

Klasifikasi Smartphone Berdasarkan Performa dan Harga Menggunakan Metode Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN)

Dian Safitri¹, Sriwinar², Hannan Asrawi³, Imam Muslem⁴
^{1,2,3,4} Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Almuslim

ARTICLE INFO

Article history:

Received : 27 Februari 2026

Revised : 01 April 2026

Accepted : 03 April 2026

Keywords:

Smartphone Classification, KNN, Machine Learning, Performance Analysis, Price Category.



This work is licensed under a [Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/)

Kata kunci:

Klasifikasi Smartphone, KNN, Machine Learning, Performa, Harga.

Corresponding Author:

Dian Safitri

Universitas Almuslim

Email:

diansafitribintimarzuki@gmail.com

ABSTRACT

[Smartphone Classification Based on Performance and Price Using the K-Nearest Neighbor (KNN) Algorithm Method] The rapid development of smartphones has led to a wide variety of specifications and price ranges, making it difficult for consumers to choose devices objectively. Performance differences influenced by hardware specifications and pricing require a data-driven classification approach. This study aims to classify smartphones based on performance and price using the K-Nearest Neighbor (KNN) algorithm. The dataset consists of 980 smartphone records obtained from Kaggle, including attributes such as processor speed, number of cores, RAM, internal storage, battery capacity, camera resolution, rating, and price. Data preprocessing includes handling missing values and feature normalization using StandardScaler. Smartphones are categorized into three classes: Budget, Midrange, and Flagship. The model evaluation uses confusion matrix, accuracy, precision, recall, and F1-score. Experimental results show that the KNN algorithm achieves an accuracy of 92%, indicating that it is effective for smartphone classification problems.

ABSTRAK

Perkembangan smartphone yang pesat menyebabkan meningkatnya variasi spesifikasi dan harga sehingga menyulitkan konsumen dalam menentukan pilihan secara objektif. Performa smartphone dipengaruhi oleh spesifikasi teknis dan harga, sehingga diperlukan pendekatan klasifikasi berbasis data. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan smartphone berdasarkan performa dan harga menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN). Dataset yang digunakan berjumlah 980 data yang diperoleh dari Kaggle dengan atribut kecepatan prosesor, jumlah inti, RAM, penyimpanan internal, kapasitas baterai, resolusi kamera, rating, dan harga. Tahap preprocessing meliputi penanganan missing value dan normalisasi menggunakan StandardScaler. Smartphone dikategorikan ke dalam tiga kelas yaitu Budget, Midrange, dan Flagship. Evaluasi model dilakukan menggunakan confusion matrix, accuracy, precision, recall, dan F1-score. Hasil pengujian menunjukkan bahwa algoritma KNN memperoleh akurasi sebesar 92%, sehingga metode ini efektif dalam klasifikasi smartphone berdasarkan performa dan harga.

PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi dan komunikasi mendorong pertumbuhan industri smartphone secara signifikan dalam beberapa tahun terakhir [1], [2]. Berbagai produsen menghadirkan perangkat dengan spesifikasi teknis dan rentang harga yang beragam, mulai dari kelas entry-level

hingga flagship [3]. Kondisi ini memberikan banyak pilihan bagi konsumen, namun di sisi lain menimbulkan kesulitan dalam menentukan smartphone yang sesuai dengan kebutuhan dan anggaran secara objektif. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan berbasis data yang mampu membantu proses klasifikasi perangkat secara sistematis dan terukur [4], [5], [6].

Machine Learning sebagai bagian dari Artificial Intelligence (AI) telah banyak dimanfaatkan dalam berbagai permasalahan klasifikasi dan prediksi data pada bidang kesehatan, pendidikan, ekonomi, serta teknologi [7], [8], [9], [10], [11], [12], [13], [14], [15]. Berbagai penelitian menunjukkan bahwa metode klasifikasi berbasis machine learning mampu menghasilkan keputusan yang lebih konsisten dibandingkan metode konvensional yang bergantung pada penilaian subjektif manusia [16], [17], [18], [19], [20], [21]. Dalam konteks pengolahan data numerik, algoritma klasifikasi seperti Naïve Bayes, Decision Tree, Logistic Regression, Support Vector Machine (SVM), dan K-Nearest Neighbor (KNN) sering digunakan karena kemampuannya dalam mengenali pola dari dataset yang kompleks [22], [23], [24], [25], [26].

