

# Klasifikasi Gambar Aksara Jawa Menggunakan Optimalisasi Parameter SVM dengan Kernel Cosine Similarity

<sup>1)</sup> Aji Priyambodo

Institut Teknologi dan Bisnis Semarang, Jawa Tengah, Indonesia  
E-Mail: [ajipro@gmail.com](mailto:ajipro@gmail.com)

<sup>2)</sup> Prihati

Institut Teknologi dan Bisnis Semarang, Jawa Tengah, Indonesia  
E-Mail: [prihatiester@gmail.com](mailto:prihatiester@gmail.com)

## ABSTRACT

Pattern recognition of Javanese script (Hanacaraka) plays a vital role in cultural preservation through digital technology. This study aims to develop a classification model for Javanese script images using Support Vector Machine (SVM) with a Cosine similarity kernel, supported by parameter optimization to enhance accuracy. A dataset of 4,385 images underwent preprocessing and feature extraction using Histogram of Oriented Gradients (HOG). SVM parameter optimization via GridSearchCV resulted in a significant accuracy improvement. The proposed model achieved a 99.84% accuracy, outperforming previous methods such as CNN-SVM and DCNN. This study demonstrates the effectiveness of Cosine similarity in Javanese script recognition and contributes to the advancement of machine learning-based classification systems.

Keyword : Javanese Script, Support Vector Machine, Cosine Similarity, Histogram of Oriented Gradients, Parameter Optimization

## PENDAHULUAN

Pada era digital, pengenalan pola dan klasifikasi gambar menjadi bidang penelitian yang sangat penting dengan berbagai aplikasi, seperti pengenalan tulisan tangan [1], [2], [3], analisis citra medis [4], [5], dan pemrosesan gambar digital [6]. Salah satu tantangan dalam pengenalan pola adalah klasifikasi aksara dari gambar. Aksara Jawa atau biasa disebut Hanacaraka [7], sebagai bagian dari warisan budaya Indonesia, memiliki bentuk dan pola yang unik, menjadikannya menarik untuk diteliti. Klasifikasi gambar aksara Jawa tidak hanya penting untuk pelestarian budaya tetapi juga untuk meningkatkan aksesibilitas informasi dalam konteks digital.

Penentuan *state of the art* dalam penelitian ini dilakukan menggunakan metode *systematic literature review* [8] sehingga terpilih publikasi tentang pengenalan aksara Jawa berikut : Katili dan rekan-rekannya [9] menerapkan kombinasi klasifikasi *Local Binary Pattern* (LBP) dan *Information Gain* dengan *Support Vector Machine* (SVM). Mereka mempertimbangkan penggunaan LBP sebagai fitur untuk mendeskripsikan karakter aksara Jawa, dan *Information Gain* digunakan untuk mengekstraksi fitur yang paling informatif dari data. Hasilnya kemudian diberikan ke SVM untuk melakukan klasifikasi. Putri dan timnya [2] memilih pendekatan yang berbeda dengan mengeksplorasi model hibrida yang menggabungkan *Convolutional Neural Networks* (CNN) dan pengklasifikasi *Support Vector Machine* (SVM). CNN digunakan untuk melakukan ekstraksi fitur dari gambar aksara

Jawa, sedangkan SVM digunakan untuk klasifikasi. Anggraeny dan koleganya [10] memilih untuk menganalisis dampak dari metode prapemrosesan seperti dilatasi, *skeletonization*, dan *noise reduction* dalam mengenali karakter tulisan tangan Jawa. Mereka ingin memahami sejauh mana penggunaan prapemrosesan dapat meningkatkan kinerja sistem dalam mengenali karakter Jawa yang ditulis tangan. Rasyidi dan rekannya [11] mengembangkan model prediktif menggunakan algoritma *random forest* dalam mengklasifikasikan huruf Jawa. Susanto dan timnya [7] memilih untuk menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* dengan ekstraksi fitur *Linear Binary Pattern* (LBP) dalam mendeteksi huruf Jawa dan *deep convolutional neural network* [12] untuk pengenalan aksara Jawa.

