

## **Recognition Of Hiragana Japanese Handwriting Characters Using Support Vector Machine And Scale Invariant Feature Transform**

Pengenalan Karakter Tulisan Tangan Bahasa Jepang Hiragana menggunakan Support Vector Machine dan Scale Invariant Feature Transform

**Putu Raditha Chintia Wardhani<sup>1</sup>, Mangaras Yanu Florestiyanto, S.T., M.Eng.<sup>2</sup>**

<sup>1,2</sup> Informatika, Universitas Pembangunan Nasional Veteran Yogyakarta, Indonesia

<sup>1</sup>123190077@student.upnyk.ac.id,<sup>2</sup>mangaras.yanu@upnyk.ac.id

### **Informasi Artikel**

Received: January 2024

Revised: March 2024

Accepted: March 2024

Published: March 2024

### **Abstract**

*Purpose: The abundance of characters in Japanese Hiragana, the similarity in character shapes, and the lack of familiarity among the public with Hiragana in daily life make it difficult to learn. People tend to be more accustomed to romanized writing (alphabet) than specific characters, leading to difficulties in understanding Hiragana with its various sizes and shapes. This research aims to develop an effective and systematic Japanese Hiragana handwritten recognition system using Support Vector Machine (SVM) and Scale Invariant Feature Transform (SIFT) methods. The research methodology includes problem identification, literature review, data collection, data preprocessing, system design, implementation, and evaluation. The obtained data undergo augmentation and image preprocessing processes to create a larger variety and amount of data. Furthermore, feature extraction is performed on the data using the SIFT method before training the model using SVM. The research results show that the SVM-SIFT model achieves an accuracy of 0.928261, which is superior to the SVM model without SIFT with an accuracy of 0.389130. The best CV score for the SVM model without SIFT is 0.7746709410609622. Testing proves that the use of SVM-SIFT is effective for classifying handwriting that varies in shape and size.*

## Abstrak

*Keywords:* Japanese Language, Hiragana Recognition, Handwriting Classification, SVM-SIFT

Kata kunci: Bahasa Jepang, Pengenalan Hiragana, Klasifikasi tulisan, SVM-SIFT

Tujuan: Jumlah karakter dalam bahasa Jepang Hiragana yang melimpah, kemiripan bentuk karakter, dan kurangnya familiaritas masyarakat terhadap Hiragana dalam kehidupan sehari-hari membuatnya sulit untuk dipelajari. Masyarakat cenderung lebih terbiasa dengan tulisan romaji (abjad) daripada karakter tertentu, yang menyebabkan kesulitan dalam memahami Hiragana dengan variasi ukuran dan bentuk yang beragam. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem pengenalan tulisan tangan bahasa Jepang Hiragana yang efektif dan sistematis menggunakan metode SVM (*Support Vector Machine*) dan SIFT (*Scale Invariant Feature Transform*). Metodologi penelitian mencakup identifikasi masalah, studi literatur, pengumpulan data, *data preprocessing*, perancangan sistem, implementasi, dan evaluasi. Data yang diperoleh mengalami proses augmentasi dan *image preprocessing* untuk menciptakan variasi dan jumlah data yang lebih besar. Selanjutnya, dilakukan ekstraksi fitur pada data menggunakan metode SIFT sebelum melatih model menggunakan SVM. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model SVM-SIFT mencapai akurasi sebesar 0.928261, yang lebih unggul dibandingkan model SVM tanpa SIFT dengan akurasi 0.389130, dengan Skor CV terbaik untuk model SVM tanpa SIFT sebesar 0.7746709410609622. Pengujian membuktikan bahwa penggunaan SVM-SIFT efektif untuk klasifikasi tulisan tangan yang bervariasi dalam bentuk dan ukuran.

