklasifikasikan sentimen teks dibandingkan metode *Naïve Bayes*, terutama karena kemampuannya mengenali pola dengan lebih akurat (Caswadi, 2023).

Penelitian dengan judul “Penerapan Algoritma *K-Nearest Neighbor* Untuk Klasifikasi Status Gizi Balita Di Posyandu Nusa Indah 4”. Penelitian ini membahas penerapan algoritma *K-Nearest Neighbor* untuk mengklasifikasikan status gizi balita di Posyandu Nusa Indah 4 menggunakan 516 data pelatihan dan 100 data pengujian, algoritma KNN berhasil mencapai tingkat akurasi sebesar Recall 94,64%, precision 94,64%, dan accuracy. Hasil ini menunjukkan bahwa algoritma KNN sangat efektif dalam mengklasifikasikan status gizi balita, sehingga dapat membantu memantau kesehatan gizi di Posyandu secara akurat dan efisien (Sarimole, 2024).

### 3. METODE PENELITIAN

#### Prosedur Penelitian

Prosedur Penelitian melalui beberapa tahap yang ditunjukkan pada gambar berikut:



**Gambar 1.** Flowchart Penelitian.

### ***K-Fold Cross Validation***

Dalam penelitian ini menerapkan metode *K-Fold Cross Validation* dalam klasifikasi untuk pembagian 20% untuk data uji dan 80% untuk data latihan, teknik validasi silang yang membagi kumpulan data menjadi k subset atau memotong yang berukuran sama. Model pelatihan dilakukan sebanyak k kali, dengan masing-masing satu *fold* digunakan sebagai data eksperimental dan k-1 *fold* dibandingkan dengan data latihan. Metode ini bertujuan untuk mengurangi overfitting dan memberikan estimasi performa model yang lebih andal. Metode ini membagi dataset menjadi k subset atau "*fold*" yang berukuran kurang lebih sama.

### **K-NN**

Dalam studi ini menerapkan metode *K-Nearest Neighbor* untuk klasifikasi pola konsumsi energi listrik rumah tangga. Penelitian ini menggunakan metrik jarak yaitu *Euclidean Distance*. Metode klasifikasi menggunakan algoritma adalah tahap pemodelan yang akan dilakukan K-NN digunakan secara luas untuk mengukur jarak antara data pengujian dan pelatihan yang muncul menggunakan persamaan (1).

### **Bahan dan Alat Penelitian**

Bahan dari penelitian ini diperoleh dari objek penelitian yaitu berupa data penggunaan konsumsi energi listrik rumah tangga dari tahun 2021-2024 di PLN Kota Kupang. Adapun alat yang digunakan untuk mendukung penelitian, antara lain: Perangkat Keras Laptop Acer Aspire A314-35 Intel(R) Celeron(R) N5100 @ 1.10GHz (4 PCUs), ~1.1GHz, Memory 4096MB RAM, SSD 256GB. Perangkat Lunak Windows 11, Microsoft Word 2019, Visual Studio Code.

### **Pengumpulan Data**

Pengumpulan data dalam penelitian ini dilakukan menggunakan tiga metode, yaitu wawancara, observasi, dan studi pustaka. Ketiga metode ini diterapkan untuk memperoleh data yang komprehensif guna mendukung analisis yang mendalam terhadap penelitian. Metode wawancara dilakukan dengan mengajukan pertanyaan secara langsung kepada pihak PLN. Hasil dari wawancara ini mencakup data klasifikasi pola konsumsi energi listrik rumah tangga di Kota Kupang. Metode observasi dilakukan untuk pengambilan data dengan melihat langsung objek yang diteliti. Metode studi pustaka dilakukan dengan mengumpulkan data referensi yang merujuk pada penelitian-penelitian sebelumnya yang telah terdokumentasi dalam jurnal-jurnal penelitian terkait klasifikasi pola konsumsi energi listrik rumah tangga dan mempelajari bagaimana cara mengimplementasikan metode *K-Nearest Neighbor*.

## Penentuan Pakar

Pakar dalam penelitian ini adalah Ibu Qonghita Kayline yang menjabat sebagai Junior Officer Administrasi Umum di PT. PLN (PERSERO) ULP Kupang. Peran beliau adalah membantu memberikan data penggunaan listrik rumah tangga pada Kelurahan Kayu Putih.