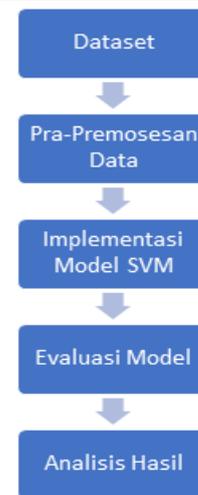
Meskipun berbagai pendekatan telah diusulkan, ada kesenjangan dalam penelitian terkait optimalisasi parameter SVM khususnya dalam penggunaan *Cosine similarity* [13] sebagai metrik kesamaan. Kebanyakan penelitian fokus pada penggunaan metrik *Euclidean* atau pendekatan lain seperti Zhang dan Zhang memperkenalkan *Improved Sparrow Search Algorithm Support Vector Machine* (ISSA-SVM) untuk mengoptimalkan parameter kernel SVM [14], Qiu dkk memakai metode ISMA yang diterapkan pada proses pemilihan fitur SVM, mengoptimalkan SVM dan parameter fitur biner secara bersamaan [15], Shah dkk memakai kombinasi dari *Support Vector Machines* (SVM) dan *Particle Swarm Optimization* (PSO) [16], Delilbasicd kk menggunakan berbagai metode seperti *Adiabatic Quantum Computation* (AQC), *Quantum Annealing* (QA), *Quantum Computing*

(QC), dan *Remote Sensing* (RS) [17], Lange dkk menggabungkan fitur-fitur istimewa ke dalam model v-SVM tanpa pengawasan dan mengembangkan algoritma *Sequential Minimal Optimization* (SMO) untuk model SVM satu kelas dengan informasi istimewa (OC-SVM +) [18]. Optimalisasi parameter dalam SVM adalah langkah krusial yang dapat sangat mempengaruhi performa model. Dalam penelitian ini, kami mengidentifikasi bahwa penggunaan *Cosine similarity* dapat memberikan perspektif berbeda dan potensi peningkatan performa dalam klasifikasi gambar aksara Jawa, yang belum banyak dieksplorasi dalam literatur saat ini. Pendekatan yang diusulkan melibatkan perolehan dataset gambar karakter Jawa dari Kaggle [19], melakukan prapemrosesan data untuk meningkatkan kualitas gambar, mengekstraksi fitur menggunakan Histogram of Oriented Gradients (HOG) [20], menerapkan *cosine similarity* [13] sebagai kernel dalam kerangka kerja klasifikasi, dan menggunakan algoritma klasifikasi Support Vector Machine (SVM) [21] untuk mengelompokkan gambar berdasarkan fitur-fitur HOG yang telah diekstraksi dan kesamaan kosinus. Kinerja kerangka kerja ini dievaluasi menggunakan metrik seperti f1-score, akurasi, presisi, dan recall [21], yang memberikan pemahaman yang komprehensif tentang keefektifan model.

Penelitian ini bertujuan untuk mengisi kesenjangan tersebut dengan mengusulkan metode optimalisasi parameter SVM menggunakan *Cosine similarity* dalam klasifikasi gambar aksara Jawa. Kontribusi utama penelitian ini adalah (1) penerapan *Cosine similarity* dalam konteks optimalisasi parameter SVM, (2) evaluasi performa model yang dihasilkan, dan (3) analisis komprehensif mengenai efektivitas metode yang diusulkan dibandingkan dengan metode yang ada. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi signifikan dalam bidang klasifikasi gambar aksara serta meningkatkan pemahaman dan implementasi teknik optimalisasi parameter dalam *machine learning*.

## METODE PENELITIAN

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan dan mengevaluasi model pengenalan gambar aksara Jawa dengan optimasi SVM menggunakan *cosine similarity*. Berikut adalah deskripsi mendetail dari alur metode penelitian yang terdiri dari tahapan utama seperti terlihat pada gambar 1 berikut:



Gambar 1. Alur metode penelitian

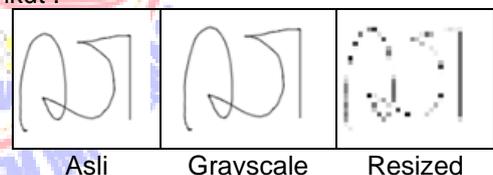
### A. Dataset

Penelitian dimulai dengan pengumpulan dataset representatif dari gambar skrip Jawa dari Kaggle [19] dan sumber lainnya. Dataset yang digunakan terdiri dari 4385 gambar yang terdiri dari 20 kelas data, yaitu ba, ca, da, dha, ga, ja, ka, la, ma, na, nga, nya, pa, ra, sa, ta, tha, wa, dan ya.

