

Penerapan Metode K-Nearest Neighbor (KNN) Untuk Klasifikasi Cuaca Hujan Berbasis Data Mining

Zaehol Fatah, M. Marizal²

^{1,2}. Fakultas Sains Dan teknologi Universitas Ibrahimy, Indonesia
Email : muhammadmarizal63@gmail.com

Abstrak

Perubahan iklim telah menyebabkan pola cuaca global menjadi semakin tidak teratur, sehingga mengharuskan adanya sistem peramalan yang mampu bekerja dengan cepat dan tepat. Riset ini bertujuan untuk mengklasifikasikan kondisi cuaca harian menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN) berbasis *business intelligence*. Data yang dimanfaatkan dalam penelitian ini mencakup 13.201 sampel data cuaca dengan 11 atribut utama, yaitu suhu udara, kelembapan, kecepatan angin, curah hujan, tutupan awan, tekanan atmosfer, indeks ultraviolet, musim, jarak pandang, lokasi geografis, dan tipe cuaca sebagai label klasifikasi. Proses pengujian diterapkan dengan metode *10-Fold Cross Validation* memanfaatkan perangkat lunak Altair AI Studio 2024.1.0. Hasil penelitian menunjukkan bahwa nilai parameter k berpengaruh signifikan terhadap performa model. Nilai $k=7$ menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 89,28%, sedangkan nilai $k=9$ menunjukkan sedikit penurunan akurasi akibat efek *over-smoothing*. Analisis *confusion matrix* menunjukkan bahwa kelas *Rainy* dan *Sunny* memiliki tingkat klasifikasi tertinggi, sementara kesalahan terbesar terjadi antara *Cloudy* dan *Sunny*. Analisis bobot atribut menggunakan metode *Weight by Information Gain* menunjukkan bahwa *temperature* dan *humidity* memiliki pengaruh paling dominan terhadap hasil klasifikasi. Riset ini menegaskan bahwa algoritma KNN digunakan sebagai metode efektif dalam sistem prediksi cuaca berbasis data mining dengan hasil yang akurat dan stabil

Kata Kunci: Klasifikasi, K-Nearest Neighbor, Cuaca, Model Akurasi, Data Mining

Abstract

Climate change has caused global weather patterns to become increasingly irregular, necessitating a forecasting system that can work quickly and accurately. This research aims to classify daily weather conditions using the K-Nearest Neighbor (KNN) algorithm based on business intelligence. The data utilized in this study includes 13,201 weather data samples with 11 main attributes, namely air temperature, humidity, wind speed, rainfall, cloud cover, atmospheric pressure, ultraviolet index, season, visibility, geographic location, and weather type as classification labels. The testing process was implemented using the 10-Fold Cross Validation method using Altair AI Studio 2024.1.0 software. The results showed that the value of the k parameter significantly influenced model performance. A value of $k = 7$ produced the highest accuracy of 89.28%, while a value of $k = 9$ showed a slight decrease in accuracy due to the over-smoothing effect. Confusion matrix analysis showed that the Rainy and Sunny classes had the highest classification rates, while the largest error occurred between Cloudy and Sunny. Attribute weight analysis using the Weight by Information Gain method showed that temperature and humidity had the most dominant influence on the classification results. This research confirms that the KNN algorithm is an effective method for data mining-based weather prediction systems, yielding accurate and consistent results.

Keywords: Classification, K-Nearest Neighbor, Weather, Accuracy Model, Data Mining

PENDAHULUAN

Perubahan iklim global yang dipengaruhi oleh pemanasan global menyebabkan cuaca di bumi menjadi tidak menentu dan sering berubah secara tiba-tiba (Brawijaya et al., 2020). Kondisi ini dapat mengganggu berbagai aktivitas manusia, terutama ketika hujan turun tanpa perkiraan sebelumnya. Cuaca merupakan fenomena alam yang menggambarkan "keadaan udara di suatu kawasan/daerah dalam tenggang waktu tertentu serta sifatnya yang dinamis (Dandy et al., 2023). Beberapa faktor yang memengaruhi kondisi cuaca di antaranya adalah kelembapan udara, suhu, tekanan atmosfer, kecepatan dan arah angin, curah hujan, serta intensitas sinar matahari. Faktor-faktor tersebut dapat dijadikan atribut penting dalam proses analisis dan prediksi cuaca di masa mendatang. Prediksi cuaca yang cepat dan akurat sangat bermanfaat bagi berbagai pihak, terutama bagi sektor pertanian, perikanan, dan pelayaran, yang sangat bergantung pada kondisi cuaca (Muhandhis et al., 2021).

