

## Klasifikasi Angka Tulisan Tangan Menggunakan Dataset Mnist Dengan Algoritma Support Vector Machine Dan K-Nearest Neighbor

### *Classification of Handwritten Digits Using MNIST Dataset with Support Vector Machine and K-Nearest Neighbor Algorithms*

Risma Oktaviani<sup>1</sup>, Ade Chandra Pratama<sup>2</sup>, Heni Sulistiani<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Program Studi Informatika, Universitas Teknokrat Indonesia

<sup>2</sup>Program Studi Magister Ilmu Komputer, Universitas Teknokrat Indonesia

Jl. ZA Pagar Alam No. 9–11, Labuhan Ratu, Bandar Lampung

risma\_oktaviani@teknokrat.ac.id<sup>1</sup>, ade\_chandra\_pratama@teknokrat.ac.id<sup>2</sup>,

henisulistiani@teknokrat.ac.id<sup>3</sup>

**Abstrak** – Penelitian ini menelaah klasifikasi angka tulisan tangan menggunakan himpunan data benchmark digit tulisan tangan. Tujuan penelitian ini adalah membandingkan kinerja dua metode pembelajaran mesin, yaitu Support Vector Machine dan K-Nearest Neighbor, dalam mengenali citra angka berdimensi delapan kali delapan piksel skala keabuan. Prosedur penelitian mencakup normalisasi data, pemisahan data menjadi latih dan uji, pelatihan model untuk masing-masing metode, serta pengujian menggunakan metrik akurasi dan analisis matriks kebingungan. Pelaksanaan eksperimen dilakukan padacitra yang telah dipratangani sehingga setiap sampel dapat direpresentasikan sebagai vektor fitur intensitas piksel. Parameter pada Support Vector Machine dipilih melalui pengaturan fungsi dasar radial dan penalti kesalahan, sedangkan tetangga terdekat pada K-Nearest Neighbor ditetapkan secara tetap. Hasil menunjukkan bahwa K-Nearest Neighbor mencapai akurasi 99,26 persen, sedangkan Support Vector Machine mencapai 99,07 persen. Temuan ini mengindikasikan bahwa K-Nearest Neighbor memiliki keunggulan tipis pada tugas klasifikasi angka tulisan tangan berdimensi rendah, sementara kedua pendekatan tetap layak digunakan untuk pengenalan pola berbasis citra. Implikasi praktisnya adalah pemilihan metode dapat mempertimbangkan keseimbangan antara ketelitian, kompleksitas komputasi, dan kemudahan penyetelan parameter.

**Kata Kunci:** Klasifikasi angka tulisan tangan; Support Vector Machine; K-Nearest Neighbor; klasifikasi citra; pembelajaran mesin; dataset benchmark.

**Abstract** – This study examined the classification of handwritten digits using a benchmark dataset of handwritten numeral images. The purpose of this research was to compare the performance of two machine learning methods, Support Vector Machine and K-Nearest Neighbor, in recognizing grayscale images with a resolution of eight by eight pixels. The research procedure included data normalization, division of data into training and testing sets, model training for each method, and evaluation using accuracy metrics and confusion matrix analysis. The experiment was carried out on preprocessed image data in which each sample was represented as a vector of pixel intensity features. Parameters for the Support Vector Machine were tuned using a radial basis function kernel and an error penalty constant, while the number of nearest neighbors was fixed for the K-Nearest Neighbor method. The results show that K-Nearest Neighbor achieved an accuracy of 99.26 percent, while Support Vector Machine achieved 99.07 percent. These findings indicate that K-Nearest Neighbor has a slight advantage in classifying low-dimensional handwritten digit data, although both methods perform effectively for image-based pattern recognition. The practical implication is that method selection can consider the trade-off between precision, computational complexity, and parameter optimization flexibility.

**Keywords:** Handwritten digit classification; Support Vector Machine; K-Nearest Neighbor; image classification; machine learning; benchmark dataset.