### B. Pra-Pemrosesan Data

Pada tahap ini, dilakukan beberapa langkah pra-pemrosesan data sebagai berikut:

- **Pembacaan dan Pengolahan Gambar:** Setiap gambar karakter dibaca menggunakan *OpenCV* dan diubah ke mode *grayscale*. Selanjutnya, gambar diubah ukurannya menjadi 64x64 piksel untuk memastikan keseragaman dalam ukuran dan hasilnya seperti nampak pada gambar 2 berikut.



Gambar 2. Pembacaan dan pengolahan gambar

- **Ekstraksi Fitur:** Fitur dari gambar diekstraksi menggunakan metode *Histogram of Oriented Gradients* (HOG) [20]. Teknik HOG terbukti efektif dalam mendeskripsikan bentuk dan tepi gambar, yang sangat diperlukan dalam klasifikasi karakter. Langkah dan perhitungan HOG adalah sebagai berikut:

1. **Grayscale Gambar:**  
Pertama, gambar diubah menjadi skala abu-abu (*grayscale*) jika gambar tersebut berwarna.
2. **Perhitungan Gradien:**  
Hitung gradien dari gambar dalam arah x dan y. Gradien ini menunjukkan perubahan intensitas piksel dalam gambar. Gradien pada arah x (horizontal) dan y (vertikal) dapat dihitung

menggunakan operator Sobel seperti persamaan (1) berikut:

$$G_x = \frac{\partial I}{\partial x}, G_y = \frac{\partial I}{\partial y} \quad (1)$$

Di mana  $I$  adalah intensitas piksel dari gambar.

3. Magnitudo dan Orientasi Gradien:

Dari gradien arah  $x$  dan  $y$ , hitung magnitudo dan orientasi gradien untuk setiap piksel. Rumus dari persamaan ini seperti tersebut pada persamaan (2) berikut :

$$\text{Magnitudo} = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$$

$$\text{Orientasi} = \arctan\left(\frac{G_y}{G_x}\right)$$

4. Pemisahan ke dalam Sel:

Gambar dibagi menjadi sel-sel berukuran kecil, misalnya 8x8 piksel.

5. Pembuatan Histogram:

Untuk setiap sel, buat histogram dari orientasi gradien. Orientasi gradien dikelompokkan ke dalam beberapa bin (misalnya 9 bin untuk orientasi 0 hingga 180 derajat). Setiap bin merepresentasikan rentang sudut tertentu. Magnitudo gradien digunakan sebagai nilai bobot untuk bin yang sesuai.

6. Normalisasi Blok:

Untuk meningkatkan ketahanan terhadap variasi pencahayaan dan kontras, beberapa sel dikelompokkan menjadi blok (misalnya 2x2 sel). Histogram dari sel-sel dalam blok ini kemudian dinormalisasi. Normalisasi dilakukan dengan cara membagi vektor histogram dengan normanya (misalnya L2 norm) seperti dirumuskan pada persamaan (3) berikut:

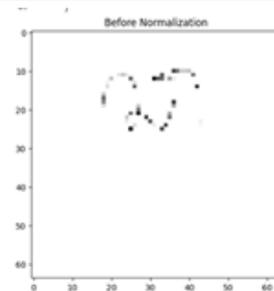
$$\begin{aligned} & \text{Vektor Histogram Ter} \\ & \text{- normalisasi} \\ & = \frac{\text{Vektor Histogram}}{\sqrt{\|\text{Vektor Histogram}\|^2 + \epsilon^2}} \end{aligned} \quad (3)$$

Di mana  $\epsilon$  (epsilon) adalah konstanta kecil untuk mencegah pembagian dengan nol.