## Representasi Pengetahuan

Representasi Pengetahuan adalah tahap selanjutnya setelah pengetahuan diperoleh dari para ahli dan sumber lainnya. Tujuan utama representasi pengetahuan adalah menciptakan struktur yang memungkinkan penggunaan listrik berdasarkan kelas. Hal ini memungkinkan proses pengintegrasian pengetahuan kedalam sistem menjadi lebih terorganisir dan sistematis.

**Tabel 1.** Data Jumlah Pelanggan Listrik Rumah Tangga.

Tahun	Jumlah Pelanggan	Pemakaian Listrik (KWh)	Nilai Pemakaian (Rp Juta)
2021	106.945	142.215	196.452
2022	135.269	17.395.452.00	228.107.489.415
2023	142,217	73,520,285.06	243.894.396.445
2024	149,657	202.284.619.46	272.023.333.356

Pendataan penggunaan listrik rumah tangga memiliki peran krusial dalam pengelolaan energi nasional. Data ini digunakan untuk memantau konsumsi listrik secara real-time, memungkinkan identifikasi pola penggunaan, dan mendukung implementasi teknologi pengendalian konsumsi listrik. Selain itu, pendataan konsumsi listrik rumah tangga juga mendukung identifikasi perilaku hemat energi di masyarakat. Temuan ini menunjukkan bahwa pendataan yang komprehensif dapat digunakan untuk merancang program edukasi dan kebijakan yang mendorong efisiensi energi di tingkat rumah tangga.

## Confusion Matrix

*Confusion matrix* adalah suatu teknik yang umum digunakan untuk melakukan perhitungan akurasi pada gagasan data mining. Untuk menyelesaikan masalah klasifikasi pembelajaran mesin di mana hasilnya mencakup dua kelas atau lebih, matriks kekacauan digunakan. Kita dapat menghitung skor F1, akurasi, presisi, dan recall dengan menggunakan confusion matrix. Pada matriks konfusi, kenyataan positif (tp), kenyataan negatif (tn), kenyataan positif (fp), dan kenyataan negatif (fn) adalah empat simbol yang mewakili ketentuan proses klasifikasi.

**Tabel 2.** *Confusion Matrix.*

	0	1
0	TN	FP
1	FN	TP

Keterangan:

TN = True Negative

FP = False Positive

FN= False Negative

TP = True Positive

Tingkat akurasi pengujian akan dihitung dengan rumus:

$$\text{Akurasi} = \frac{TP+TN}{TP+FN+TN+FP} \dots\dots\dots(2)$$

$$\text{Sensitivitas} = \frac{TP}{TP+FN} \dots\dots\dots(3)$$

$$\text{Spesifisitas} = \frac{TN}{TN+FP} \dots\dots\dots(4)$$

## Pengujian

Pengujian dalam penelitian ini dilakukan untuk mengklasifikasikan hasil perhitungan yang diperoleh menggunakan metode *K-Nearest Neighbor*. Pengujian ini dilakukan dengan metode *Confusion Matrix* tentang melakukan perhitungan akurasi, sensitivitas dan spesifikasi. Dalam konteks pengujian ini, sistem diuji menggunakan persamaan (2) untuk menilai akurasi, persamaan (3) untuk menilai sensitivitas dan persamaan (4) untuk menilai spesifisitas. Proses pengujian ini melibatkan pembagian dataset menjadi data latih dan data uji, kesalahan dihitung dan dipresentasikan dengan menggunakan metode validasi silang, yang digunakan untuk memastikan keandalan model.

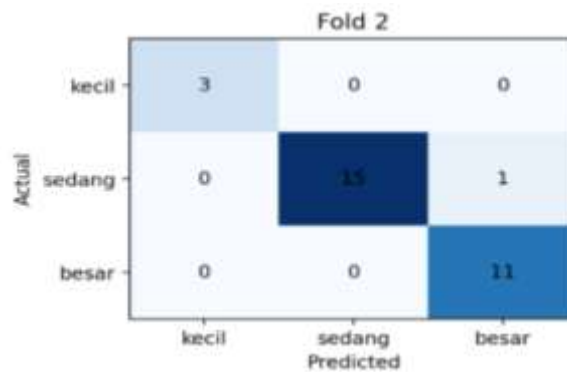
## 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Klasifikasi pola konsumsi energi listrik rumah tangga menggunakan metode k-nearest neighbor yang digunakan di desktop yang dirancang untuk menyediakan layanan untuk membantu pihak PLN dalam mendeteksi pemakai listrik berupa daya, pulsa dan alat-alat yang digunakan. Sistem ini dibuat menggunakan bahasa pemrograman Python. Data ini memiliki tiga kelas yaitu kelas kecil, sedang dan besar. Pada klasifikasi data ini terdapat 150 informasi yang digunakan dimana 120 data latihan dan 30 data uji sesuai dengan yang disajikan dalam tabel 5 sebagai berikut:

**Tabel 3.** 150 Data Pemakai Listrik Rumah Tangga Kelurahan Kayu Putih.

No	Daya	Pulsa	Jumlah Alat	Kelas
1	900	50	10	besar
2	900	200	8	besar
3	1300	100	1	sedang
4	1300	100	10	besar
5	900	25	1	kecil
6	1300	25	6	sedang
...	...	...	...	...
150	900	100	6	sedang

Perhitungan Data K4 Fold 2:



**Gambar 2.** Fold 2 K4.

Prediksi benar = 3 + 15 + 11 = 29

Total data = 30

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah prediksi benar}}{\text{Total data}} = \frac{3+15+11}{30} = \frac{29}{30} = 0,9667 = 96,67\%$$

$$\text{Sensitivitas} = \frac{1+0,9375+1}{3} = 0,979 = 97,9\%$$

$$\text{Spesifisitas} = \frac{1+1+0,947}{3} = 0,982 = 98,2\%$$

Nilai akurasi tertinggi (maksimum) diperoleh pada K = 4 sebesar 0.97 pada Fold 2. Dengan demikian, model terbaik untuk sistem dipilih menggunakan nilai K = 4, karena memberikan performa klasifikasi paling optimal. Pemilihan ini dilihat dari tabel perbandingan akurasi yang tercantum dalam tabel 4:



**Tabel 4.** Perbandingan Akurasi.

Fold	Nilai K				
	3	4	5	7	9
Fold 1	0.90	0.87	0.90	0.83	0.70
Fold 2	0.90	0.97	0.97	0.87	0.67
Fold 3	0.80	0.77	0.70	0.70	0.50
Fold 4	0.93	0.87	0.83	0.77	0.57
Fold 5	0.70	0.73	0.77	0.60	0.57
Rata-Rata	0.85	0.84	0.83	0.75	0.60

### Prediksi Pemakaian Listrik Berdasarkan Kelas Penggunaan

Gambar 27 menampilkan hasil pengujian model terbaik pada sistem prediksi pemakaian listrik berdasarkan kelas penggunaan dengan atribut daya 450, pulsa 25, dan jumlah alat 3. Berdasarkan hasil pengujian dengan akurasi tertinggi sebesar 97% pada nilai  $K = 4$ , data tersebut diprediksi termasuk ke dalam kelas kecil. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model KNN memiliki kemampuan untuk mengklasifikasikan data baru dengan baik.

**Gambar 3.** Hasil Pengujian Model Terbaik.

## 5. KESIMPULAN DAN SARAN

Hasil penelitian menunjukkan bahwa proses klasifikasi pola konsumsi energi sumber daya listrik rumah tangga melalui metode *K-Nearest Neighbor (K-NN)* berhasil diimplementasikan. Pengujian sistem dilakukan pada 30 data uji dengan metode *Cross Validation* menunjukkan bahwa nilai akurasi tertinggi diperoleh pada  $K = 4$  dengan tingkat akurasi sebesar 97%. Karena itu, nilai  $K = 4$  dapat ditetapkan sebagaimana parameter paling baik dalam sistem untuk mengklasifikasikan penggunaan listrik ke dalam tiga kategori, misalnya kecil, sedang, dan besar. Untuk melanjutkan penelitian, disarankan, agar sistem ini

dikembangkan ke dalam bentuk aplikasi berbasis web atau mobile sehingga dapat lebih mudah diakses oleh pengguna. Selain itu, perlu adanya penambahan data untuk menguji kemampuan sistem dengan data yang lebih banyak dan bervariasi, guna meningkatkan akurasi dan kinerja sistem.

