

# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1. Latar Belakang

Aksara Jawa "ha-na-ca-ra-ka" merupakan salah satu warisan leluhur bangsa Indonesia (Sari et al., 2018). Aksara Jawa juga bagian dari bahasa Jawa yang melekat dalam budaya Jawa. Namun pengguna bahasa Jawa berkurang jumlahnya dan hanya sedikit remaja yang mengenal aksara Jawa dengan jelas (Setiawan et al., 2019). Untuk menunjang kelestarian Aksara Jawa diperlukan alat atau perangkat lunak yang memiliki kemampuan untuk mengenali tulisan tangan karakter Aksara Jawa secara otomatis (Dewa et al., 2018).

Pengenalan tulisan tangan pada karakter hanacaraka aksara jawa telah diusulkan oleh beberapa penelitian sebelumnya dengan menggunakan metode yaitu Convolutional Neural Network (CNN) (Dewa et al., 2018) (Rismiyati et al., 2017) (Wibowo et al., 2018), K-Nearest Neighbor (KNN) (Sari et al., 2018), dan Support Vector Machine (SVM) (Rismiyati et al., 2018). Pada metode CNN memiliki performa klasifikasi yang sangat baik dalam bidang ini dengan tingkat akurasi yang dapat mencapai 94.57% (Wibowo et al., 2018), CNN juga mahir dalam menangani inputan yang bersifat *noisy* (Rajesh et al., 2016), namun akurasi yang tinggi pada CNN membutuhkan jumlah data training yang banyak (Wibowo et al., 2018) dan dengan metode yang kompleks ini maka arsitekturnya akan cukup sulit dibangun serta dapat terjadinya *overfitting* (Rajesh et al., 2016), maka metode CNN juga membutuhkan waktu proses training yang cukup lama (Thamilselvana & Sathiaselvan, 2015) (Naufal et al., 2021). KNN adalah metode yang sederhana, efektif, mudah diterapkan, tidak parametrik dan memberikan tingkat kesalahan yang rendah dalam proses pelatihan (Thamilselvana & Sathiaselvan, 2015), metode ini juga memiliki waktu proses yang relatif lebih cepat (Naufal et al., 2021) dan tidak membutuhkan jumlah dataset yang banyak (Sari et al., 2018), tapi metode KNN memiliki hasil performa yang hanya cukup (Naufal et al., 2021) dan sulit menemukan nilai optimal (Thamilselvana & Sathiaselvan, 2015). Metode SVM merupakan metode paling efektif dalam klasifikasi, terutama populer dalam klasifikasi teks, memiliki akurasi yang cukup tinggi (Thamilselvana & Sathiaselvan, 2015), tidak memiliki masalah dalam *overfitting* (Rajesh et al., 2016), dan waktu proses yang lebih cepat (Naufal et al., 2021) serta tidak butuh jumlah dataset yang sangat besar (Rismiyati et al.,

2018). Namun, metode ini cukup sulit untuk mencari model parameter yang cocok dan optimal dalam klasifikasi (Thamilselvana & Sathiaselvan, 2015).

Metode KNN dan SVM dapat mengatasi penggunaan dataset hanacaraka aksara jawa yang sedikit dan lambatnya proses training yang dilakukan, namun penelitian sebelumnya yang menggunakan metode tersebut belum dapat menyaingi akurasi dari metode CNN yang diatas 90% (Rismiyati et al., 2018) (Sari et al., 2018). Untuk dapat meningkatkan akurasi dibutuhkan bantuan fitur ekstraksi, pada penelitian pengenalan tulisan tangan karakter lainnya (Thailand, Bangla dan Latin) telah mengusulkan menggunakan Scale Invariant Feature Transform Descriptor (SIFT Descriptor) yang berpengaruh dalam peningkatan akurasi klasifikasi secara signifikan menjadi diatas 95% dan mengungguli performa fitur ekstraksi Histograms of Oriented Gradients (HOG) (Surinta et al., 2015).

Pada penelitian ini pengenalan tulisan tangan pada karakter hanacaraka aksara jawa akan menerapkan metode KNN dan SVM dengan bantuan SIFT dalam meningkatkan akurasi. Performa kedua metode tersebut akan dibandingkan dan menemukan metode yang paling efektif.

## **1.2. Rumusan Masalah**

Rumusan masalah pada penelitian ini yaitu:

1. Performa akurasi algoritma SVM dan KNN pada klasifikasi karakter dengan dataset yang cukup kecil/sedikit dan dengan waktu proses yang lebih cepat.
2. Pengaruh penggunaan fitur ekstraksi SIFT Descriptor dalam membantu meningkatkan akurasi klasifikasi.