Beberapa penelitian sebelumnya telah menerapkan metode KNN dan algoritma klasifikasi lainnya pada berbagai kasus seperti klasifikasi penyakit, seleksi penerima beasiswa, analisis sentimen, serta pengelompokan data berbasis atribut numerik [27], [28], [29], [30]. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma KNN memiliki performa yang kompetitif, khususnya pada dataset numerik yang telah melalui proses normalisasi [31]. Selain itu, KNN memiliki keunggulan dalam kesederhanaan dan tidak memerlukan proses pelatihan model yang kompleks [32].

Namun demikian, beberapa penelitian komparatif menunjukkan bahwa performa KNN tidak selalu optimal. Algoritma lain seperti Support Vector Machine (SVM), Decision Tree, dan Random Forest pada beberapa kasus mampu menghasilkan akurasi yang lebih tinggi [33], [34], [35], [36]. Selain itu, KNN memiliki kelemahan berupa sensitivitas terhadap pemilihan parameter dan skala data, sehingga memerlukan proses normalisasi dan optimasi parameter untuk meningkatkan performa model [37], [38], [39], [40].

Dalam konteks industri smartphone, klasifikasi perangkat berdasarkan performa dan harga menjadi penting untuk membantu konsumen dalam proses pengambilan keputusan. Performa smartphone dipengaruhi oleh berbagai faktor, seperti prosesor, jumlah inti, RAM, penyimpanan, baterai, serta kualitas kamera. Sementara itu, harga digunakan sebagai indikator utama dalam menentukan kategori perangkat, seperti Budget, Midrange, dan Flagship.

Meskipun demikian, berdasarkan kajian literatur, masih terdapat beberapa celah penelitian. Pertama, sebagian besar penelitian hanya berfokus pada satu jenis atribut tanpa mengintegrasikan atribut performa secara menyeluruh dalam satu model klasifikasi. Kedua, optimasi parameter pada algoritma KNN belum banyak dilakukan secara sistematis [41], [42]. Ketiga, evaluasi model umumnya masih terbatas pada metrik akurasi dan belum menggunakan metrik yang lebih komprehensif seperti precision, recall, dan F1-score.

Permasalahan utama dalam penelitian ini adalah bagaimana mengklasifikasikan smartphone secara akurat berdasarkan kombinasi atribut performa dan harga, mengingat adanya kemiripan spesifikasi antar kelas yang dapat menyebabkan kesalahan klasifikasi.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) dalam mengklasifikasikan smartphone berdasarkan kombinasi atribut performa dan harga menggunakan dataset berjumlah 980 data. Proses penelitian meliputi tahap preprocessing, normalisasi data, penentuan parameter k menggunakan GridSearchCV, serta evaluasi model menggunakan confusion matrix dan metrik performa standar.

Kontribusi utama penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mengembangkan model klasifikasi smartphone berbasis kombinasi atribut performa dan harga
2. Menerapkan optimasi parameter KNN menggunakan GridSearchCV
3. Melakukan evaluasi model secara komprehensif menggunakan accuracy, precision, recall, dan F1-score.

Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan sistem klasifikasi smartphone yang lebih objektif, efisien, dan berbasis data, serta dapat digunakan sebagai sistem pendukung keputusan dalam pemilihan perangkat.

METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan menggunakan metode eksperimen untuk menguji performa algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) dalam mengklasifikasi smartphone berdasarkan atribut performa dan harga. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan data, preprocessing, pemodelan, serta evaluasi kinerja model.

A. Pengumpulan Dataset

Pengumpulan dataset dilakukan menggunakan data sekunder yang diperoleh dari platform Kaggle, data set terdiri dari 980 data smartphone yang memuat atribut spesifikasi teknis seperti processor, core, RAM, Penyimpanan Internal, Baterai, Resolusi Kamera, Rating, dan Harga. Berdasarkan analisis atribut performa dan harga, setiap data dikategorikan ke dalam tiga kelas, yaitu Budget, Midrange, dan Flagship. Kelas Budget didefinisikan sebagai perangkat dengan spesifikasi dan harga pada rentang bawah distribusi data. Kelas Midrange menunjukkan perangkat dengan spesifikasi menengah dan harga pada rentang tengah, sedangkan kelas Flagship mencakup perangkat dengan spesifikasi tinggi dan rentang harga pada rentang atas. Dataset tersebut selanjutnya digunakan dalam proses pemodelan menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN).