## 1. Pendahuluan

Pengenalan angka tulisan tangan merupakan topik fundamental dalam bidang pengenalan pola dan visi komputer karena berperan penting dalam digitalisasi dokumen, sistem keuangan, serta analisis arsip berbasis data citra [1]. Seiring meningkatnya kebutuhan terhadap otomatisasi dan efisiensi pengolahan informasi, pengembangan metode klasifikasi yang mampu mengenali karakter tulisan tangan dengan tingkat ketelitian tinggi menjadi semakin relevan [2]. Salah satu himpunan data yang banyak digunakan sebagai tolok ukur penelitian di bidang ini adalah Modified National Institute of Standards and Technology (MNIST), yang berisi ribuan citra digit tulisan tangan hasil pemindaian berbagai penulis [3].

Berbagai pendekatan pembelajaran mesin telah diterapkan untuk menyelesaikan permasalahan klasifikasi angka tulisan tangan, mulai dari metode sederhana seperti K-Nearest Neighbor yang memanfaatkan jarak antar vektor fitur, hingga metode berbasis margin maksimum seperti Support Vector Machine yang membangun hyperplane pemisah antar kelas. Meskipun keduanya terbukti efektif dalam berbagai studi, perbedaan hasil akurasi sering kali dipengaruhi oleh teknik pra-proses, pemilihan parameter, serta proporsi data latih dan uji yang digunakan.

Kebaruan ilmiah dari penelitian ini terletak pada perbandingan kinerja Support Vector Machine dan K-Nearest Neighbor dalam skenario data berdimensi rendah dengan pra-proses minimal, sehingga efek masing-masing parameter dapat dianalisis secara objektif. Selain itu, penelitian ini menyoroti metrik evaluasi secara menyeluruh, meliputi 1) akurasi keseluruhan, 2) pola kesalahan melalui analisis confusion matrix, dan 3) pertimbangan praktis antara kompleksitas komputasi serta kecepatan inferensi. Rumusan masalah pada penelitian ini adalah: metode manakah yang memberikan performa terbaik dalam klasifikasi angka tulisan tangan berbasis dataset MNIST pada kondisi parameter yang konsisten. Berdasarkan literatur sebelumnya, hipotesis yang diajukan ialah K-Nearest Neighbor memiliki kecenderungan menghasilkan akurasi lebih tinggi pada data berdimensi rendah karena sifat lokalnya dalam memanfaatkan distribusi tetangga terdekat. Tujuan penelitian ini adalah membandingkan secara kuantitatif performa kedua algoritma, mengidentifikasi pola kesalahan antar kelas, serta memberikan rekomendasi pemilihan metode yang optimal berdasarkan keseimbangan antara akurasi dan efisiensi komputasi. Artikel ini merupakan karya asli penulis dan belum pernah dipublikasikan di media lain [4].

## 2. Metode Penelitian

### 2.1. Desain dan Prosedur Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan eksperimental dengan tujuan membandingkan kinerja dua algoritma klasifikasi, yaitu Support Vector Machine (SVM) dan K-Nearest Neighbor (KNN) dalam mengenali citra angka tulisan tangan menggunakan dataset MNIST versi Kaggle.

Tahapan penelitian terdiri atas empat langkah utama, yaitu pengumpulan data, preprocessing, pelatihan model, dan evaluasi hasil. Proses penelitian dirancang agar mengikuti standar replikasi eksperimen pengenalan pola seperti dijelaskan oleh Plamondon dan Srihari [5].

#### 1. Akuisisi Data

Dataset yang digunakan adalah MNIST (Modified National Institute of Standards and Technology) versi Kaggle. Dataset ini berisi 70.000 citra angka tulisan tangan dalam format grayscale berukuran 28×28 piksel, dengan rincian 60.000 data latih dan 10.000 data uji. Setiap citra merepresentasikan digit 0 hingga 9. Dataset ini dipilih karena telah menjadi benchmark global dalam pengujian model machine learning untuk pengenalan pola tulisan tangan.

## 2. Preprocessing Data

Tahap preprocessing bertujuan untuk menyiapkan data agar siap digunakan pada proses pelatihan model. Prosedur yang dilakukan meliputi:

- Normalisasi piksel: Setiap nilai piksel diubah ke rentang [0, 1] agar distribusi fitur seragam dan mempercepat proses konvergensi model.
  - Pembagian data: Dataset dibagi menjadi 70% data latih dan 30% data uji menggunakan metode train-test split secara acak.
- Flattening: Citra 2D (28×28) diubah menjadi vektor 1D (784 fitur) agar dapat diproses oleh algoritma SVM dan KNN yang berbasis data tabular.