Informasi prakiraan cuaca yang akurat juga dapat membantu pemangku kepentingan (*stakeholder*) dalam mengambil keputusan strategis, seperti perencanaan irigasi, distribusi hasil pertanian, hingga kegiatan mitigasi bencana alam. Oleh karena itu, dibutuhkan sistem prediksi yang mampu memberikan hasil dengan tingkat keandalan tinggi (Zakha et al., 2025).

Salah satu pendekatan yang efektif dalam menganalisis dan memprediksi keadaan udara adalah data mining (*business intelligence*). Sistem prediksi cuaca berbasis data mining kini menjadi solusi yang efektif untuk meningkatkan akurasi klasifikasi data meteorologi melalui pemanfaatan algoritma pembelajaran mesin (Asha Yuda et al., 2025). Teknik ini memungkinkan peneliti untuk menemukan pola tersembunyi dari data historis menggunakan metode kecerdasan buatan. Satu diantara algoritma yang banyak diaplikasikan dalam data mining (*business*

intelligence) adalah *K-Nearest Neighbor* (KNN), yaitu algoritma klasifikasi yang bekerja dengan menghitung tingkat kemiripan atau jarak antar data (Brawijaya et al., 2020). Algoritma KNN memiliki ketahanan yang baik terhadap noise pada data training sehingga mampu menghasilkan prediksi dengan akurasi yang lebih tinggi (Septiya et al., 2023). Beberapa penelitian terdahulu membuktikan efektivitas dari metode KNN.

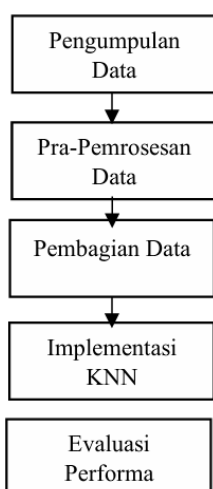
Andi Sadri Agung et al. (2023) menggunakan KNN pada data BMKG Sulawesi Selatan dan mencapai akurasi 82,21%. Sementara penelitian yang dilakukan oleh Aldy et al. (2024) memperoleh akurasi 83% dengan menggunakan dataset BMKG periode 2019–2023 di Sulawesi Tengah. Azzahra et al. (2025) kemudian meningkatkan akurasi klasifikasi cuaca hingga 85,97% menggunakan pendekatan *ensemble learning* dan optimasi *hyperparameter*. Penelitian oleh Sujana et al. (2025) pada jurnal *Lontar Komputer* menunjukkan bahwa metode KNN dapat digunakan untuk klasifikasi mutu ikan tuna berdasarkan warna dengan akurasi 54%. Kombinasi antara algoritma K-Nearest Neighbors (KNN) dan teknik pembobotan TF-IDF yang diusulkan oleh Iqbal Mubarak et al. (2023) menghasilkan capaian akurasi sebesar 14,01%. Rangkuti et al. (2021) mengenai penggunaan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) bagi prediksi keadaan udara di Indonesia menunjukkan tingkat presisi sebesar 89%, sehingga metode ini dinilai efektif dalam menganalisis data cuaca berbasis data mining.

Selain itu, Reza et al. (2018) menerapkan KNN untuk pengelompokan indeks cuaca kebakaran menggunakan statistik AWS dengan akurasi 80,16%. Penelitian oleh Zakha et al. (2025) menunjukkan bahwa algoritma *Gradient Boosting* dan *Random Forest* dapat mencapai akurasi hingga 90,15%, menunjukkan pentingnya eksplorasi model *ensemble learning* untuk prediksi cuaca yang lebih optimal. Penelitian

serupa oleh Sean Alexander Suryaman et al. (2021) yang menggabungkan metode VGG-16, PCA, dan KNN pada klasifikasi citra cuaca juga berhasil mencapai akurasi 87,5%, menunjukkan potensi penggabungan metode *deep learning* dan algoritma klasik dalam meningkatkan hasil klasifikasi.

METODE

Penelitian ini mengimplementasikan algoritma K-Nearest Neighbor untuk klasifikasi kondisi cuaca. Penelitian ini mengikuti alur metodologis yang sistematis seperti yang divisualisasikan pada Gambar 1. Proses penelitian mencakup empat tahapan utama: preparasi data, implementasi algoritma KNN, evaluasi performa model, dan analisis hasil.