## **1.3. Batasan Masalah**

Batasan masalah pada penelitian ini sebagai berikut:

1. Klasifikasi dilakukan hanya pada 20 karakter Hanacaraka Aksara Jawa.
2. Sumber data berasal dari dataset yang disediakan di internet.
3. Dataset yang digunakan tidak lebih dari 2000 record.
4. Analisis dilakukan untuk melihat performa algoritma dalam akurasi dan waktu proses klasifikasi.
5. Aplikasi dibangun dengan berbasis website.

#### **1.4. Tujuan Penelitian**

Tujuan dari penelitian ini yaitu:

1. Mengidentifikasi algoritma klasifikasi apa yang memiliki performa terbaik dengan dataset yang cukup kecil/sedikit dengan waktu proses yang lebih cepat.
2. Mengembangkan algoritma klasifikasi dengan bantuan fitur ekstraksi untuk membantu meningkatkan akurasi klasifikasi.

#### **1.5. Manfaat Penelitian**

Hasil penelitian dapat dimanfaatkan dalam bantuan pembelajaran siswa pada instansi pendidikan dan membangun kembali budaya bahasa khas jawa dengan mengenal lebih mudah terhadap karakter-karakternya.

#### **1.6. Tahapan Penelitian**

Tahapan dibagi menjadi lima bagian yaitu pengambilan data, studi literatur, implementasi, pengujian sistem, dan pengujian penelitian.

##### **1. Pengambilan Data**

Tahapan ini dilakukan pertama kali untuk mengumpulkan data-data yang perlu digunakan dalam penelitian contohnya seperti data training dan data testing. Pengambilan data merupakan salah satu faktor keberhasilan dalam penelitian. Data yang akan diambil berupa gambar tulisan tangan karakter hanacaraka aksara jawa.

##### **2. Studi Literatur**

Tahapan studi literatur dilakukan untuk mempelajari referensiliteratur atau pengetahuan yang memiliki keterkaitan dengan pengenalan tulisan tangan baik pada karakter aksara jawa maupun karakter lainnya.

##### **3. Implementasi**

Tahapan implementasi dilakukan dengan metode pengembangan sistem VModel dan menggunakan bahasa pemrograman python.

##### **4. Pengujian Sistem**

Pada tahap ini pengujian sistem dilakukan dengan menggunakan metode White Box Testing dengan cara menguji segala fungsi logika dalam code aplikasi yang telah dibangun.

## 5. Pengujian Penelitian

Tahapan terakhir yaitu pengujian penelitian untuk menguji keberhasilan penelitian dengan melihat akurasi dan kecepatan klasifikasi menggunakan metode yang telah dilakukan.

### 1.7. Sistematika Penulisan

Pada penelitian ini memiliki sistematika penulisan yang terurut yaitu pertama pada BAB 1 adalah pendahuluan yang menjelaskan latar belakang masalah, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, tahapan penelitian, dan sistematika penulisan. BAB I ini bertujuan untuk memudahkan pembaca memahami maksud dan tujuan penelitian ini. Kemudian pada BAB II Tinjauan Pustaka menjelaskan mengenai pembahasan dari penelitian terkait dengan penelitian sebelumnya yang akan digunakan sebagai referensi di penelitian ini. Selanjutnya pada BAB III Metodologi Penelitian yaitu menjelaskan mengenai metode-metode penyelesaian yang akan dilakukan pada penelitian ini untuk menyelesaikan masalah yang diangkat. Setelah itu pada BAB IV Hasil dan Pembahasan yaitu menjelaskan mengenai analisis dan pembahasan dari hasil yang didapatkan pada sistem yang telah dibangun. Dan yang terakhir pada BAB V Kesimpulan dan Saran yaitu menjelaskan mengenai kesimpulan yang didapatkan dari hasil dan saran pada penelitian ini yang dapat digunakan untuk bekal pada penelitian selanjutnya.

## **BAB II**

### **TINJAUAN LITERATUR**

#### **2.1. Landasan Teori**

##### **2.1.1. Pengenalan Karakter Tulisan Tangan**

Pengenalan gambar adalah prosedur penting untuk pemrosesan gambar, bagaimana sebuah gambar dipersepsikan sebagai manusia yang mempersepsikan gambar tersebut. Pengenalan tulisan tangan adalah salah satu masalah yang paling dicari dan dipertimbangkan, karena tulisan tangan dapat memungkinkan orang untuk melakukan beberapa pekerjaan, misalnya, pasca-presentasi, pemeriksaan cek bank, dan penanganan tertulis secara manual pada struktur. Juga dapat berkontribusi besar dalam pengembangan proses otomatisasi dan dapat mengembangkan interaksi antara manusia dan mesin dalam berbagai aplikasi seperti otomatisasi perkantoran dan aplikasi entri data (Ali et al., 2019). Sistem pengenalan berusaha mengenali teks yang diubah menjadi format yang dapat dieksekusi mesin (format digital) yang dapat diproses oleh perangkat lunak pengolah karakter baik secara on-line maupun off-line.