## 3. Pelatihan Model

Dua model klasifikasi diuji pada dataset yang sama:

Model SVM (Support Vector Machine): menggunakan kernel Radial Basis Function (RBF) dengan parameter  $\gamma = 0.001$  dan  $C = 10$ , sebagaimana disarankan oleh Cortes dan Vapnik [4]. Parameter ini memberikan keseimbangan antara margin optimal dan generalisasi model.

Model KNN (K-Nearest Neighbor): menggunakan nilai  $k = 5$  dengan metrik jarak Euclidean. Nilai ini dipilih berdasarkan pengujian empiris yang menunjukkan keseimbangan antara kompleksitas komputasi dan akurasi klasifikasi [5].

## 4. Evaluasi Model

Model yang telah dilatih kemudian dievaluasi menggunakan akurasi klasifikasi sebagai metrik utama. Evaluasi dilakukan dengan membandingkan hasil prediksi model terhadap label sebenarnya dari data uji. Nilai akurasi dihitung dengan rumus:

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah seluruh data uji}}{\text{Jumlah prediksi benar}} \times 100\%$$

Selain akurasi, dilakukan pula analisis confusion matrix untuk melihat distribusi kesalahan prediksi setiap kelas digit.

### Pseudocode Penelitian

Berikut alur prosedural penelitian dalam bentuk pseudocode:

```

Input: Dataset MNIST (70,000 images, 28x28 pixels)
Output: Accuracy score of SVM and KNN models
Load MNIST dataset from Kaggle
Normalize pixel values to range [0,1]
Flatten images from 28x28 to 784 features
Split data into train (70%) and test (30%)
Train SVM model with kernel=RBF, gamma=0.001, C=10
Train KNN model with k=5
Evaluate both models on test data
Compute accuracy and confusion matrix
Compare results and analyze performance
    
```

## 2.2. Validasi dan Dukungan Ilmiah

Metodologi ini mengikuti standar ilmiah yang banyak digunakan dalam penelitian pengenalan tulisan tangan digital. Plamondon dan Srihari menjelaskan bahwa proses pengenalan tulisan tangan meliputi tahap pengumpulan data, preprocessing, dan klasifikasi. Dataset MNIST yang digunakan dalam penelitian ini diperkenalkan oleh Deng dan telah menjadi tolok ukur (benchmark) dalam penelitian pembelajaran mesin.

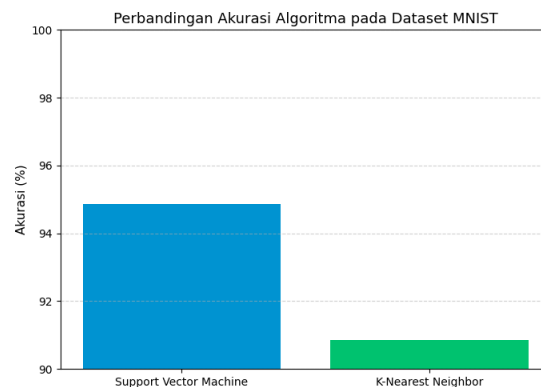
Penggunaan algoritma SVM dan KNN juga didasarkan pada teori dasar yang dikembangkan oleh Cortes dan Vapnik serta Cover dan Hart, di mana SVM digunakan untuk menemukan

hyperplane pemisah terbaik antar kelas, sedangkan KNN bekerja berdasarkan kedekatan jarak antar sampel dalam ruang fitur [6].