Gambar 1. Diagram Alir Metode Penelitian

1. Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini bersumber dari platform Kaggle, yang terdiri dari 13.240 sampel data cuaca harian yang dikumpulkan dari berbagai lokasi geografis. Sebelas fitur yang dianalisis meliputi: temperature (suhu udara), humidity (kelembapan), wind speed (kecepatan angin), precipitation (curah hujan), cloud cover (tutupan awan), pressure (tekanan udara), UV index (indeks ultraviolet), season (musim), visibility (jarak pandang), latitude, dan longitude. Target klasifikasi terdiri atas empat kategori kondisi cuaca: Sunny (cerah), Cloudy (berawan), Rainy (hujan), dan

Snowy (bersalju). Target klasifikasi mencakup empat tipe cuaca: Cerah, Berawan, Hujan, dan Salju.

Temperature	Humidity	Wind Speed	Precipitation (%)	Cloud Cover	Atmospheric Pressure	UV Index	Season	Visibility (km)	Location	Weather Type
14.0	73.9.5	82.0	partly cloudy	1010.82		2	Winter	2.5	inland	Rainy
19.0	96.8.5	71.0	partly cloudy	1011.43		7	Spring	10.0	inland	Cloudy
30.0	64.7.0	16.0	clear	1018.72		5	Spring	5.5	mountain	Sunny
38.0	83.1.5	82.0	clear	1026.25		7	Spring	1.0	coastal	Sunny
27.0	74.17.0	66.0	overcast	990.67		1	Winter	2.5	mountain	Rainy
32.0	55.13.5	26.0	overcast	1010.03		2	Summer	5.0	inland	Cloudy
-2.0	97.8.0	86.0	overcast	990.87		1	Winter	4.0	inland	Snowy
3.0	85.6.0	96.0	partly cloudy	984.46		1	Winter	3.5	inland	Snowy
3.0	83.6.0	66.0	overcast	999.44		0	Winter	1.0	mountain	Snowy
28.0	74.8.5	107.0	clear	1012.13		8	Winter	7.5	coastal	Sunny
35.0	45.6.0	86.0	partly cloudy	879.88		2	Spring	1.0	mountain	Cloudy
38.0	43.2.0	16.0	clear	1029.16		11	Autumn	7.5	inland	Sunny
12.0	59.10.5	25.0	partly cloudy	1016.08		3	Autumn	5.5	mountain	Cloudy
18.0	87.13.0	87.0	overcast	986.19		0	Winter	1.5	inland	Snowy
24.0	21.3.5	8.0	clear	1018.88		8	Winter	5.5	coastal	Sunny
10.0	50.6.5	46.0	partly cloudy	1000.44		2	Summer	8.5	mountain	Cloudy
30.0	27.7.0	13.0	partly cloudy	1016.38		5	Spring	7.5	inland	Sunny
33.0	51.0.5	27.0	overcast	1009.18		3	Autumn	5.5	coastal	Cloudy
43.0	46.0.5	15.0	clear	1025.8		9	Spring	6.0	mountain	Sunny
13.0	102.12.0	72.0	clear	1012.25		4	Summer	8.0	inland	Sunny

Gambar 2. Contoh Data Cuaca Harian

2. Pra-Pemrosesan Data

Tahapan preparasi data dilakukan melalui beberapa proses utama. Penanganan missing values dilakukan terhadap 2.3% dari total dataset menggunakan teknik mean imputation untuk fitur numerik. Sebanyak 45 data duplikat diidentifikasi dan dihapus berdasarkan kombinasi timestamp dan koordinat lokasi. Transformasi data kategorikal seperti Season (4 kategori), Wind Direction (8 arah), dan Location (5 zona) dikonversi ke format numerik menggunakan Label Encoding.

3. Pembagian Data

Pada tahap ini, dataset dibagi menjadi dua bagian utama: data pelatihan (training data) dan data pengujian (testing data). Proses pembagian dilakukan menggunakan teknik **train-test split**. Proporsi yang digunakan adalah 80% data untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian. Pembagian data ini bertujuan agar model yang dilatih dapat diuji dengan data yang belum pernah dilihat sebelumnya, sehingga dapat mengukur performa model dengan lebih akurat. Proses pembagian dilakukan menggunakan fungsi `train_test_split` dari library `scikit-learn` dengan `random_state` 42 untuk memastikan bahwa pembagian data dapat direproduksi dengan konsisten.