Tabel 1. Dataset Pengumpulan Data

No	Processor	Core	RAM	Internal	Baterai	Kamera Depan	Kamera Belakang	Harga	Rating	Kelas
1	3.2	8	12	256	5000	16	50	54999	89	Flagship
2	2.2	8	6	128	5000	16	64	19989	81	Midrange
3	2.4	8	4	64	5000	13	50	16499	75	Midrange
4	2.3	8	4	64	6000	8	50	9999	72	Budget
5	2.5	8	12	256	4500	16	50	35999	87	Flagship

B. Preprocessing

Tahap preprocessing meliputi pembersihan data (*data cleaning*), pengecekan nilai kosong (*missing value*), serta pemilihan atribut yang digunakan sebagai fitur model. Selanjutnya dilakukan normalisasi data menggunakan metode *StandardScaler* untuk menyetarakan skala antar fitur agar tidak terjadi dominasi nilai tertentu dalam perhitungan jarak pada algoritma K-Nearest Neighbor (KNN). Dataset kemudian dibagi menjadi data latih dan data uji menggunakan metode *train_test_split* dengan rasio 75% data latih dan 25% data uji secara stratified sampling untuk menjaga proporsi kelas tetap seimbang. Data uji tidak menggunakan data baru, melainkan sebagian data dari dataset yang sama yang tidak digunakan saat pelatihan model.

```

Jumlah missing value setelah perbaikan:
brand_name      0      ram_capacity      0
model           0      internal_memory  0
price           0      screen_size      0
rating          0      refresh_rate     0
has_5g          0      resolution       0
has_nfc         0      num_rear_cameras 0
has_ir_blaster  0      num_front_cameras 4
processor_brand 0      os               0
num_cores       0      primary_camera_rear 0
processor_speed 0      primary_camera_front 0
battery_capacity 0      extended_memory_available 0
fast_charging_available 0      extended_upto     0
fast_charging   0      dtype: int64
    
```

Gambar 1. Output Pengecekan Missing Value

Berdasarkan gambar 1 hasil pengecekan missing value menunjukkan bahwa nilai kosong pada beberapa atribut telah ditangani sehingga dataset siap digunakan pada tahap pemodelan.

	processor_speed	num_cores	ram_capacity	internal_memory	battery_capacity	primary_camera_rear	primary_camera_front	rating	price
0	3.2	8.0	12.0	256.0	5000.0	50.0	16.0	89.0	54999
1	2.2	8.0	6.0	128.0	5000.0	64.0	16.0	81.0	19989
2	2.4	8.0	4.0	64.0	5000.0	50.0	13.0	75.0	16499
3	2.2	8.0	6.0	128.0	5000.0	50.0	16.0	81.0	14999
4	2.6	8.0	6.0	128.0	5000.0	108.0	16.0	82.0	24999

Gambar 2. Tampilan Data Sebelum Normalisasi

Gambar 2 menunjukkan contoh data sebelum dilakukan normalisasi, dimana rentang nilai antar fitur masih berbeda secara signifikan, misalnya atribut price memiliki skala yang jauh lebih besar dibandingkan atribut lainnya.

	processor_speed	num_cores	ram_capacity	internal_memory	battery_capacity	primary_camera_rear	primary_camera_front	rating	price
0	1.712195	0.271606	1.983172	1.073622	0.179573	-0.009680	-0.054053	1.503094	0.568908
1	-0.487906	0.271606	-0.204232	-0.121748	0.179573	0.414767	-0.054053	0.364628	-0.317160
2	-0.047886	0.271606	-0.933367	-0.719433	0.179573	-0.009680	-0.330715	-0.489221	-0.405488
3	-0.487906	0.271606	-0.204232	-0.121748	0.179573	-0.009680	-0.054053	0.364628	-0.443452
4	0.392134	0.271606	-0.204232	-0.121748	0.179573	1.748742	-0.054053	0.506937	-0.190362

Gambar 3. Hasil Normalisasi Menggunakan StandardScaler

Gambar 3 menunjukkan hasil normalisasi menggunakan StandardScaler, dimana seluruh fitur telah berada pada skala yang sebanding dengan rata-rata mendekati 0 dan standar deviasi mendekati 1.

C. Klasifikasi Menggunakan KNN

Proses klasifikasi dilakukan menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN). Algoritma ini bekerja dengan menentukan kelas suatu data berdasarkan mayoritas dari k tetangga terdekat menggunakan perhitungan jarak Euclidean.