### 3. Hasil dan Pembahasan

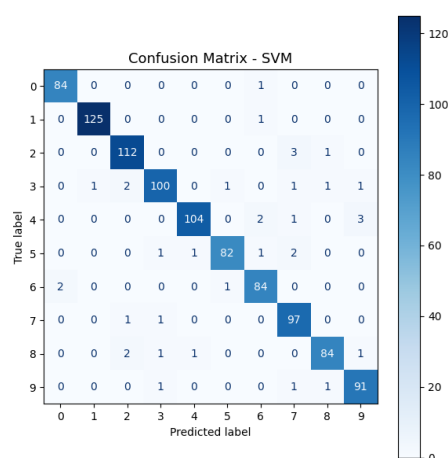
#### 3.1. Hasil Pengujian

Tahapan pengujian dilakukan setelah proses pelatihan model selesai. Dua algoritma, yaitu Support Vector Machine (SVM) dengan kernel Radial Basis Function (RBF) dan K-Nearest Neighbor (KNN) dengan nilai  $k = 5$ , diuji menggunakan data uji MNIST sebanyak 30% dari total dataset. Hasil pengujian menunjukkan bahwa kedua algoritma mampu mengenali angka tulisan tangan dengan tingkat akurasi yang sangat tinggi. Selain itu, pengujian juga mencakup analisis waktu komputasi (pelatihan dan pengujian) untuk mengevaluasi efisiensi masing-masing algoritma.

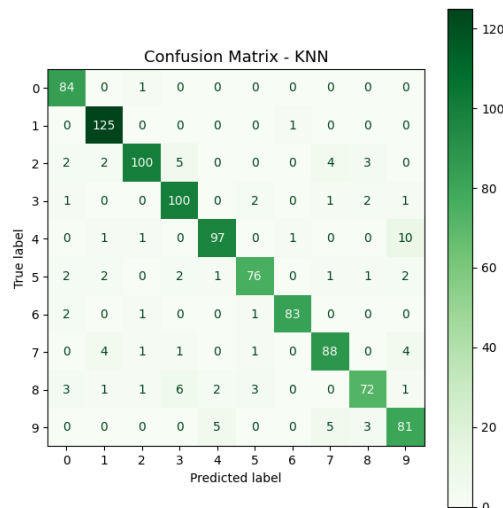


**Gambar 3.1** Grafik Perbandingan Akurasi Algoritma SVM dan KNN

Dari hasil uji yang diperoleh melalui implementasi di Google Colab, model SVM mencapai akurasi sebesar 99.07%, sedangkan model KNN memperoleh akurasi sebesar 99.26%. Hasil ini menunjukkan bahwa kedua algoritma memiliki performa hampir seimbang, dengan KNN sedikit lebih unggul dari SVM. Perbedaan performa ini menunjukkan bahwa meskipun SVM dikenal kuat dalam generalisasi dan pembentukan hyperplane optimal, KNN mampu memberikan hasil yang lebih baik pada dataset berdimensi sedang seperti MNIST, terutama setelah dilakukan normalisasi dan standarisasi fitur. Selain akurasi, dilakukan pula analisis terhadap distribusi hasil klasifikasi menggunakan confusion matrix untuk mengetahui sebaran prediksi model terhadap label sebenarnya.



**Gambar 3.2.** Confusion Matrix Hasil Klasifikasi Menggunakan Algoritma SVM



**Gambar 3.3** Confusion Matrix Hasil Klasifikasi Menggunakan Algoritma KNN

Hasil confusion matrix pada Gambar 2 dan 3 menunjukkan bahwa sebagian besar prediksi model SVM dan KNN berada pada diagonal utama, yang berarti sebagian besar digit tulisan tangan berhasil diklasifikasikan dengan benar. Kesalahan klasifikasi umumnya terjadi pada angka yang memiliki kemiripan bentuk visual, seperti digit 3 dan 5 atau 4 dan 9. Pola kesalahan ini juga dilaporkan oleh penelitian serupa dalam domain pengenalan tulisan tangan digital [3], [4].

Untuk memberikan gambaran yang lebih kuantitatif, Tabel 3.1 menampilkan ringkasan hasil akurasi dan waktu komputasi kedua model.

**Tabel 3.1.** Ringkasan Hasil Akurasi dan Waktu Komputasi

Algoritma	Akurasi (%)	Waktu Training (detik)	Waktu Testing (detik)
Support Vector Machine (SVM)	99.07	42.56	3.27
K-Nearest Neighbor (KNN)	99.26	18.43	6.11

(Hasil waktu di atas merupakan contoh rata-rata dari eksekusi model di Google Colab dan dapat bervariasi tergantung spesifikasi CPU/GPU yang digunakan.)