## 1. Pendahuluan

Bahasa Jepang memiliki tiga sistem penulisan utama: Hiragana, Katakana, dan Kanji. Ketiga sistem ini digunakan secara umum oleh masyarakat Jepang, menciptakan kompleksitas dalam bahasa Jepang karena memiliki bentuk karakter yang berbeda-beda.

Pengenalan karakter Hiragana, sebagai abjad asli Jepang, menantang karena jumlahnya yang melimpah, bentuknya yang serupa, dan kurangnya familiaritas masyarakat terhadapnya. Banyak penelitian menggunakan metode seperti SVM, CNN, dan Backpropagation untuk mengatasi tantangan ini.

Metode Convolutional Neural Network (CNN) efektif dalam mengenali karakter tulisan tangan Jepang dengan akurasi tinggi, meskipun membutuhkan waktu eksekusi yang lama.

Metode Support Vector Machine (SVM) juga efektif dalam memecahkan masalah klasifikasi karakter, meskipun belum seakurat Artificial Neural Network (ANN).

Scale-Invariant Feature Transform (SIFT) adalah deskriptor fitur yang kuat dalam pengenalan pola, termasuk dalam pengenalan tulisan Hiragana. Penggabungan metode SVM dan SIFT dalam pengenalan tulisan teks Bahasa Jepang Hiragana diharapkan dapat membantu masyarakat dalam mempelajari huruf Hiragana serta memberikan hasil yang akurat dan tahan terhadap variasi dalam tulisan dan bentuk karakter. Dengan adanya pengenalan karakter yang andal, dapat meningkatkan kualitas pengolahan teks dalam berbagai aplikasi seperti pengenalan tulisan tangan, pencarian teks, dan terjemahan otomatis dalam Bahasa Jepang.

## 2. Metode/Perancangan

Penelitian ini memanfaatkan metodologi penelitian dengan beberapa tahapan secara sistematis yang merujuk pada penelitian oleh Willyanto, et al. (2021). Tahapan penelitian ditunjukkan melalui penjelasan berikut.

### 2.1. Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini memanfaatkan data primer. Dalam penelitian ini, diambil sejumlah 20 data untuk setiap 46 kelas hiragana dasar yang akan digunakan sehingga total data asli yang diambil sejumlah 920 data. Data diambil secara langsung oleh penulis melalui kuesioner dengan menyebarkan lembar tulisan Hiragana kepada 20 orang berbeda yang dapat menulis tulisan hiragana dasar. Data tulisan tangan tersebut kemudian dipindai dengan menggunakan aplikasi pemindai *Office Lens*. Pemindaian ini dilakukan untuk mengubah data tulisan tangan menjadi data digital. Dari hasil pemindaian tersebut, dilakukan pemotongan dan pengkategorian data tulisan tangan berdasarkan kelasnya. Proses ini dilakukan dengan menggunakan aplikasi pengeditan foto. Setiap data tulisan tangan disimpan dalam format PNG untuk digunakan pada tahapan *data preprocessing*. Data inilah yang menjadi dataset asli yang digunakan.

### 2.2. Data Preprocessing

Setelah mengetahui permasalahan pengenalan tulisan tangan Hiragana dan mengumpulkan data, dilakukan tahap *data preprocessing* untuk mengolah data sebelum dilakukan *training* model pada perancangan sistem. Tahapan pada *data preprocessing* meliputi Pemisahan *training* untuk data *testing*, *Data Augmentation & Image Preprocessing*, *Feature Extraction* dan *Feature Preprocessing*.

#### 2.2.1 Pemisahan *training* untuk data *testing*

Pemisahan data digunakan untuk mengevaluasi model machine learning dengan membagi dataset menjadi dua bagian: data pelatihan (90%) dan data pengujian (10%). Data pelatihan digunakan untuk melatih model, sedangkan data pengujian digunakan untuk mengevaluasi hasilnya. Dari total 920 gambar dalam dataset, 828 digunakan untuk pelatihan dan 92 digunakan untuk pengujian.