##### **2.1.2. Support Vector Machine**

Support Vector Machine (SVM), adalah salah satu algoritma pembelajaran mesin terbaik, yang diusulkan pada 1990-an dan sebagian besar digunakan untuk pengenalan pola (Pradhan, 2012). Ini juga telah diterapkan pada banyak masalah klasifikasi pola seperti pengenalan gambar, pengenalan ucapan, kategorisasi teks, deteksi wajah, dan deteksi kartu yang salah, dll. Pengenalan pola bertujuan untuk mengklasifikasikan data berdasarkan pengetahuan apriori atau informasi statistik yang diambil dari data mentah yang merupakan alat yang ampuh dalam pemisahan data di banyak disiplin ilmu. SVM adalah pembelajaran mesin jenis supervised learning. algoritma di mana diberikan satu set contoh pelatihan, masing-masing ditandai sebagai milik salah satu dari banyak kategori, algoritma pelatihan SVM membangun model yang memprediksi kategori contoh baru (Pradhan, 2012). SVM memiliki kemampuan yang lebih besar untuk menggeneralisasi masalah, yang merupakan tujuan pembelajaran statistik.

### 2.1.3. K-Nearest Neighbor

Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) merupakan salah satu algoritma klasifikasi terbaik untuk memprediksi sampel berdasarkan data trainer ke dalam kelas yang dideklarasikan. Algoritma ini menggunakan tiga langkah utama sebagai berikut: menghitung jarak data sampel dengan data pelatihan training, lalu menyiapkan data pelatihan berdasarkan jarak dan pemilihan tetangga K terdekat, dan menggunakan kelas yang memiliki mayoritas di antara tetangga terdekat K (Sari et al., 2018). Algoritma KNN termasuk metode yang menggunakan algoritma supervised. Umumnya, untuk memprediksi kelas sampel baru, algoritma mencari sampel serupa di antara dataset pelatihan, sehingga jika sampel memiliki  $n$  atribut, itu akan dianggap sebagai vektor dalam ruang  $n$ -dimensi dan memprediksi kelas sampel baru berdasarkan label pada kriteria jarak seperti jarak Euclidean dan label kelas tetangga (Sari et al., 2018).

### 2.1.4. Sift Descriptor

SIFT (Scale Invariant Feature Transform) telah terbukti berkinerja lebih baik daripada deskriptor lokal lainnya (Mortensen et al. 2005). Diberikan titik fitur, deskriptor SIFT menghitung vektor gradien untuk setiap piksel di lingkungan titik fitur dan membangun histogram arah gradien yang dinormalisasi. Deskriptor SIFT menciptakan lingkungan  $16 \times 16$  yang dipartisi menjadi 16 subwilayah masing-masing  $4 \times 4$  piksel. Untuk setiap piksel dalam subwilayah, SIFT menambahkan vektor gradien piksel ke histogram arah gradien dengan mengkuantisasi setiap orientasi ke salah satu dari 8 arah dan memberi bobot kontribusi setiap vektor berdasarkan besarnya. Setiap arah gradien selanjutnya dibobot dengan skala Gaussian  $= n/2$  di mana  $n$  adalah ukuran lingkungan dan nilai-nilai didistribusikan ke bin tetangga menggunakan interpolasi trilinear untuk mengurangi efek batas saat sampel bergerak di antara posisi dan orientasi (Mortensen et al. 2005).

## 2.2. Penelitian Sebelumnya

Beberapa penelitian sebelumnya telah dilakukan membahas tentang pengenalan tulisan tangan karakter hanacaraka aksara jawa dengan berbagai metode yang diimplementasikan dan penelitian lainnya juga telah membahas pengenalan tulisan tangan dengan objek karakter yang berbeda menggunakan metode SIFT Deskriptor.