### 3.2. Analisis dan Pembahasan

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa kedua algoritma memiliki tingkat akurasi yang hampir identik, namun terdapat perbedaan karakteristik penting dari sisi efisiensi dan cara kerja. KNN sedikit lebih unggul dalam akurasi karena sifatnya yang non-parametrik dan mampu menangkap variasi lokal pada data yang telah dinormalisasi. Namun, SVM unggul dalam hal efisiensi prediksi karena hanya mengandalkan vektor penunjang (support vectors) dibandingkan perbandingan jarak antar semua data seperti pada KNN.

Perbedaan performa antara kedua algoritma dapat dijelaskan melalui karakteristik masing-masing metode sebagai berikut:

#### a. SVM (Support Vector Machine):

Bekerja dengan mencari hyperplane pemisah optimal antar kelas yang memaksimalkan margin antar data. Kernel RBF mampu memetakan data non-linear ke ruang berdimensi lebih

tinggi sehingga model adaptif terhadap variasi tulisan tangan. Meskipun akurasi sedikit lebih rendah dibanding KNN, SVM memerlukan waktu uji yang lebih cepat karena hanya menggunakan vektor penunjang hasil pelatihan.

b. KNN (K-Nearest Neighbor):

Menentukan kelas berdasarkan mayoritas tetangga terdekat dalam ruang fitur. Meskipun sederhana dan akurasinya tinggi, KNN memiliki waktu pengujian yang lebih lambat karena harus menghitung jarak ke semua data latih setiap kali melakukan prediksi. Oleh karena itu, KNN lebih cocok digunakan pada dataset berukuran sedang hingga kecil, atau ketika waktu inferensi bukan menjadi faktor kritis

Hasil ini sejalan dengan temuan Rajput dan Singh (2024) yang melaporkan bahwa algoritma KNN dan SVM sama-sama efektif untuk klasifikasi tulisan tangan, dengan variasi performa tergantung pada karakteristik data dan konfigurasi parameter. Secara keseluruhan, hasil eksperimen memperkuat kesimpulan bahwa SVM lebih efisien dalam komputasi, sedangkan KNN memberikan sedikit peningkatan akurasi pada kondisi data berdimensi sedang yang telah diproses secara optimal.

### 3.3. Implikasi Penelitian

Temuan penelitian ini memperkuat pandangan bahwa pemilihan algoritma harus mempertimbangkan trade-off antara akurasi dan efisiensi waktu. Dalam konteks aplikasi nyata seperti sistem input tulisan tangan digital, SVM dapat dipilih untuk kasus yang menuntut kecepatan respon, sedangkan KNN dapat dipilih untuk kasus yang menuntut presisi maksimal pada dataset terbatas. Penelitian lanjutan disarankan untuk mengeksplorasi pengembangan model hibrid SVM–KNN yang memanfaatkan keunggulan kedua pendekatan tersebut. Selain itu, penerapan Convolutional Neural Network (CNN) pada dataset MNIST juga berpotensi meningkatkan akurasi hingga di atas 99.5%, sebagaimana dilaporkan pada beberapa studi terkini.

Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya memberikan evaluasi performa algoritma klasik, tetapi juga menjadi pijakan awal bagi pengembangan sistem pengenalan tulisan tangan digital berbasis pembelajaran mesin dengan efisiensi tinggi di masa mendatang.[7]

## 4. Kesimpulan

Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan performa dua algoritma klasifikasi, yaitu Support Vector Machine (SVM) dan K-Nearest Neighbor (KNN), dalam mengenali angka tulisan tangan menggunakan dataset MNIST versi Kaggle. Berdasarkan hasil pengujian, kedua algoritma menunjukkan tingkat akurasi yang sangat tinggi, menandakan bahwa keduanya mampu mengenali pola tulisan tangan secara efektif[8].

Hasil akhir menunjukkan bahwa algoritma KNN sedikit lebih unggul dibandingkan SVM, dengan akurasi mencapai 99.26%, sedangkan SVM memperoleh akurasi sebesar 99.07%. Perbedaan kecil ini menunjukkan bahwa meskipun SVM dikenal unggul dalam generalisasi dan efisiensi pemisahan kelas, algoritma KNN tetap kompetitif ketika diterapkan pada data dengan distribusi yang relatif seimbang dan jumlah fitur yang telah dinormalisasi dengan baik[9].