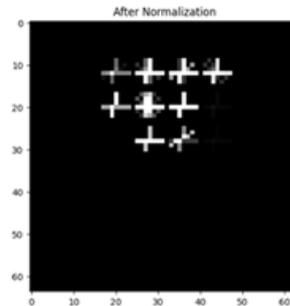
7. Kombinasi Fitur:

Semua histogram ter-normalisasi dari blok-blok digabungkan untuk membentuk vektor fitur akhir dari gambar.

- **Normalisasi Fitur:** Fitur yang telah diekstraksi dinormalisasi menggunakan metode *StandardScaler* untuk memastikan bahwa semua fitur memiliki skala yang seragam. Langkah ini penting agar SVM dapat bekerja dengan optimal tanpa dipengaruhi oleh skala nilai fitur dan hasilnya nampak seperti gambar 3 berikut.



Sebelum normalisasi



Setelah normalisasi

Gambar 3. Hasil normalisasi

C. Implementasi Model SVM

- **Pembagian Data:** Data yang sudah diproses dibagi menjadi data latih (*train*) dan data uji (*test*) dengan proporsi tertentu, dalam kasus ini menggunakan *train\_test\_split* dengan ukuran data uji sebesar 20% dari total data.
- **Optimasi Parameter:** Parameter SVM, seperti  $C$  dan  $\gamma$ , dioptimalkan menggunakan metode *GridSearchCV* [22]. *GridSearchCV* digunakan untuk mencari kombinasi parameter yang memberikan performa terbaik berdasarkan metrik yang ditentukan, dalam hal ini akurasi klasifikasi.
- **Penggunaan Kernel Cosine similarity:** SVM diimplementasikan dengan menggunakan kernel *cosine similarity* [13]. Kernel ini dipilih karena kemampuannya dalam mengukur kesamaan antar fitur berdasarkan sudut kosinus, cocok untuk data berdimensi tinggi seperti fitur gambar karakter Hanacaraka. Fungsi kernel *Cosine similarity* dapat dirumuskan seperti persamaan (4) sebagai berikut:

$$K(x, y) = \frac{x \cdot y}{\|x\| \|y\|} \quad (4)$$

Di mana  $x$  dan  $y$  adalah dua vektor fitur,  $x \cdot y$  adalah dot product dari dua vektor, dan  $\|x\| \|y\|$  adalah norm dari masing-masing vektor.

D. Evaluasi Model

- **Cross-Validation:** Model SVM dievaluasi menggunakan metode *cross-validation* dengan jumlah lipatan (folds) sebanyak 10. Langkah ini bertujuan untuk memvalidasi performa model secara objektif dan menghindari *overfitting*.

- **Confusion Matrix:** Hasil klasifikasi dari model dievaluasi menggunakan *confusion matrix* untuk melihat seberapa baik model dapat mengklasifikasikan setiap kelas aksara Jawa.
- **Metrik Evaluasi:** Metrik evaluasi yang digunakan antara lain adalah akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* [21]. Metrik ini memberikan gambaran yang lebih lengkap tentang performa klasifikasi model terhadap dataset aksara Jawa.

**E. Analisis Hasil**

Hasil eksperimen dan evaluasi dari implementasi SVM dengan kernel *cosine similarity* dianalisis untuk mengevaluasi keberhasilan optimalisasi parameter dalam klasifikasi gambar karakter Hanacaraka. Analisis ini juga mencakup interpretasi terhadap matriks kebingungan dan metrik evaluasi lainnya untuk mendapatkan wawasan yang mendalam tentang performa model.

Dengan menggunakan pendekatan ini, diharapkan penelitian ini dapat memberikan kontribusi yang signifikan dalam pengembangan sistem pengenalan karakter aksara Jawa yang lebih akurat dan efisien, serta mendukung upaya pelestarian warisan budaya Indonesia melalui teknologi digital.

Tuliskan semua bahan-bahan penelitian yang anda gunakan dalam penelitian anda lakukan guna mendapatkan data hasil penelitian.