Penelitian yang telah diusulkan (Wibowo et al., 2018) dengan menggunakan metode yaitu Convolutional Neural Network (CNN) oleh widowo dkk. penelitian ini menguji algoritma CNN yang merupakan salah satu jenis model discriminative deep-learning yang sangat luas digunakan untuk klasifikasi berdasarkan supervised learning. Dalam melakukan klasifikasi tulisan tangan penelitian ini menggunakan dataset yang sangat besar berjumlah sebanyak 11500 total karakter dengan 575 karakter tiap jenis karakter hanacaraka yang berjumlah 20 buah. Dataset tersebut diolah dengan membuat dua modelling extraction yaitu Model 1 memiliki 3 2D Convolution Layer, 3 pooling layer, 1 fully connected layer dan Model 2 hanya memiliki 1 fully connected layer. Kemudian untuk mengurangi error dan mengatur parameter seperti momentum, learning rate, regularization method, dan activation function menggunakan Stochastic Gradient Descent algorithm. Hasil penelitian menunjukkan angka yang memuaskan dengan tingkat akurasi sebesar 94.57%, presisi 94.75%, recall 94.57%, dan F1 score 94.66%.

Penelitian lainnya (Dewa et al., 2018) diusulkan juga menggunakan CNN dan MLP. Pada penelitian ini perangkat lunak yang dikembangkan memanfaatkan deteksi kontur dan deteksi tepi Canny menggunakan pustaka OpenCV terhadap citra karakter Aksara Jawa untuk proses segmentasi. Data yang digunakan sebanyak 2000 karakter hanacaraka dan Modul CNN selanjutnya melakukan proses klasifikasi terhadap citra yang telah disegmentasi ke dalam 20 kelas berukuran 28x28 piksel. Untuk evaluasi, kinerja CNN dibandingkan dengan kinerja dari model Multilayer Perceptron (MLP) dari sisi akurasi klasifikasi dan waktu latih. Hasil pengujian menunjukkan akurasi dari model CNN mampu mengungguli akurasi dari model MLP yaitu sebesar 89% meskipun CNN membutuhkan waktu latih yang lebih lama dibandingkan dengan MLP.

Selain menggunakan CNN terdapat penelitian dari (Sari et al., 2018) dengan objek yang sama pada penelitian sebelumnya namun menggunakan metode KNN dengan Feature Extraction Roundness dan Eccentricity. Meskipun metode KNN yang dikenal sebagai metode klasifikasi dengan akurasi lebih kecil dari CNN namun pada penelitian kekurangan dari algoritma KNN dapat ditutupi dengan menggunakan fitur ekstraksi Roundness dan Eccentricity. Sejumlah 240 data training yang digunakan pada penelitian dengan beberapa tahapan preprocessing yaitu proses cropping, binary, converting kedalam negative image, filtering dengan median filter dan terakhir

dilation. Dengan pengukuran jarak antar data menggunakan KNN dengan nilai K sebesar 3 menghasilkan akurasi yang cukup optimal yaitu sebesar 87.5%.

Penelitian pada objek hanacaraka aksara jawa berikutnya diusulkan oleh (Risdiyati et al., 2018) menggunakan algoritma Support Vector Machine dengan HOG dan Zone Base Features. Data yang digunakan pada penelitian ini sebanyak 2459 dan kemudian melakukan preprocessing dan skeletonization untuk menghilangkan ruang putih di sekitar gambar, mengonversi menjadi gambar biner, dan mendapatkan kerangka objek biner. Performa dari fitur HOG dan Zoning tersebut akan dibandingkan untuk pengklasifikasian karakter hanacaraka. Dua jenis input akan digunakan untuk masing-masing ekstraktor fitur, biner dan kerangka citra karakter. Hasil percobaan menunjukkan bahwa fitur HOG mampu menunjukkan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan fitur berbasis zona sederhana (88,45%). Akurasi terbaik untuk HOG dicapai dengan menggunakan input biner. Di sisi lain, meskipun sederhana, fitur berbasis zona mampu mencapai akurasi 81,98% dengan menggunakan input kerangka.

Selain pada penelitian menggunakan objek karakter hanacaraka, terdapat penelitian lainnya dengan objek berbeda yang dilakukan oleh (Surinta et al., 2015) yang menggunakan metode KNN dan SVM dengan menggunakan Local Gradient Feature pada beberapa objek karakter Thai, Bangla, dan Latin. Local Gradient Feature terdiri dari dua fitur yaitu HOG dan SiftD. Dataset yang digunakan pada penelitian ini berupa 68 kelas karakter Thai 13130 data training dan 1360 data testing, 10 kelas digit Thai 8055 data training dan 1500 data testing, 45 kelas karakter Bangla 4627 data training dan 900 data testing, 10 kelas digit Bangla 9161 data training dan 1500 data testing, 25 kelas karakter Latin 26392 data training dan 11287 data testing, 10 kelas digit Latin 1637 data training dan 880 data testing. Sebelum melakukan klasifikasi dataset dilakukan proses praprocessing berupa gambar tulisan tangan diubah menjadi skala greyscale dan dinormalisasi menjadi gambar ukuran tetap. Ada dua resolusi ruang piksel yang digunakan dalam penelitian ini yaitu ruang piksel 28x28 dan 36x36. Hasilnya menunjukkan bahwa deskriptor fitur gradien lokal secara signifikan mengungguli secara langsung menggunakan intensitas piksel dari gambar. Fitur HOG dan siftD memberikan performa yang sangat baik dan signifikan dengan akurasi mendekati 100%. Ketika deskriptor fitur yang diusulkan digabungkan dengan SVM, akurasi yang sangat tinggi diperoleh pada kumpulan data tulisan tangan Thailand