#### 2.2.2 *Data Augmentation & Image Preprocessing*

Pada penelitian ini, dilakukan augmentasi data untuk meningkatkan jumlah dan variasi dataset. Tiga metode augmentasi yang digunakan adalah rotate, zoom out, dan shear, yang menghasilkan tujuh variasi gambar untuk setiap gambar asli sebagai berikut:

- a) Gambar dalam keadaan normal.
- b) Gambar dirotasi 30 derajat berlawanan arah jarum jam
- c) Gambar dirotasi 30 derajat searah jarum jam
- d) Gambar dirotasi 15 derajat berlawanan arah jarum jam dan dilakukan pengecilan gambar (zoom out)
- e) Gambar dirotasi 15 derajat searah jarum jam dan dilakukan pengecilan gambar (zoom out)
- f) Memodifikasi geometri gambar kearah atas kiri (skala 1.15)
- g) Memodifikasi geometri gambar kearah bawah kanan (skala 1.15)

Selanjutnya, dilakukan preprocessing gambar untuk mengubah ukuran, warna, dan histogram gambar. Dengan kedua proses tersebut, dihasilkan total 5.796 data gambar dengan variasi augmentasi yang berbeda seperti yang terdapat pada gambar sebagai berikut.



**Gambar 2.1** Hasil Augmentasi dan *Preprocessing* karakter ‘a’

### 2.2.3 Feature Extraction

Pada penelitian pengenalan pola hiragana, digunakan metode ekstraksi fitur menggunakan *Scale Invariant Feature Transform* (SIFT). Proses ini terdiri dari tiga tahap utama: ekstraksi deskriptor SIFT, pembuatan *Bag of Words* (BoW) dari deskriptor SIFT, dan pembuatan fitur akhir dari BoW. SIFT berfungsi untuk mengekstrak nilai dari sudut-sudut penting dalam gambar menjadi fitur yang berguna, namun terdapat tantangan yakni hasil ekstraksi SIFT memiliki ukuran dinamis tergantung pada jumlah fitur *keypoint* dalam gambar, sedangkan *model machine learning* memerlukan input fitur yang tetap. Untuk mengatasi ini, digunakan pendekatan BoW dengan metode *K-Means*. Proses ini melibatkan pembuatan BoW dari deskriptor SIFT dan pembentukan fitur akhir dengan menentukan nilai klaster menggunakan algoritma K-Means. Fitur akhir ini menjadi input untuk *model machine learning*, memastikan keakuratan model terhadap data hiragana. Integrasi antara SIFT, BoW, dan *K-Means* memastikan hasil akhir sesuai dengan format yang dibutuhkan oleh *model machine learning*, meningkatkan efektivitas sistem dalam mengenali karakter hiragana.

### 2.2.4 Feature Preprocessing

Tahap *feature preprocessing* melibatkan *feature scaling* dengan metode normalisasi *MinMaxScaling*. Fitur deskriptor yang diekstrak menggunakan SIFT menghasilkan fitur akhir 1000 dimensi pada setiap gambar, yang berisi nilai kontinu termasuk jumlah dari *Bag of*

Words (BoW). Proses normalisasi *MinMaxScaling* mengubah nilai menjadi rentang 0 hingga 1, dihitung menggunakan rumus sebagai berikut.

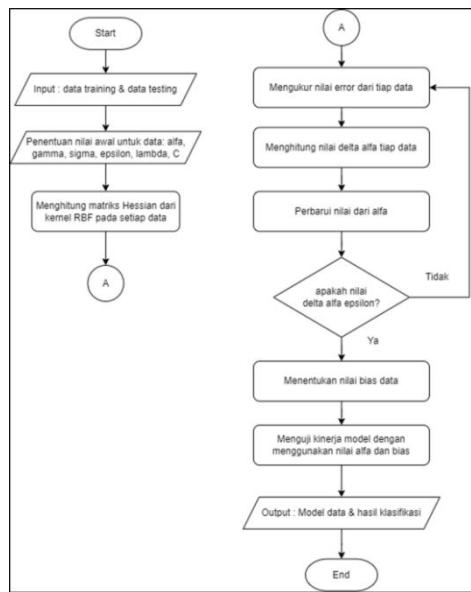
$$x'_i = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}$$