**HASIL DAN PEMBAHASAN**

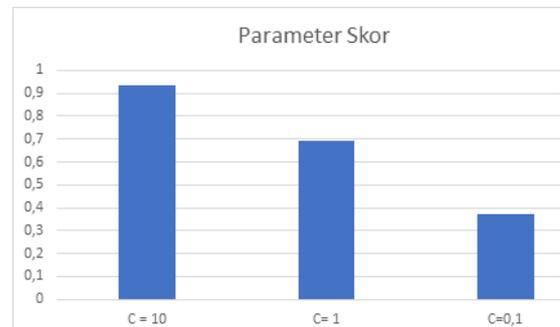
Eksperimen awal dilakukan dengan menggunakan SVM dengan kernel *Cosine similarity* tanpa optimasi parameter. Dataset dibagi menjadi data pelatihan dan data uji dengan perbandingan 80:20. Hasil dari eksperimen awal menunjukkan bahwa model SVM dengan kernel *Cosine similarity* berhasil mengklasifikasikan gambar aksara Jawa dengan akurasi sebesar 76% seperti nampak pada gambar 4 di bawah. Meskipun hasil ini cukup baik, masih terdapat ruang untuk peningkatan melalui optimasi parameter.

	precision	recall	f1-score
ba	0,70	0,80	0,75
ca	0,80	0,85	0,82
da	0,69	0,45	0,54
dha	0,73	0,74	0,73
ga	0,69	0,67	0,68
ja	0,90	0,89	0,90
ka	0,79	0,78	0,78
la	0,83	0,73	0,77
ma	0,77	0,78	0,78
na	0,72	0,73	0,73
nga	0,76	0,77	0,76
nya	0,81	0,81	0,81
pa	0,66	0,76	0,70
ra	0,74	0,89	0,81
sa	0,71	0,76	0,73
ta	0,76	0,71	0,74
tha	0,83	0,79	0,81
wa	0,81	0,75	0,78
ya	0,79	0,72	0,75
accuracy	0,76	0,76	0,76
macro avg	0,76	0,76	0,76
weighted avg	0,76	0,76	0,76

**Gambar 4.** F1-Score sebelum optimasi

**A. Analisis Parameter SVM**

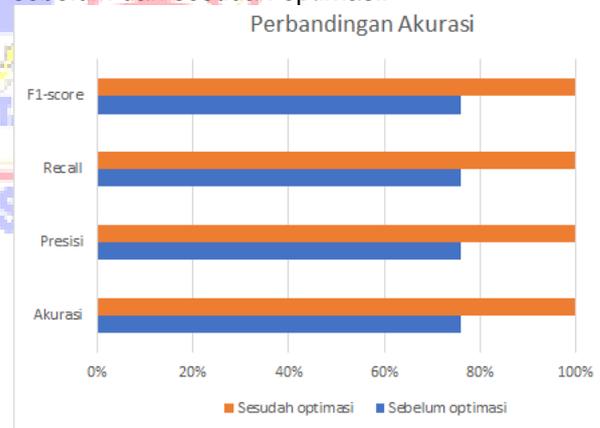
Parameter utama yang dioptimalkan dalam penelitian ini adalah konstanta regularisasi (C). *Grid search* dilakukan dengan rentang nilai C dari 0,01 hingga 100 dengan langkah-langkah yang telah ditentukan. Selain itu, metode *cross-validation* digunakan untuk memastikan bahwa parameter yang dipilih dapat menghasilkan model yang lebih generalis. Hasil dari *grid search* menunjukkan bahwa nilai C optimal berada pada kisaran 0,1 hingga 10 seperti pada gambar 5 berikut:



**Gambar 5.** Perbandingan parameter Nilai C yang terlalu kecil menyebabkan model *underfitting*, sementara nilai C yang terlalu besar menyebabkan *overfitting*.

**B. Perbandingan Kinerja Sebelum dan Sesudah Optimasi**

Setelah optimasi parameter dilakukan, model SVM dengan kernel *Cosine similarity* diujikan kembali menggunakan data uji. Hasilnya menunjukkan peningkatan yang signifikan sebesar 23% dalam akurasi klasifikasi. Gambar 6 berikut menunjukkan perbandingan kinerja model sebelum dan sesudah optimasi:



**Gambar 6.** Perbandingan optimasi

Peningkatan ini menunjukkan bahwa optimasi parameter berhasil meningkatkan kinerja model secara keseluruhan. Penggunaan kernel *Cosine similarity* terbukti efektif dalam menangani masalah klasifikasi gambar aksara Jawa, terutama setelah dilakukan optimasi parameter.