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \tag{1}$$

Keterangan:

d(x,y) : Jarak antara data uji (x) dan data pelatihan (y)

xi : Nilai atribut ke-iii pada data uji

yi : Nilai atribut ke-iii pada data pelatihan

n : Jumlah atribut atau fitur yang digunakan dalam proses klasifikasi

i : Indeks atribut ke-i (dimulai dari 1 sampai n)

Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) dipilih karena memiliki konsep yang sederhana dan bekerja berdasarkan kedekatan jarak antar data . Nilai parameter k ditentukan melalui proses optimasi menggunakan Grid Search Cross Validation untuk memperoleh performa model yang optimal. Metode ini efektif untuk data numerik serta tidak memerlukan proses pelatihan model yang kompleks. Oleh karena itu, KNN sesuai digunakan pada dataset spesifikasi smartphone yang bersifat kuantitatif.

D. Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan menggunakan Confusion Matrix untuk mengetahui jumlah prediksi yang benar dan salah pada setiap kelas. Performa klasifikasi diukur menggunakan Metrik Accuracy, Precision, Recall, dan F1- Score untuk menilai kemampuan model dalam mengelompokkan data secara tepat.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) untuk melakukan klasifikasi smartphone berdasarkan atribut performa dan harga. Dataset yang digunakan telah melalui tahap preprocessing dan normalisasi untuk memastikan bahwa setiap fitur memiliki skala yang seimbang, sehingga perhitungan jarak antar data menjadi lebih optimal. Data kemudian dibagi menjadi 75% data latih dan 25% data uji secara terstratifikasi. Selain itu, optimasi parameter dilakukan menggunakan Grid Search Cross Validation untuk memperoleh nilai k terbaik yang menghasilkan performa model yang optimal.

A. Hasil Klasifikasi

Hasil klasifikasi menunjukkan bahwa model KNN mampu mengklasifikasikan smartphone ke dalam kategori Budget, Midrange, dan Flagship dengan tingkat akurasi sebesar 0,92. Nilai ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam mengenali pola kedekatan antar data berdasarkan atribut numerik yang digunakan.

```
*** Akurasi Uji: 0.9224489795918367

Laporan Klasifikasi:
      precision    recall  f1-score   support

   Budget      0.91      0.94      0.92         63
  Flagship      0.93      0.92      0.93         61
  Midrange      0.93      0.92      0.92        121

 accuracy              0.92        245
 macro avg      0.92      0.92      0.92        245
 weighted avg    0.92      0.92      0.92        245
```

Gambar 4. Classification Report Model KNN

Berdasarkan Berdasarkan classification report, pada kelas Budget diperoleh precision sebesar 0,91, recall sebesar 0,94, dan F1-score sebesar 0,92 dengan jumlah data uji sebanyak 63. Nilai recall yang lebih tinggi menunjukkan bahwa model mampu mengenali sebagian besar data pada kelas Budget dengan baik, sehingga tingkat kesalahan dalam mengabaikan data pada kelas ini relatif rendah.

Pada kelas Flagship, diperoleh precision sebesar 0,93, recall sebesar 0,92, dan F1-score sebesar 0,93 dengan jumlah data uji sebanyak 61. Hal ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam membedakan smartphone dengan spesifikasi dan harga tinggi, yang umumnya memiliki karakteristik fitur yang lebih jelas dibandingkan kelas lainnya.

Sementara itu, pada kelas Midrange diperoleh precision sebesar 0,93, recall sebesar 0,92, dan F1-score sebesar 0,92 dengan jumlah data uji sebanyak 121. Meskipun performa model pada kelas ini tergolong baik, masih terdapat beberapa kesalahan klasifikasi yang menunjukkan adanya kemiripan karakteristik dengan kelas lainnya.

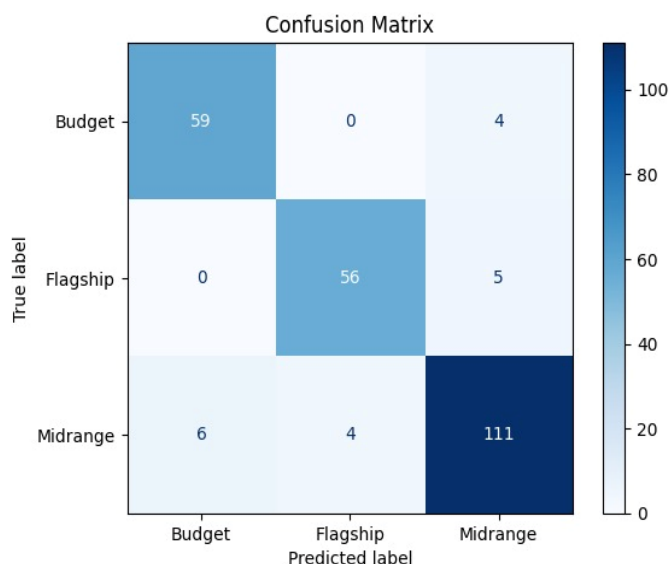
Nilai macro average dan weighted average yang sama-sama sebesar 0,92 menunjukkan bahwa model memiliki performa yang konsisten dan seimbang pada seluruh kelas, sehingga tidak terjadi bias signifikan terhadap salah satu kategori smartphone.