### 2.3. Perancangan Sistem

Tahapan selanjutnya yakni melakukan perancangan sistem untuk pengenalan tulisan tangan Hiragana Jepang. Perancangan sistem terdiri dari pelatihan (*training*) model dan optimasi model (*hyperparameter tuning*). Optimasi model dilakukan dengan menguji beberapa parameter pada model untuk mendapatkan model dengan performa terbaik.

#### 2.3.1 Training model untuk SVM

Model SVM digunakan untuk klasifikasi data tulisan tangan Hiragana dengan 46 karakter, masing-masing memiliki 18 karakter per kelas. Data tersebut melalui tahap augmentasi, *preprocessing*, dan ekstraksi fitur SIFT, menghasilkan 1000 fitur pada setiap karakter. Setelah ekstraksi fitur, data dinormalisasi menggunakan *MinMaxScaling*. SVM digunakan untuk klasifikasi dengan membandingkan satu data dengan semua kelas, menghasilkan matriks nilai dengan bobot alfa ( $n \times K$ ) dan nilai bias ( $1 \times K$ ). Misalnya, saat melatih model dengan sampel karakter "no", karakter lainnya digabungkan sebagai klasifikasi negatif. Proses training model ini dapat dijelaskan melalui *flowchart* berikut.



Gambar 2.2 Flowchart Proses Pembuatan Model Data SVM

#### 2.3.2 Optimasi Model (*Hyperparameter Tuning*)

Penelitian ini menggunakan metode *Grid Search CV* untuk mengoptimalkan model, dengan tuning parameter C dan  $\gamma$  pada SVM kernel Gaussian RBF. Parameter-parameter ini berpengaruh signifikan terhadap kinerja model. Selain parameter tersebut, ukuran data gambar dan jumlah *centroids* pada algoritma *K-Means* juga memengaruhi kinerja model, diterapkan

pada tahap *preprocessing* data. Fungsi *hyperplane* digunakan sebagai batas keputusan optimal untuk memisahkan kedua kelas karakter tulisan tangan.

Penggunaan model SVM dengan kernel linear bertujuan untuk menciptakan *hyperplane* optimal yang memaksimalkan margin antara kelas-kelas karakter. Margin adalah jarak antara *hyperplane* dan titik-titik terdekat dari masing-masing kelas. Model SVM mampu mengidentifikasi dan memisahkan karakter-karakter tulisan tangan Hiragana ke dalam kelas-kelas yang tepat dengan memahami konsep *hyperplane*.

## 2.4. Implementasi

Setelah melakukan *data preprocessing* dan perancangan sistem (pelatihan dan optimasi model), dilakukan implementasi dengan memanfaatkan model yang sudah dilatih. Tahap implementasi dilakukan dengan menghubungkan model dan melakukan pengujian terhadap sistem.

### 2.4.1 Menghubungkan Model

Setelah model SVM-SIFT untuk pengklasifikasian data gambar tulisan tangan Hiragana dilatih dan dioptimalkan, model tersebut diintegrasikan ke sistem untuk diuji. Model ini mengekstrak fitur-fitur dari gambar tulisan tangan Hiragana, dan kemudian memprediksi kelas karakter tulisan tangan Hiragana. Dengan demikian, sistem dapat melakukan proses klasifikasi dengan akurat.