Hasil eksperimen menunjukkan bahwa SVM dengan kernel *Cosine similarity* mampu memberikan performa yang baik dalam klasifikasi

gambar aksara Jawa. Optimasi parameter, khususnya konstanta regularisasi (C), memainkan peran penting dalam meningkatkan akurasi dan performa keseluruhan model. Peningkatan yang signifikan sebesar 23% dalam metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* menunjukkan bahwa model SVM dengan kernel *Cosine similarity* mampu mengatasi variasi dalam gambar aksara Jawa dengan baik seperti nampak pada gambar 7 di bawah ini.

	precision	recall	f1-score
ba	1,0000	1,0000	1,0000
ca	1,0000	1,0000	1,0000
da	1,0000	1,0000	1,0000
dha	1,0000	1,0000	1,0000
ga	0,9915	0,9915	0,9915
ja	1,0000	1,0000	1,0000
ka	1,0000	1,0000	1,0000
la	1,0000	1,0000	1,0000
ma	1,0000	1,0000	1,0000
na	1,0000	1,0000	1,0000
nga	1,0000	1,0000	1,0000
nya	1,0000	0,9872	0,9935
pa	1,0000	1,0000	1,0000
ra	0,9911	0,9911	0,9911
sa	1,0000	1,0000	1,0000
ta	1,0000	1,0000	1,0000
tha	1,0000	1,0000	1,0000
wa	1,0000	1,0000	1,0000
ya	0,9875	1,0000	0,9937
accuracy			0,9984
macro avg	0,9984	0,9984	0,9984
weighted avg	0,9984	0,9984	0,9984

Gambar 7. F1-score setelah optimasi

Selain itu, penggunaan metode *cross-validation* dalam proses optimasi parameter membantu dalam menghindari *overfitting* dan memastikan bahwa model dapat menggeneralisasi dengan baik pada data baru. Hal ini penting karena dataset gambar aksara Jawa dapat memiliki variasi yang besar dalam hal ukuran, orientasi, dan gaya penulisan. Dari penelitian ini, menunjukkan bahwa optimasi SVM menggunakan kernel *Cosine similarity* mampu menghasilkan akurasi skor *F1-score* 99,84%, menunjukkan kualitas yang lebih baik dibandingkan dengan studi tentang pengenalan aksara Jawa sebelumnya seperti yang ditunjukkan dalam tabel 1 di bawah ini:

Tabel 1  
 Perbandingan Dengan Studi Sebelumnya

Penelitian	Metode	Akurasi
Penelitian. [9]	<i>Local Binary Pattern (LBP) + Information Gain + Support Vector Machine (SVM)</i>	87,86%
Penelitian. [2]	<i>Convolutional Neural</i>	98,35%

	<i>Networks (CNN) + Support Vector Machine (SVM)</i>	
Penelitian. [10]	<i>Dilatasi + skeletonization + noise reduction + ANN</i>	98%
Penelitian. [11]	<i>Random Forest + HOG</i>	97,7%
Penelitian. [7]	<i>K-Nearest Neighbor + Linear Binary Pattern (LBP)</i>	90,5%
Penelitian [12]	<i>Deep Convolutional Neural Network (DCNN)</i>	99,65%
Penelitian kami	<b>Optimasi SVM + <i>Cosine similarity</i></b>	<b>99,84%</b>

### KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil menunjukkan bahwa penggunaan kernel *Cosine similarity* pada SVM yang dioptimalkan dapat secara signifikan meningkatkan performa dalam klasifikasi gambar aksara Jawa. Dengan akurasi sebesar 99,84%, model ini terbukti lebih unggul dibandingkan metode sebelumnya, seperti CNN-SVM dan DCNN. Optimasi parameter SVM, terutama konstanta regulasi (C), berperan penting dalam pencapaian hasil ini. Evaluasi menggunakan berbagai metrik, termasuk akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*, menunjukkan bahwa pendekatan ini mampu mengatasi variasi dalam dataset aksara Jawa dengan baik. Penelitian selanjutnya disarankan untuk menggunakan dataset yang lebih besar dan lebih beragam, serta mengeksplorasi teknik lanjutan guna memperluas generalisasi model. Hasil ini menunjukkan kontribusi yang signifikan terhadap pengembangan sistem pengenalan aksara berbasis machine learning serta pelestarian budaya Indonesia.