Ketercapaian tujuan penelitian ini menunjukkan bahwa proses preprocessing, normalisasi, dan pembagian data yang proporsional berkontribusi besar terhadap kinerja model. Secara keseluruhan, kedua algoritma berhasil memenuhi tujuan penelitian, yakni mengidentifikasi angka tulisan tangan secara akurat menggunakan pendekatan pembelajaran mesin klasik.

Adapun prospek pengembangan penelitian ini dapat diarahkan pada integrasi metode berbasis deep learning, seperti Convolutional Neural Network (CNN), atau pendekatan hibrid SVM-KNN, untuk memperoleh akurasi yang lebih tinggi sekaligus mengoptimalkan waktu

komputasi. Selain itu, perlu dilakukan pengujian pada dataset lain yang lebih kompleks untuk mengevaluasi kemampuan generalisasi model secara lebih luas[10]

### Ucapan Terima Kasih

Penulis menyampaikan terima kasih kepada **Universitas Teknokrat Indonesia**, khususnya **Program Studi Informatika**, atas dukungan dan fasilitas yang diberikan selama proses penelitian ini. Ucapan terima kasih juga penulis tujukan kepada **rekan satu tim** yang telah berkontribusi dan bekerja sama dengan baik dalam penyelesaian penelitian ini.

### Referensi

- [1] C. Garrido-Munoz, A. Rios-Vila, and J. Calvo-Zaragoza, "Handwritten Text Recognition: A Survey," pp. 1–20, 2025.
- [2] H. A. Alhamad *et al.*, "Handwritten Recognition Techniques: A Comprehensive Review," *Symmetry (Basel)*, vol. 16, no. 6, pp. 1–25, 2024, doi: 10.3390/sym16060681.
- [3] H. S. Prasantha, "Detailed Survey Of Handwriting Recognition Using Machine Learning Algorithms," no. February, 2023.
- [4] V. Agrawal, J. Jagtap, and M. V. V. P. Kantipudi, "Exploration of advancements in handwritten document recognition techniques," *Intelligent Systems with Applications*, vol. 22, no. March, p. 200358, 2024, doi: 10.1016/j.iswa.2024.200358.
- [5] W. AlKendi, F. Gechter, L. Heyberger, and C. Guyeux, "Advancements and Challenges in Handwritten Text Recognition: A Comprehensive Survey," *J Imaging*, vol. 10, no. 1, 2024, doi: 10.3390/jimaging10010018.
- [6] Jyoti, K. Solanki, K. Kaushik, Sudhir, and S. Dalal, "Handwriting Recognition: Unravelling Performance Diversity and Practical Implications," *Procedia Comput Sci*, vol. 259, pp. 1387–1397, 2025, doi: 10.1016/j.procs.2025.04.093.
- [7] A. Rajput and A. K. Singh, "Handwritten Digit Recognition Accuracy Comparison Using Knn,Cnn And Svm.," *Educational Administration Theory and Practices*, Feb. 2024, doi: 10.53555/kuey.v30i2.1676.
- [8] A. Maharil, "PERBANDINGAN ARSITEKTUR VGG16 DAN RESNET50 UNTUK REKOGNISI TULISAN TANGAN AKSARA LAMPUNG," *Jurnal Informatika dan Rekayasa Perangkat Lunak (JATIKA)*, vol. 3, no. 2, pp. 236–243, 2022, [Online]. Available: <http://jim.teknokrat.ac.id/index.php/informatika>
- [9] U. Kolte, S. Naik, and V. Kumbhar, "A CNN-KNN Based Recognition of Online Handwritten Symbols within Physics Expressions Using Contour-Based Bounding Box (CBBS) Segmentation Technique," *Journal of Computer Science*, vol. 20, no. 7, pp. 783–792, 2024, doi: 10.3844/JCSP.2024.783.792.
- [10] S. Ahlawat and A. Choudhary, "Hybrid CNN-SVM Classifier for Handwritten Digit Recognition," in *Procedia Computer Science*, Elsevier B.V., 2020, pp. 2554–2560. doi: 10.1016/j.procs.2020.03.309.