4. Implementasi Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN)

Model K-Nearest Neighbor diimplementasikan menggunakan library `scikit-learn` version 1.2.2. Nilai `k=5` ditetapkan sebagai konfigurasi awal berdasarkan hasil eksplorasi terhadap

rentang nilai $k=3$ hingga $k=15$. Metrik Euclidean distance digunakan untuk mengukur kedekatan antar sampel dalam ruang fitur multidimensi. Seluruh proses komputasi dan analisis dilakukan menggunakan perangkat lunak Altair AI Studio 2024.1.0.

5. Evaluasi Kinerja

Evaluasi performa model dilakukan menggunakan tiga metrik utama: accuracy (akurasi), precision (presisi), dan recall. Skema validasi 10-Fold Cross Validation diterapkan untuk mendapatkan estimasi performa yang robust. Analisis tambahan meliputi examination confusion matrix untuk mengidentifikasi pola kesalahan klasifikasi, serta perbandingan performa dengan penelitian terdahulu.

HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari platform Kaggle, dengan jumlah sampel sebanyak 13.240 data cuaca harian. Data yang dikumpulkan mencakup sebelas fitur utama: suhu udara (temperature), kelembapan (humidity), kecepatan angin (wind speed), curah hujan (precipitation), tutupan awan (cloud cover), tekanan udara (pressure), indeks ultraviolet (UV index), musim (season), jarak pandang (visibility), latitude, dan longitude. Data ini kemudian digunakan untuk mengklasifikasikan kondisi cuaca ke dalam empat kategori: Sunny (cerah), Cloudy (berawan), Rainy (hujan), dan Snowy (bersalju).

2. Preparasi Data (Pra-pemrosesan)

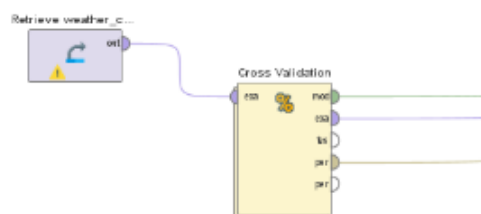
Sebelum digunakan dalam proses klasifikasi, data terlebih dahulu dipersiapkan melalui beberapa tahapan penting, yaitu:

- Penanganan Missing Values: Sebanyak 2,3% data yang hilang pada fitur numerik ditangani menggunakan teknik mean imputation.
- Penghapusan Data Duplikat: 45 data duplikat yang terdeteksi berdasarkan timestamp dan koordinat lokasi dihapus.

- Transformasi Data Kategorikal: Fitur kategorikal seperti musim (Season), arah angin (Wind Direction), dan lokasi (Location) dikonversi menjadi format numerik menggunakan Label Encoding.
- Pembagian Data: Dataset dibagi menjadi dua bagian: 80% untuk data pelatihan dan 20% untuk data pengujian menggunakan fungsi `train_test_split` dari library scikit-learn.

3. Proses Validasi dan Klasifikasi Cuaca

Proses klasifikasi dilakukan melalui pipeline yang komprehensif pada Altair AI Studio. Proses ini diawali dengan akuisisi data, dilanjutkan dengan partisi data menggunakan 10-Fold Cross Validation, training model KNN, dan evaluasi performa. Visualisasi alur proses klasifikasi disajikan pada Gambar 3.



Gambar 3. Proses Klasifikasi pada Altair AI Studio

Visualisasi diagram kerja pada penelitian ini menguraikan suatu pipeline yang komprehensif. Proses ini diawali dengan akuisisi data, kemudian dilakukan partisi otomatis yang mengaplikasikan metode *10-Fold Cross Validation* untuk memisahkan data menjadi dua subset: pelatihan dan validasi.

4. Hasil Akurasi Model KNN

Pengujian model dengan variasi nilai k menunjukkan performa terbaik pada $k=7$ dengan akurasi 89,28%. Hasil evaluasi model dengan berbagai nilai k disajikan pada Tabel 1.

Nilai k	Akurasi	Presisi	Recall
3	85,45%	85,92%	85,45%
5	87,62%	87,89%	87,62%
7	89,28%	89,45%	89,28%
9	88,73%	88,95%	88,73%

Row No.	K	Akurasi
1	3	88.600
2	5	88.940
3	7	89.280
4	9	89.200

Gambar 4. Akurasi Model terhadap Variasi Nilai k

Dapat disimpulkan bahwa K-Nearest Neighbor (KNN) merupakan algoritma yang andal untuk klasifikasi cuaca, dengan akurasi keseluruhan yang tinggi. Konfigurasi terbaiknya ditemukan pada K=7, yang menghasilkan akurasi puncak sebesar 89.28%. Hal ini menunjukkan bahwa jumlah tetangga yang digunakan dalam proses klasifikasi berpengaruh signifikan terhadap hasil prediksi yang dihasilkan model.