### DAFTAR PUSTAKA

- [1] Y. Sugianela And N. Suciati, "Ekstraksi Fitur Pada Pengenalan Karakter Aksara Jawa Berbasis Histogram Of Oriented Gradient," *Juti J. Ilm. Teknol. Inf.*, Vol. 17, No. 1, P. 64, Mar. 2019, Doi: 10.12962/J24068535.V17i1.A819.
- [2] D. U. K. Putri, D. N. Pratomo, And Azhari, "Hybrid Convolutional Neural Networks-Support Vector Machine Classifier With Dropout For Javanese Character Recognition," *Telkomnika (Telecommunication Comput. Electron. Control.*, Vol. 21, No. 2, Pp. 346-353, 2023, Doi: 10.12928/Telkomnika.V21i2.24266.
- [3] R. Hajizadeh, "Unconstrained Neighbor Selection For Minimum Reconstruction Error-Based K-Nn Classifiers," *Complex Intell. Syst.*, Vol. 9, No. 5, Pp. 5715-5730, Oct. 2023, Doi: 10.1007/S40747-023-01027-1.
- [4] Muljono, S. A. Wulandari, H. Al Azies, M. Naufal, W. A. Prasetyanto, And F. A. Zahra, "Breaking Boundaries In Diagnosis: Non-Invasive Anemia Detection Empowered By Ai," *Ieee Access*, Vol. 12, No. November