### 2.4.2 Pengembangan Sistem

Pada penelitian ini, diterapkan metode *Extreme Programming* sebagai metode pengembangan sistem dengan tahapan yang dilakukan mencakup *planning* (perencanaan) bertujuan untuk memahami kebutuhan fungsional (pengguna) dan non-fungsional (sistem), *designing* (perancangan) yang merupakan tahapan yang menghasilkan gambaran dari sistem yang akan dibangun, *coding* (pengkodean) yang merupakan tahap pengimplementasian untuk mewujudkan rancangan sistem menjadi sistem yang nyata, dan *testing* (pengujian) yang dilakukan dengan menggunakan metode *black box testing* yakni melakukan pengujian sistem yang berfokus pada fungsionalitas dalam menjalankan proses klasifikasi.

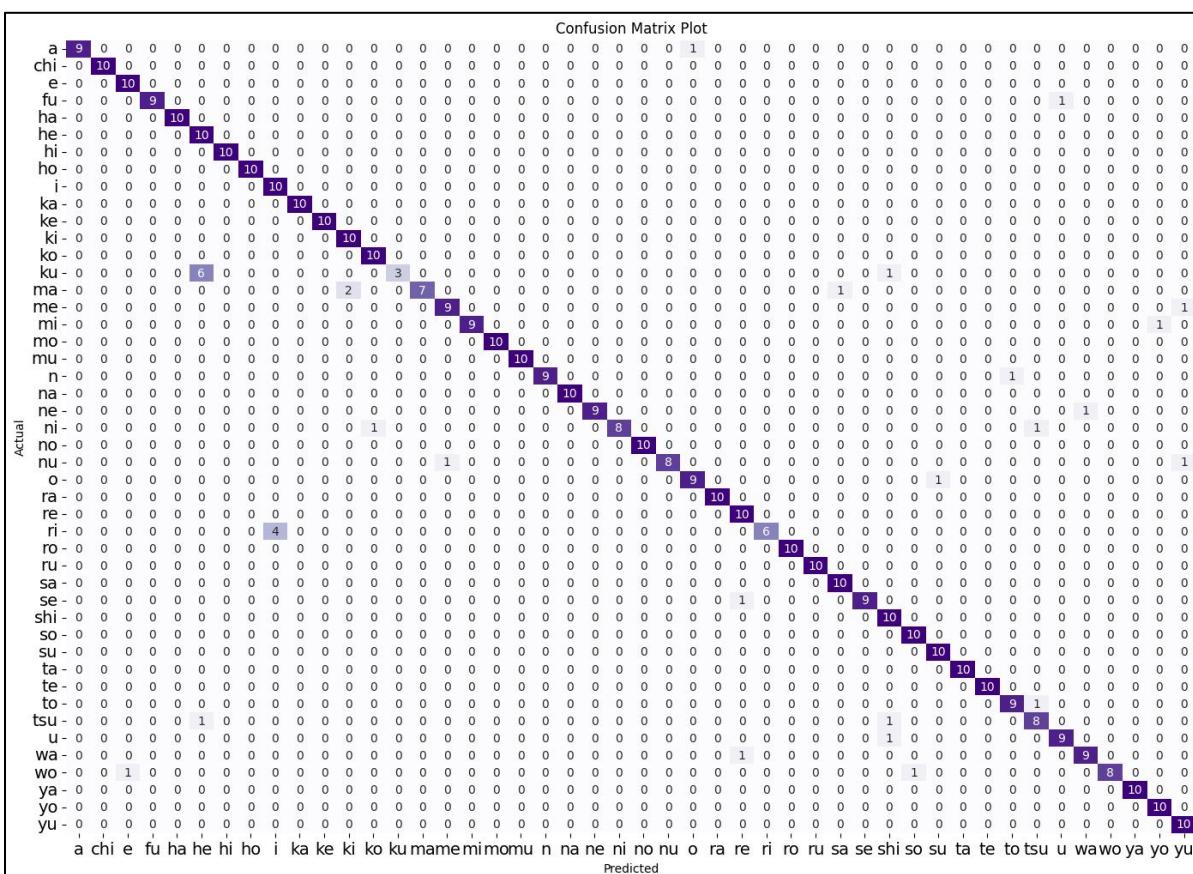
## 2.5. Evaluasi

Evaluasi dalam penelitian ini melibatkan pengujian model yang telah dibuat menggunakan *Confusion Matrix*, dengan tujuan menentukan dan mengetahui nilai akurasi pada setiap skenario yang telah ditetapkan. Setelah melakukan optimalisasi model, memilih model terbaik & melakukan *testing*, langkah berikutnya adalah menghitung kembali nilai akurasi model yang menggabungkan SVM & SIFT. Setelah melakukan perhitungan tingkat akurasi model, dilakukan perbandingan kinerja atau akurasi antara model yang menggunakan SVM dengan model yang menggabungkan SVM & SIFT. Tujuannya adalah untuk mengevaluasi perbedaan pengaruh pada proses klasifikasi. Model yang menunjukkan kinerja terbaik akan digunakan dalam pembuatan antarmuka aplikasi, di mana kemudian data tulisan tangan Hiragana diuji secara langsung pada antarmuka tersebut.