5. Analisis Confusion Matrix

Analisis confusion matrix yang disajikan pada Gambar 5 menunjukkan bahwa kelas Rainy dan Sunny memiliki akurasi klasifikasi di atas 90%. Namun, terdapat confusion signifikan antara kelas Cloudy dan Sunny, yang mengindikasikan kemiripan karakteristik meteorologis antara kedua kondisi tersebut.

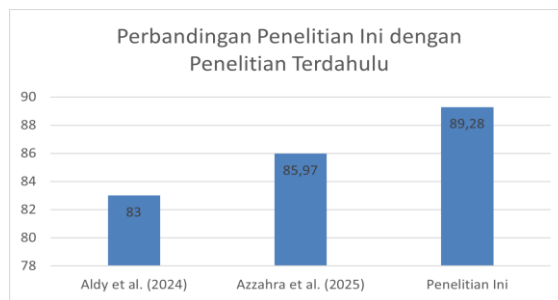
accuracy: 89.28%

	true Rainy	true Cloudy	true Sunny	true Snowy	class precision
pred. Rainy	595	51	29	16	88.11%
pred. Cloudy	31	566	26	20	88.02%
pred. Sunny	19	32	589	17	88.65%
pred. Snowy	15	11	16	607	93.53%
class recall	90.15%	85.76%	89.24%	91.97%	

Gambar 5. Confusion Matrix Hasil Klasifikasi

6. Perbandingan dengan Penelitian Lain

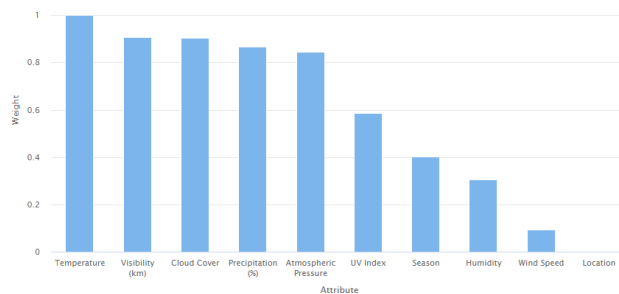
Perbandingan akurasi dengan penelitian terdahulu pada Gambar 6 menunjukkan bahwa penelitian ini berhasil mencapai performa yang lebih baik. Azzahra et al. (2025) melaporkan akurasi 85,97%, sementara Aldy et al. (2024) mencapai 83,00%.



Gambar 6. Perbandingan Akurasi dengan Penelitian Terdahulu

7. Analisis Feature Importance

Analisis feature importance menggunakan Information Gain pada Gambar 7 mengidentifikasi temperature (0,45) dan humidity (0,38) sebagai atribut paling determinan dalam klasifikasi kondisi cuaca. Hasil ini konsisten dengan prinsip meteorologi yang menempatkan kedua parameter tersebut sebagai faktor kunci dalam dinamika atmosfer.



Gambar 7. Bobot Atribut Berdasarkan Information Gain

Hasil penelitian mengkonfirmasi efektivitas algoritma KNN dalam klasifikasi kondisi cuaca. Pencapaian akurasi 89,28% pada k=7 menunjukkan kemampuan algoritma dalam menangkap pola kompleks data meteorologis. Pola performa terhadap variasi nilai k menunjukkan karakteristik khas KNN dimana nilai optimal berada pada rentang menengah.

Dominasi temperature dan humidity sebagai fitur paling penting sesuai dengan teori meteorologi. Kemiripan karakteristik antara Cloudy dan Sunny menjelaskan tingginya confusion antar kelas tersebut. Keberhasilan model dalam mengklasifikasikan kondisi Rainy dengan akurasi tinggi memiliki implikasi praktis untuk sistem peringatan dini cuaca ekstrem.

SIMPULAN (PENUTUP)

Berdasarkan penelitian yang dilakukan, dapat disimpulkan bahwa algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) terbukti efektif untuk klasifikasi kondisi cuaca dengan mencapai akurasi tertinggi 89,28% pada konfigurasi $k=7$. Temperature dan humidity teridentifikasi sebagai atribut paling berpengaruh dalam proses klasifikasi, yang konsisten dengan prinsip meteorologi. Model yang dikembangkan menunjukkan konsistensi yang baik pada berbagai kondisi cuaca, dengan kemampuan klasifikasi terbaik pada kelas Rainy dan Sunny. Implementasi sistem ini memiliki implikasi praktis yang signifikan untuk berbagai sektor yang bergantung pada prediksi cuaca akurat, termasuk pertanian, transportasi, dan manajemen bencana.