- 2023, Pp. 9292–9307, 2024, Doi: 10.1109/Access.2024.3353788.
- [5] M. Varan, J. Azimjonov, And B. Macal, "Enhancing Prostate Cancer Classification By Leveraging Key Radiomics Features And Using The Fine-Tuned Linear Svm Algorithm," *Ieee Access*, Vol. 11, No. August, Pp. 88025-88039, 2023, Doi: 10.1109/Access.2023.3306515.
- [6] K. Endo, M. Tanaka, And M. Okutomi, "Cnn-Based Classification Of Degraded Images Without Sacrificing Clean Images," *Ieee Access*, Vol. 9, Pp. 116094-116104, 2021, Doi: 10.1109/Access.2021.3105957.
- [7] A. Susanto, I. U. W. Mulyono, C. A. Sari, E. H. Rachmawanto, And R. R. Ali, "Javanese Character Recognition Based On K-Nearest Neighbor And Linear Binary Pattern Features," *Kinet. Game Technol. Inf. Syst. Comput. Network, Comput. Electron. Control*, Vol. 4, No. 3, Sep. 2022, Doi: 10.22219/Kinetik.V7i3.1491.
- [8] Aji Priyambodo And Prihati Prihati, "Evaluasi Ekstraksi Fitur Klasifikasi Teks Untuk Peningkatan Akurasi Klasifikasi Menggunakan Naive Bayes," *Elkom J. Elektron. Dan Komput.*, Vol. 13, No. 1, Pp. 159-175, Jul. 2020, Doi: 10.51903/Elkom.V13i1.277.
- [9] Irham Ferdiansyah Katili, Mochamad Arief Soeleman, And Ricardus Anggi Pramunendar, "Character Recognition Of Handwriting Of Javanese Character Image Using Information Gain Based On The Comparison Of Classification Method," *J. Resti (Rekayasa Sist. Dan Teknol. Informasi)*, Vol. 7, No. 1, Pp. 193-200, Feb. 2023, Doi: 10.29207/Resti.V7i1.4488.
- [10] F. T. Anggraeny, Y. V. Via, And R. Mumpuni, "Image Preprocessing Analysis In Handwritten Javanese Character Recognition," *Bull. Electr. Eng. Informatics*, Vol. 12, No. 2, Pp. 860-867, Apr. 2023, Doi: 10.11591/Eei.V12i2.4172.
- [11] M. A. Rasyidi, T. Bariyah, Y. I. Riskajaya, And A. D. Septyani, "Classification Of Handwritten Javanese Script Using Random Forest Algorithm," *Bull. Electr. Eng. Informatics*, Vol. 10, No. 3, Pp. 1308-1315, Jun. 2021, Doi: 10.11591/Eei.V10i3.3036.
- [12] A. Susanto, I. U. Wahyu Mulyono, C. Atika Sari, E. Hari Rachmawanto, D. R. Ignatius Moses Setiadi, And M. K. Sarker, "Handwritten Javanese Script Recognition Method Based 12-Layers Deep Convolutional Neural Network And Data Augmentation," *laes Int. J. Artif. Intell.*, Vol. 12, No. 3, P. 1448, Sep. 2023, Doi: 10.11591/ljai.V12.I3.Pp1448-1458.
- [13] M. Mohammadi, M. Eftekhari, And A. Hassani, "Image-Text Connection: Exploring The Expansion Of The Diversity Within Joint Feature Space Similarity Scores," *Ieee Access*, Vol. 11, No. October, Pp. 123209-123222, 2023, Doi: 10.1109/Access.2023.3327339.
- [14] H. Zhang And Y. Zhang, "An Improved Sparrow Search Algorithm For Optimizing Support Vector Machines," *Ieee Access*, Vol. 11, No. January, Pp. 8199-8206, 2023, Doi: 10.1109/Access.2023.3234579.
- [15] Y. Qiu, R. Li, And X. Zhang, "Simultaneous Svm Parameters And Feature Selection Optimization Based On Improved Slime Mould Algorithm," *Ieee Access*, Vol. 12, No. October 2023, Pp. 18215-18236, 2024, Doi: 10.1109/Access.2024.3351943.
- [16] B. Shah, A. Gupta, And S. Paul, "A Pso-Svm-Based Change Detection Algorithm For Remote Sensing Optical Images," *Ieee Access*, Vol. 12, No. March, Pp. 54229-54237, 2024, Doi: 10.1109/Access.2024.3387940.
- [17] A. Delilbasic, B. Le Saux, M. Riedel, K. Michielsen, And G. Cavallaro, "A Single-Step Multiclass Svm Based On Quantum Annealing For Remote Sensing Data Classification," *Ieee J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.*, Vol. 17, Pp. 1434-1445, 2024, Doi: 10.1109/Jstars.2023.3336926.
- [18] A. Lange, D. Smolyakov, And E. Burnaev, "Sequential Minimal Optimization Algorithm For One-Class Support Vector Machines With Privileged Information," *Ieee Access*, Vol. 11, No. October, Pp. 128106–128124, 2023, Doi: 10.1109/Access.2023.3331685.
- [19] R. P. Nugroho, "Hanacaraka." Accessed: Mar. 01, 2024. [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/datasets/vzrenggamani/Hanacaraka>, <https://www.kaggle.com/datasets/vzrenggamani/Hanacaraka>
- [20] S. Ghaffari, P. Soleimani, K. F. Li, And D. W. Capson, "Analysis And Comparison Of Fpga-Based Histogram Of Oriented Gradients Implementations," *Ieee Access*, Vol. 8, Pp. 79920-79934, 2020, Doi: 10.1109/Access.2020.2989267.
- [21] I. T. Ahmed, B. T. Hammad, And N. Jamil, "A Comparative Performance Analysis Of Malware Detection Algorithms Based On Various Texture Features And Classifiers," *Ieee Access*, Vol. 12, No. November 2023, Pp. 11500–11519, 2024, Doi: 10.1109/Access.2024.3354959.
- [22] R. Rofik, R. A. Hakim, J. Unjung, B. Prasetyo, And M. A. Muslim, "Optimization Of Svm And Gradient Boosting Models Using Gridsearchcv In Detecting Fake Job Postings," *Matrik J. Manajemen, Tek. Inform. Dan Rekayasa Komput.*, Vol. 23, No. 2, Pp. 419-430, Mar. 2024, Doi: 10.30812/Matrik.V23i2.3566.