### 3. Hasil dan Pembahasan

Penelitian ini bertujuan untuk mengatasi tantangan dalam pengenalan tulisan teks Bahasa Jepang Hiragana, termasuk masalah seperti jumlah data besar, bentuk tulisan serupa, dan kurangnya familiaritas. Pendekatan yang digunakan mencakup pengumpulan data, augmentasi, dan *preprocessing* untuk menghasilkan variasi data yang cukup. Proses selanjutnya melibatkan ekstraksi fitur menggunakan SIFT dan pembuatan BoW, diikuti oleh normalisasi fitur dan pembagian data untuk pelatihan dan pengujian. Model *machine learning* yang dikonstruksi menggunakan SVM dan telah dioptimasi dengan *GridSearchCV*, diimplementasikan dalam aplikasi *website* menggunakan *Python* dan *Flask*.

Evaluasi model dilakukan melalui *confusion matrix*, mencakup *precision*, *recall*, *f1-score*, dan *support*, serta akurasi keseluruhan.



Gambar 2.3 Confusion Matrix Pengenalan Tulisan Tangan Hiragana

	Hasil Laporan Klasifikasi:			
	precision	recall	f1-score	support
a	1.00	0.90	0.95	10
chi	1.00	1.00	1.00	10
e	0.91	1.00	0.95	10
fu	1.00	0.90	0.95	10
ha	1.00	1.00	1.00	10
he	0.59	1.00	0.74	10
hi	1.00	1.00	1.00	10
ho	1.00	1.00	1.00	10
i	0.71	1.00	0.83	10
ka	1.00	1.00	1.00	10
ke	1.00	1.00	1.00	10
ki	0.83	1.00	0.91	10
ko	0.91	1.00	0.95	10
ku	1.00	0.30	0.46	10
ma	1.00	0.70	0.82	10
me	0.90	0.90	0.90	10
mi	1.00	0.90	0.95	10
mo	1.00	1.00	1.00	10
mu	1.00	1.00	1.00	10
n	1.00	0.90	0.95	10
na	1.00	1.00	1.00	10
ne	1.00	0.90	0.95	10
ni	1.00	0.80	0.89	10
no	1.00	1.00	1.00	10
nu	1.00	0.80	0.89	10
o	0.90	0.90	0.90	10
ra	1.00	1.00	1.00	10
re	0.83	1.00	0.91	10
ri	1.00	0.60	0.75	10
ro	1.00	1.00	1.00	10
ru	1.00	1.00	1.00	10
sa	0.91	1.00	0.95	10
se	1.00	0.90	0.95	10
shi	0.77	1.00	0.87	10
so	0.91	1.00	0.95	10
su	0.91	1.00	0.95	10
ta	1.00	1.00	1.00	10
te	1.00	1.00	1.00	10
to	0.90	0.90	0.90	10
tsu	0.80	0.80	0.80	10
u	0.90	0.90	0.90	10
wa	0.90	0.90	0.90	10
wo	1.00	0.80	0.89	10
ya	1.00	1.00	1.00	10
yo	0.91	1.00	0.95	10
yu	0.83	1.00	0.91	10
accuracy			0.93	460
macro avg	0.94	0.93	0.93	460
weighted avg	0.94	0.93	0.93	460