Selain itu, nilai precision yang tinggi menunjukkan bahwa model memiliki tingkat kesalahan prediksi yang rendah pada setiap kelas. Nilai recall yang tinggi menunjukkan kemampuan model dalam

mengidentifikasi sebagian besar data pada masing-masing kelas, sedangkan F1-score yang seimbang menunjukkan bahwa model memiliki keseimbangan yang baik antara precision dan recall.

B. Analisis Confusion Matrix

Confusion matrix digunakan untuk menganalisis jumlah prediksi benar dan salah pada masing-masing kelas. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa sebagian besar data berada pada diagonal utama matrix, yang menandakan tingkat ketepatan klasifikasi yang tinggi.



Gambar 5. Confusion Matrix

Berdasarkan confusion matrix, terdapat 59 data Budget yang berhasil diprediksi dengan benar, sedangkan 4 data Budget salah diprediksi sebagai Midrange. Pada kelas Flagship, sebanyak 56 data berhasil diklasifikasikan dengan benar dan 5 data salah diprediksi sebagai Midrange. Sementara itu, pada kelas Midrange, terdapat 111 data yang berhasil diprediksi dengan benar, 6 data salah diprediksi sebagai Budget, dan 4 data salah diprediksi sebagai Flagship.

Hasil tersebut menunjukkan bahwa sebagian besar kesalahan klasifikasi terjadi pada kelas Midrange. Hal ini mengindikasikan bahwa kelas Midrange memiliki karakteristik fitur yang berada di antara kelas Budget dan Flagship, sehingga batas antar kelas menjadi tidak tegas.

Kondisi ini berkaitan dengan karakteristik algoritma KNN yang bekerja berdasarkan perhitungan jarak antar data. Meskipun proses normalisasi telah dilakukan, kemiripan distribusi fitur antar kelas tetap dapat menyebabkan ambiguitas dalam proses klasifikasi. Dengan demikian, performa model sangat dipengaruhi oleh distribusi data dan tingkat keterpisahan antar kelas.

Selain itu, penggunaan normalisasi dan optimasi parameter terbukti berkontribusi dalam meningkatkan performa model. Normalisasi memastikan setiap fitur memiliki kontribusi yang seimbang, sedangkan optimasi parameter membantu dalam menentukan nilai k yang optimal sehingga menghasilkan klasifikasi yang lebih stabil.

Secara keseluruhan, model KNN mampu mengklasifikasikan data smartphone dengan tingkat ketepatan yang tinggi. Namun, adanya kesalahan klasifikasi pada kelas tertentu menunjukkan bahwa distribusi data dan kemiripan antar fitur masih menjadi faktor yang mempengaruhi performa model.

KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengimplementasikan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) untuk melakukan segmentasi smartphone ke dalam tiga kategori, yaitu Budget, Midrange, dan Flagship, berdasarkan atribut performa dan harga. Proses klasifikasi dilakukan menggunakan atribut numerik yang meliputi spesifikasi prosesor, RAM, penyimpanan internal, kapasitas baterai, resolusi kamera,

rating, dan harga, yang seluruhnya telah melalui tahap preprocessing berupa pembersihan data, seleksi atribut, serta normalisasi untuk menjaga keseimbangan kontribusi setiap fitur dalam perhitungan jarak.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa model KNN mampu mencapai tingkat akurasi sebesar 92%, dengan nilai precision, recall, dan F1-score yang relatif seimbang pada seluruh kelas. Confusion matrix memperlihatkan bahwa sebagian besar data uji berhasil diklasifikasikan dengan benar, dengan tingkat kesalahan yang relatif kecil. Kesalahan klasifikasi terutama terjadi pada kelas Midrange akibat adanya kemiripan karakteristik spesifikasi dan harga dengan kelas Budget dan Flagship. Model yang dihasilkan menunjukkan performa yang stabil dan berpotensi untuk dikembangkan sebagai sistem pendukung keputusan dalam pemilihan smartphone berbasis data.