DAFTAR PUSTAKA

- Agim, S. A. Y., Rosady, M. D. A., Faisal, N. I., & Ismanto, E. (2025). Analisis kinerja algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) dan Random Forest untuk klasifikasi kondisi cuaca. *Jurnal Computer Science and Information Technology (CoSciTech)*, 6(2), 337–343.
- Aldy, M. F. S., Angreni, D. S., Pusadan, M. Y., & Wirdayanti, W. (2024). Klasifikasi curah hujan menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) di Sulawesi Tengah. *JUPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, 9(4), 2316–2324.
- Andi, S. A., Fauzi, A. A., Nur Risal, A. A., & Adiba, F. (2023). Implementasi teknik data mining terhadap klasifikasi data prediksi curah hujan BMKG di Sulawesi Selatan. *Jurnal Tekno Insentif*, 17(1), 22–32.
- Azzahra, C. N., Chrisnanto, Y. H., & Abdillah, G. (2025). Klasifikasi cuaca Jawa Barat menggunakan ensemble learning pada data meteorologi. *Sistemasi: Jurnal Sistem Informasi*, 14(5), 2028–2044.
- Brawijaya, F., & Suryaningrum, K. M. (2020). Aplikasi pendeteksi dan analisa cuaca menggunakan metode K-Nearest Neighbor berbasis Android. *Jurnal Sarjana Teknik Informatika*, 1–10.
- Dandy, D. U., & Yohannes, Y. (2023). Implementasi algoritma K-Nearest Neighbor untuk klasifikasi cuaca. *Jurnal Algoritme*, 4(1), 1–12.
- Darmawan, Z. M. E., Dianta, A. F., Fathoni, K., Resmi Rachmawati, O. C., & Apriandy, K. I. (2025). Comparison of machine learning classification methods for weather prediction: A performance analysis. *G-Tech: Jurnal Teknologi Terapan*, 9(2), 715–727.
- Mubarok, M. I., Purwantoro, P., & Carudin, C. (2023). Penerapan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) dalam klasifikasi penilaian jawaban ujian esai. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 7(5), 1–10.
- Muhandhis, I., Ritonga, A. S., & Murdani, D. M. H. (2021). Implementasi metode inferensi Fuzzy Tsukamoto untuk memprediksi curah hujan dasarian di Sumenep. *Jurnal Ilmiah Edutic*, 8(1), 1–10.
- Noviansyah, M. R., Rismawan, T., & Midyanti, D. M. (2018). Penerapan data mining menggunakan metode K-Nearest Neighbor untuk klasifikasi indeks cuaca kebakaran berdasarkan data AWS (Automatic Weather Station). *Jurnal Coding: Sistem Komputer Untan*, 6(2), 48–56.
- Nuraeni, S., Syam, S. P. A., Wajdi, M. F., Firmansyah, B., & Malkan, M. (2023). Implementasi metode K-NN untuk menentukan jurusan siswa di SMAN 02 Manokwari. *G-Tech: Jurnal Teknologi Terapan*, 7(1), 89–95.
- Putra, I. G. S. E., Widyatmoko, A. C., Darma Putra, I. K. G., Sudarma, M., & Sudana, O. (2025). Determining tuna grade quality based on color using Convolutional Neural Network and K-Nearest Neighbor. *Lontar Komputer: Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi*,

16(2), 15–23.

Rangkuti, M. Y. R., Alfansyuri, M. V., & Gunawan, W. (2021). Penerapan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) dalam memprediksi dan menghitung tingkat akurasi data cuaca di Indonesia. *Hexagon: Jurnal Teknik dan Sains*, 2(2), 11–16.

Suryaman, S. A., Magdalena, R., & Sa'idah, S. (2021). Klasifikasi cuaca menggunakan metode VGG-16, Principal Component Analysis, dan K-Nearest Neighbor. *Jurnal Ilmu Komputer dan Informatika (JIKI)*, 1(1), 1–8.

Yuda, A. S. A., Arif Rosady, M. D., Faisal, N. I., & Ismanto, E. (2025). Analisis kinerja algoritma K-Nearest Neighbor dan Random Forest untuk klasifikasi kondisi cuaca. *Jurnal CoSciTech*, 6(2), 337–343.