## DAFTAR REFERENSI

- Budi, T. S. (2023). Penggunaan AI untuk optimasi penggunaan energi listrik di rumah tangga. *Jurnal Repo Teknologi*, 3(2). [https://repoteknologi.id/index.php/repoteknologi/article/view/372?utm\\_source.com](https://repoteknologi.id/index.php/repoteknologi/article/view/372?utm_source.com)
- Caswadi, C., Dienwati, N., Dwilestari, G., Fathurrohman, F., & Tohidi, E. (2023). Penerapan algoritma Naïve Bayes dan K-Nearest Neighbor untuk analisis sentimen YouTube mengenai intensif mobil listrik. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 7(6), 3851–3857. <https://doi.org/10.36040/jati.v7i6.8252>
- Febrianez, C., Saputra, R. E., & Setianingsih, C. (2021). Sistem pembatasan penggunaan energi listrik dengan metode K-Nearest Neighbor berbasis web. *eProceedings of Engineering*, 8(6). <https://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/engineering/article/view/17219>
- Hafid, H. (2023). Penerapan K-Fold cross validation untuk menganalisis kinerja algoritma K-Nearest Neighbor pada data kasus Covid-19 di Indonesia. *Journal of Mathematics, Computations and Statistics*, 6(2), 161–168. <file:///C:/Users/ACER/Downloads/JMATHCOS62161168.pdf>
- Hutahaean, Y. M., & Wijayanto, A. W. (2022). Klasifikasi rumah tangga penerima subsidi listrik di Provinsi Gorontalo tahun 2019 dengan metode K-Nearest Neighbor dan Support Vector Machine. *JUSTIN (Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi)*, 10(1), 63–68. <https://doi.org/10.26418/justin.v10i1.51210>
- Isnain, A. R., Supriyanto, J., & Kharisma, M. P. (2021). Implementation of K-Nearest Neighbor (K-NN) algorithm for public sentiment analysis of online learning. *IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)*, 15(2), 169–178. <https://doi.org/10.22146/ijccs.65176>
- Putri, V. A. P., Prasetijo, A. B., & Eridani, D. (2022). Perbandingan kinerja algoritme Naïve Bayes dan K-Nearest Neighbor (KNN) untuk prediksi harga rumah. *Transmisi: Jurnal Ilmiah Teknik Elektro*, 24(4), 162–171. <https://ejournal.undip.ac.id/index.php/transmisi/article/download/47129/pdf?.com>
- Rajagukguk, S. A. (2021). Tinjauan pustaka sistematis: Prediksi prestasi belajar peserta didik dengan algoritma pembelajaran mesin. *Jurnal Sains, Nalar, dan Aplikasi Teknologi Informasi*, 1(1), 22–32. <https://doi.org/10.20885/snati.v1i1.4>
- Salma, S., Dewanta, F., & Abdillah, M. (2022). Klasifikasi beban listrik dengan machine learning menggunakan metode K-Nearest Neighbor. *RESISTOR (Elektronika Kendali Telekomunikasi Tenaga Listrik Komputer)*, 5(2), 163–172. <https://doi.org/10.24853/resistor.5.2.163-172>

- Sarimole, F. M., Pasaribu, F. B., Akbar, Y., & Hidayat, A. Z. (2024). Penerapan algoritma K-Nearest Neighbor untuk klasifikasi status gizi balita di Posyandu Nusa Indah 4. *TEKNIKA*, 18(2), 489–â. <https://doi.org/10.5281/zenodo.12703925>
- Sidik, A. D. W. M., Kusumah, I. H., Suryana, A., Artiyasa, M., & Junfithrana, A. P. (2020). Gambaran umum metode klasifikasi data mining. *FIDELITY: Jurnal Teknik Elektro*, 2(2), 34–38. <https://doi.org/10.52005/fidelity.v2i2.111>
- Suhendro, D., & Salis, R. (2024). Prediksi pelanggan listrik menurut jenis pelanggan pada PT. PLN (Persero) UP3 Pematang Siantar menggunakan metode backpropagation. *Jurnal Ilmiah Teknik Elektro Terapan*, 12(1), 1–10. <https://doi.org/10.23960/jitet.v12i3S1.5173>
- Syafrizal, S., Afdal, M., & Novita, R. (2024). Analisis sentimen ulasan aplikasi PLN Mobile menggunakan algoritma Naïve Bayes Classifier dan K-Nearest Neighbor: Sentiment analysis of PLN Mobile application review using Naïve Bayes Classifier and K-Nearest Neighbor algorithm. *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, 4(1), 10–19. <https://doi.org/10.57152/malcom.v4i1.983>
- Ulum, S., Alifa, R. F., Rizkika, P., & Rozikin, C. (2023). Perbandingan performa algoritma KNN dan SVM dalam klasifikasi kelayakan air minum. *Generation Journal*, 7(2), 141–146. <https://doi.org/10.29407/gj.v7i2.20270>
- Yola, O. A. (2020). *Studi perilaku konsumsi energi listrik di Universitas Andalas* (Doctoral dissertation, Universitas Andalas). <http://scholar.unand.ac.id/id/eprint/56516>