Meskipun menunjukkan performa yang baik dan stabil, penelitian ini masih memiliki keterbatasan pada kemiripan atribut antar segmen dan jumlah variasi data. Oleh karena itu, pengembangan selanjutnya dapat difokuskan pada penambahan dataset, penambahan atribut yang lebih beragam, serta perbandingan dengan algoritma klasifikasi lain untuk meningkatkan akurasi dan kemampuan generalisasi model.

REFERENCES

- [1] N. N. Ramadhona and H. Hastono, "Analisis Strategi Komunikasi Pemasaran Dan Strategi Promosi Vivo Smartphone Dalam Meningkatkan Brand Awareness Di Kalangan Remaja Kelurahan Kedaleman Kecamatan Cibeber Cilegon Banten," *JURNAL AKADEMIK EKONOMI DAN MANAJEMEN*, vol. 3, no. 1, pp. 452–468, 2026.
- [2] Z. Amanda, I. Muslem, and F. Rizani, "Klasifikasi Kematangan Buah Pepaya Menggunakan Algoritma Support Vector Machine," *Jurnal Ilmu Komputer Aceh*, vol. 3, no. 1, pp. 96–102, Feb. 2026.
- [3] M. G. Anandito and E. Fitriani, "Pengaruh Electronic Word of Mouth terhadap Purchase Intention Dimediasi Brand Image Smartphone," *Jurnal Manajemen dan Bisnis Indonesia*, vol. 1, no. 2, pp. 77–85, 2026.
- [4] A. Amalia and S. Mujiyono, "Sistem Pendukung Keputusan dalam Pemilihan Smartphone dengan Menerapkan Metode Simple Additive Weighting (SAW)," *Jurnal Locus Penelitian dan Pengabdian*, vol. 5, no. 1, pp. 594–601, 2026.
- [5] M. Siregar, F. Azhar, A. F. Simamora, and M. S. Nasution, "Sistem Pendukung Keputusan Pemilihan Smartphone Gaming Menggunakan Metode Electre," *Jurnal Komputer Teknologi Informasi Sistem Informasi (JUKTISI)*, vol. 4, no. 3, pp. 2264–2271, 2026.
- [6] I. M. R, "SISTEM PENDUKUNG KEPUTUSAN PEMILIHAN KETUA OSIS PADA SMA NEGERI 1 BIREUEN DENGAN MENGGUNAKAN METODE AHP DAN TOPSIS," *Jurnal Tika*, vol. 4, no. 3, pp. 19–24, 2019.
- [7] M. Akmal Hakim, P. Gunawan, R. Pratama, and F. Kurniawam, "Implementasi Algoritma K-Nearest Neighbors untuk Menganalisis Pendapat Pakar AI tentang Kemajuan Kecerdasan Buatan," 2024. [Online]. Available: <https://journal-computing.org/index.php/journal-cisa/index>
- [8] B. Laoli, I. Muslem, and F. Rizani, "Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Pisang Menggunakan Algoritma Support Vector Machine," *Jurnal Ilmu Komputer Aceh*, vol. 3, no. 1, pp. 142–151, Feb. 2026.
- [9] D. Armiaady and I. M. R, "Klasifikasi Kualitas Buah Pisang Berdasarkan Citra Buah Menggunakan Stochastic Gradient Descent," *KLIK: Kajian Ilmiah Informatika dan Komputer*, vol. 4, no. 2, 2023.
- [10] C. H. H. Jannah, I. Muslem, and D. Azmi, "Klasifikasi Plat Nomor Kendaraan Berdasarkan Wilayah Tertentu Menggunakan Algoritma Optical Character Recognition," *Jurnal Ilmu Komputer Aceh*, Oct. 2025, [Online]. Available: <https://jurnal.fikompublisher.com/ilka/article/view/16>