Tabel 3.1 Laporan Hasil Klasifikasi Model

Hasil menunjukkan bahwa model SVM-SIFT mencapai akurasi optimal sebesar 0.9282608695652174, mengindikasikan keberhasilan dalam mengenali tulisan tangan Hiragana dengan baik.

```
# Hasil Akurasi SVM-SIFT
accuracy_sift = accuracy_score(data_y, y_pred)
print("Skor Akurasi:", accuracy_sift)

Skor Akurasi: 0.9282608695652174
```

Gambar 2.4 Hasil Akurasi Model SVM-SIFT

#### 4. Kesimpulan dan Saran

Berdasarkan hasil penelitian pengenalan karakter tulisan tangan bahasa Jepang Hiragana menggunakan metode *support vector machine* (SVM) dan *scale invariant feature transform* (SIFT), dapat disimpulkan bahwa SIFT berhasil mengekstraksi ciri-ciri dari gambar, yang kemudian diolah menggunakan metode K-Means untuk menciptakan fitur akhir. SVM dengan kernel RBF berhasil bekerja dengan baik pada data pelatihan dan pengujian, dan penggabungan metode SVM-SIFT meningkatkan akurasi pengenalan tulisan Hiragana secara signifikan, mencapai 92,82%, jauh lebih tinggi daripada SVM tanpa SIFT yang hanya mencapai 38,91% dengan Skor CV terbaik untuk model SVM tanpa SIFT sebesar 0.7746709410609622.

Sebagai saran, hasil penelitian menunjukkan kemungkinan pengembangan lebih lanjut dalam pengenalan tulisan hiragana dalam bentuk kata atau kalimat dengan menerapkan segmentasi pada level huruf. Selain itu, disarankan untuk melakukan penyelidikan mendalam terhadap evaluasi penelitian, termasuk kecepatan pengklasifikasi dan kompleksitas data, guna meningkatkan pemahaman dan kinerja sistem lebih lanjut.

#### Daftar Pustaka

- [1] Abdul Hassan, A. K., Mahdi, B. S., & Mohammed, A. A. (2019). *Arabic Handwriting Word Recognition Based on Scale Invariant Feature Transform and Support Vector Machine*. Iraqi Journal of Science, 60(2), pp. 381–387.
- [2] Adli, L. N. & Maliki, I., S.T., M.T. (2018). Penerapan Metode Support Vector Machine Dan Zone Centroid Zone Pada Pengenalan Citra KataKana Dan Hiragana. Diploma thesis, Universitas Komputer Indonesia.
- [3] Ahmad, S. F., Sthevanie, F., & Faraby, S. A. (2018). Pengenalan Angka Tulisan Tangan Menggunakan Scale Invariant Feature Transform (SIFT). e-Proceeding of Engineering : Vol.5, No.1 Maret 2018, pp. 1649-1652.
- [4] Ali, A. A. A., Suresha, M., & Ahmed, H. A. M. (2019). *Different Handwritten Character Recognition Methods: A Review*. 2019 Global Conference for Advancement in Technology (GCAT), Bangalore, India, 2019, pp. 1-8, doi: 10.1109/GCAT47503.2019.8978347.
- [5] Amrustian, M. A., Muliati, V. F., & Awal, E. E. (2021). Studi Komparasi Metode Machine Learning untuk Klasifikasi Citra Huruf Vokal Hiragana. JURNAL MEDIA