- [11] K. Anwar, "KLIK: Kajian Ilmiah Informatika dan Komputer Analisa sentimen Pengguna Instagram Di Indonesia Pada Review Smartphone Menggunakan Naive Bayes," vol. 2, no. 4, pp. 148-155, 2022, [Online]. Available: <https://djournal.com/klik>
- [12] F. Aziz, "Klasifikasi Aktivitas Manusia menggunakan metode Ensemble Stacking berbasis Smartphone," 2021.
- [13] P. A. Hartanto, "PENERAPAN ALGORITMA DECISION TREE UNTUK SELEKSI PENERIMA BEASISWA (STUDI KASUS: SMPN 1 SOREANG)," vol. 2, no. 7, 2023.
- [14] J. Homepage, S. R. Cholil, T. Handayani, R. Prathivi, and T. Ardianita, "IJCIT (Indonesian Journal on Computer and Information Technology) Implementasi Algoritma Klasifikasi K-Nearest Neighbor (KNN) Untuk Klasifikasi Seleksi Penerima Beasiswa," 2021.
- [15] J. Homepage, A. Roihan, P. Abas Sunarya, and A. S. Rafika, "IJCIT (Indonesian Journal on Computer and Information Technology) Pemanfaatan Machine Learning dalam Berbagai Bidang: Review paper," 2019.
- [16] N. Kadek, C. Bandinithya, D. #1, A. Wirdiani, D. Made, and S. Arsa, "JEPIN (Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika) Klasifikasi Kecanduan Smartphone pada Pelajar Sekolah Menengah Atas menggunakan Metode Machine Learning Berbasis Feature Weighting," 2022.
- [17] R. Saputra, I. Muslem, and R. Fajri, "Klasifikasi Spesies Ikan Koi Berdasarkan Citra Menggunakan Metode YOLOv3-Tiny Dan OpenCV," *Jurnal Ilmu Komputer Aceh*, vol. 3, no. 1, pp. 182-188, Feb. 2026.
- [18] R. Melani, S. Sriwinar, D. Azmi, I. Muslem, and M. Amin, "Klasifikasi Kematangan Cabai Berdasarkan Citra Digital Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor," *NOVAKOMPUTA: Jurnal Ilmu Komputer dan Informatika*, vol. 1, no. 1, pp. 30-42, 2026.
- [19] C. H. H. Jannah, I. Muslem, and D. Azmi, "Klasifikasi Plat Nomor Kendaraan Berdasarkan Wilayah Tertentu Menggunakan Algoritma Optical Character Recognition (OCR)," *Jurnal Ilmu Komputer Aceh*, vol. 2, no. 3, 2025.
- [20] D. Fahmi, D. Azmi, I. Muslem, and P. B. N. Simangunsong, "Sistem Pendeteksi Dan Klasifikasi Jenis Hewan Ternak Menggunakan Metode You Only Look Once (YOLO)," *NOVAKOMPUTA: Jurnal Ilmu Komputer dan Informatika*, vol. 1, no. 1, pp. 43-51, 2026.
- [21] I. R. Muslem and T. M. Johan, "KLIK: Kajian Ilmiah Informatika dan Komputer Klasifikasi Citra Ikan Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network dengan Arsitektur VGG-16," *Media Online*, vol. 4, no. 2, pp. 978-985, 2023, doi: 10.30865/klik.v4i2.1209.
- [22] O. D. Kurnia et al., "Analisis Perbandingan Algoritma Naïve Bayes dengan K-Nearest Neighbor (KNN) Pada Dataset Mobile Price Classification Penulis Korespondensi: Prosiding SEMNAS INOTEK (Seminar Nasional Inovasi Teknologi) 1174," Online, 2024.
- [23] Y. I. Kurniawan and T. I. Barokah, "Klasifikasi Penentuan Pengajuan Kartu Kredit Menggunakan K-Nearest Neighbor," *Jurnal Ilmiah MATRIK*, vol. 22, no. 1, 2020.
- [24] D. Nasien et al., "Perbandingan Implementasi Machine Learning Menggunakan Metode KNN, Naive Bayes, Dan Logistik Regression Untuk Mengklasifikasi Penyakit Diabetes," 2024.
- [25] A. Raup, W. Ridwan, Y. Khoeriyah, Q. Yuliati Zaqiah, and U. Islam Negeri Sunan Gunung Djati Bandung, "Deep Learning dan Penerapannya dalam Pembelajaran." [Online]. Available: <http://jiip.stkipyapisdmpu.ac.id>
- [26] R. Parluka, F. Ramadhana, I. Muslem, and A. Afriana, "Implementasi Algoritma Linear Regression pada Framework Laravel untuk Prediksi Biaya Asuransi Kesehatan," *NOVAKOMPUTA: Jurnal Ilmu Komputer dan Informatika*, vol. 1, no. 1, pp. 1-7, 2026.
- [27] S. Sulistiyanto, E. Nadeak, N. Rahmi, and M. Malahayati, "Metode Data Mining dalam Kasus Seleksi Beasiswa: Literature Review," *Jurnal Penelitian Inovatif*, vol. 4, no. 3, pp. 1091-1100, Jun. 2024, doi: 10.54082/jupin.468.
- [28] M. Ula, R. Zulhusna, R. Putra Fhonna, and A. Pratama, "Penerapan Model Klasifikasi K-Nearest Neighbor Dalam Pencarian Kesesuaian Pekerjaan," *METIK JURNAL*, vol. 6, no. 1, pp. 18-23, Jul. 2022, doi: 10.47002/metik.v6i1.343.

- [29] A. Agung Zefi Syahputra et al., "Smartphone Price Grouping by Specifications using K-Means Clustering Method," 2021.
- [30] M. A. A. Lobo and A. C. Talakua, "Klasifikasi Data Penerima Beasiswa Menggunakan Algoritma C4.5," *Jurnal Penelitian Inovatif*, vol. 4, no. 2, pp. 575–582, May 2024, doi: 10.54082/jupin.355.
- [31] M. Mukhlisin and H. W. Nugroho, "Customer Loyalty Classification Using KNN and Decision Tree for Sales Strategy Development," *Sinkron*, vol. 9, no. 3, pp. 1159–1166, Aug. 2025, doi: 10.33395/sinkron.v9i3.15110.
- [32] D. Pratmanto, R. Wijianto, A. Widayanto, and A. Info, "Komparasi K-Nearest Neighbors (KNN) dan Naive Bayes pada Klasifikasi Sentimen Ulasan Aplikasi Tokopedia di Google Play Store," 2025. [Online]. Available: <https://jurnal.bsi.ac.id/index.php/ijec/>
- [33] A. Aulia and S. Wahyuni, "Bulletin of Information Technology (BIT) Analisis Data Mining Dalam Pemilihan Smartphone dan Klasifikasi di Berbagai Perangkat Menggunakan Random Forest," vol. 5, no. 4, pp. 333–339, 2024, doi: 10.47065/bit.v5i2.1703.
- [34] N. T. Ujianto, Gunawan, H. Fadillah, A. P. Fanti, A. D. Saputra, and I. G. Ramadhan, "Penerapan algoritma K-Nearest Neighbors (KNN) untuk klasifikasi citra medis," *IT-Explore: Jurnal Penerapan Teknologi Informasi dan Komunikasi*, vol. 4, no. 1, pp. 33–43, Feb. 2025, doi: 10.24246/itexplore.v4i1.2025.pp33-43.
- [35] D. Sebastian, "Implementasi Algoritma K-Nearest Neighbor untuk Melakukan Klasifikasi Produk dari beberapa E-marketplace," vol. 5, pp. 2443–2229, 2019, doi: 10.28932/jutisi.v5i1.913.
- [36] Y. S. Fuansah et al., "Yohana Sicke Fuansah, dkk., Implementasi Metode K-Nearest Neighbor ... 929 Implementasi Metode K-Nearest Neighbor untuk Menentukan Klasifikasi Status Ekonomi Penerima Bantuan."
- [37] J. Teknika, K. Penjualan Produk Terlaris Pada Kedai Ira Dengan Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Dan Algoritma K-Nearest Neighbor Intan Purwasih, K. Setiawan, F. Matheos Sarimole, J. Sistem Informasi, and S. Tinggi Ilmu Komputer Cipta Karya, "Teknika 18 (2): 695-706," *IJCCS*, vol. x, No.x, pp. 1-5.
- [38] Zio Fahreliandro, "KLASIFIKASI HARGA SMARTPHONE BERDASARKAN SPESIFIKASI TEKNIS MENGGUNAKAN ALGORITMA C4.5".
- [39] F. Hanum, I. Muslem, and M. Munar, "Implementasi Metode Tesseract Optical Character Recognition (OCR) pada Kasus Pengawasan Transportasi Darat," *Jurnal Ilmu Komputer Aceh*, vol. 2, no. 3, 2025.
- [40] I. Muslem, I. Irvanizam, A. Almuzammil, and F. Johar, "Adaptive Heuristic-Based Ant Colony Optimization for Multi-Constraint University Course Timetabling with Morning Slot Preference for Energy Efficiency," *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, vol. 6, no. 6, pp. 5930–5943, Jan. 2026, doi: 10.52436/1.jutif.2025.6.6.5588.
- [41] T. H. P. M. S. B. M. F. K. R. A. Y. H. S. L. K. Ramadhoni Gibran Maulana1*), "Perbandingan Algoritma Klasifikasi Sentimen Pada Ulasan Aplikasi Mobile JKN".
- [42] "KLASIFIKASI HARGA SMARTPHONE BERDASARKAN SPESIFIKASI TEKNIS MENGGUNAKAN ALGORITMA C4.5".