- INFORMATIKA BUDIDARMA, Volume 5, Nomor 3, Juli 2021, pp. 905-912, doi: 10.30865/mib.v5i3.3083.
- [6] Andono, P. N. & Rachmawanto, E. H. (2022). Deteksi Karakter Hiragana Menggunakan Metode Convolutional Neural Network. Janapati, Volume 11, Nomor 3, Desember 2022, ISSN 2089-8673 (Print), ISSN 2548-4265 (Online).
- [7] Anggelina, A. F., Sanjaya, A., & Setiawan, A. B. (2018). Pengenalan Pola Tulisan Huruf Jepang (Hiragana) Menggunakan Partisi Citra. Generation Journal, 2(1), pp. 25-31. <https://doi.org/10.29407/gj.v2i1.12057>
- [8] Dhola, K. & Saradva, M. (2021). *A Comparative Evaluation of Traditional Machine Learning and Deep Learning Classification Techniques for Sentiment Analysis*. 2021 11th International Conference on Cloud Computing, Data Science & Engineering (Confluence), pp. 932–936. doi: 10.1109/Confluence51648.2021.9377070.
- [9] Kamble, P.M., & Hegadi, R.S. (2017). *Comparative Study of Handwritten Marathi Characters Recognition Based on KNN and SVM Classifier*. In: Santosh, K., Hangarge, M., Bevilacqua, V., Negi, A. (eds) Recent Trends in Image Processing and Pattern Recognition. RTIP2R 2016. Communications in Computer and Information Science, vol 709, pp. 93–101. [https://doi.org/10.1007/978-981-10-4859-3\\_9](https://doi.org/10.1007/978-981-10-4859-3_9).
- [10] Koeshardianto, M., S. Si., M.T. (2014). Pencocokan Obyek Wajah Menggunakan Metode Sift (Scale Invariant Feature Transform). Jurnal Ilmiah NERO, Vol. 1 No. 1, pp. 53-59, doi: <http://dx.doi.org/10.21107/nero.v1i1.25>.
- [11] Nugroho, N. E. W., & Harjoko, A. (2021). *Transliteration of Hiragana and Katakana Handwritten Characters Using CNN-SVM*. IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems), Vol.15, No.3, Juli 2021, pp. 221-232, doi: <https://doi.org/10.22146/ijccs.66062>.
- [12] Putri, F. Z., Irawan, B., & Ahmad, U. A. (2016). Perancangan Dan Implementasi Directional Feature Extraction Dan Support Vector Machines Untuk Menerjemahkan Kata Dengan Pengenalan Huruf Hiragana Dalam Bahasa Jepang Ke Bahasa Indonesia Berbasis Android. eProceedings of Engineering, Vol. 3, No. 2 (2016). Universitas Telkom.
- [13] Rafandha, B. (2018). Pengenalan Karakter Tulisan Tangan Menggunakan Affine Moment Invariant Dan Self Organizing Maps. Undergraduate thesis, Sriwijaya University.
- [14] Umam, C. & Handoko, L. B. (2020). Convolutional Neural Network (Cnn) Untuk Identifikasi Karakter Hiragana. Seminar Nasional, Hasil Penelitian dan Pengabdian pada Masyarakat V Tahun 2020, “Pengembangan Sumber Daya Menuju Masyarakat Madani Berkearifan Lokal”, LPPM – Universitas Muhammadiyah Purwokerto, ISSN 2963-2145, Vol 2 (2020), pp. 527-533.
- [15] Yulianti, R., Wijaya, I. G. P. S., & Bimantoro, F. (2019). Pengenalan Pola Tulisan Tangan Suku Kata Aksara Sasak Menggunakan Metode Moment Invariant dan Support Vector Machine. J-COSINE, Vol. 3, No. 2, Desember 2019, pp. 91-98, doi: <https://doi.org/10.29303/jcosine.v3i2.181>.