(karakter dan angka), kumpulan data tulisan tangan Latin (karakter dan angka), dan kumpulan data angka tulisan tangan Bangla.

Dari penelitian-penelitian yang telah dijabarkan sebelumnya, maka dapat diringkas menjadi suatu tabel state of the art yang dapat dilihat pada **Tabel 2.1** berikut ini.

**Tabel 2.1** State of the art

No	Penulis	Judul	Tahun	Metode	Hasil
1	Wibowo et al.	Handwritten Javanese Character Recognition using Discriminative Deep Learning Technique	2018	CNN	Hasil penelitian menunjukkan angka yang memuaskan dengan tingkat akurasi sebesar 94.57%, presisi 94.75%, recall 94.57%, dan F1 score 94.66%.
2	Dewa et al.	Convolutional Neural Networks for Handwritten Javanese Character Recognition	2018	CNN dan MLP	Hasil pengujian menunjukkan akurasi dari model CNN mampu mengungguli akurasi dari model MLP yaitu sebesar 89% meskipun CNN membutuhkan waktu latih yang lebih lama dibandingkan dengan MLP
3	Sari et al.	Roundness and Eccentricity Feature Extraction for Javanese Handwritten Character Recognition based on K-Nearest Neighbor	2018	KNN dengan Feature Extraction Roundness dan Eccentricity	Dengan menggunakan dataset yang cukup kecil sebesar 240 data klasifikasi KNN yang dibantu oleh Feature Extraction Roundness dan Eccentricity dengan nilai K sebesar 3 menghasilkan akurasi yang cukup optimal yaitu sebesar 87.5%.
4	Rismiyati	HOG and Zone	2018	SVM	Hasil percobaan

	et al.	Base Features for Handwritten Javanese Character Classification		using HOG or Zone Base Features	menunjukkan bahwa fitur HOG mampu menunjukkan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan fitur berbasis zona sederhana (88,45%). Di sisi lain, meskipun sederhana, fitur berbasis zona mampu mencapai akurasi 81,98%.
5	Surinta et al.	Recognition of handwritten characters using local gradient feature descriptors	2015	KNN dan SVM menggunakan Local Gradient Feature	Hasilnya menunjukkan bahwa deskriptor fitur gradien lokal secara signifikan mengungguli secara langsung menggunakan intensitas piksel dari gambar. Fitur HOG dan siftD memberikan performa yang sangat baik dan signifikan ketika digabungkan dengan metode SVM dengan akurasi mendekati 100%.

Berdasarkan penelitian sebelumnya, maka penelitian yang akan dilakukan memiliki kesamaan dalam hal tema penelitian yaitu pengenalan tulisan tangan dan dengan objek yang sama yaitu pada karakter hanacaraka aksara jawa. Penelitian ini akan memiliki perbedaan dari sisi metode yang digunakan, serta hasil dari penelitian. Berbagai penelitian dengan objek yang sama sebelumnya hanya menggunakan beberapa metode CNN, KNN, dan SVM dengan beberapa fitur ekstraksi tersendiri, dari seluruh metode tidak ada penelitian yang membahas klasifikasi menggunakan fitur ekstraksi SiftD. Fitur SiftD ini hanya digunakan oleh penelitian dari (Surinta et al., 2015) dengan objek yang berbeda pada penelitian ini.

## Daftar Pustaka

- Ali A., Suresha, M., & Ahmed, M. (2019). Different Handwritten Character Recognition Methods: A Review. 2019 Global Conference for Advancement in Technology, GCAT 2019 (pp. 1-8). Bangalore: IEEE.
- Dewa, C. K., Fadhillah, A. L., & Afiahayati, A. (2018). Convolutional Neural Networks for Handwritten Javanese Character Recognition. *Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems*, 12(1), 83-94.
- Mortensen, E. N., Deng, H., & Shapiro, L. (2005). A SIFT Descriptor with Global Context. 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05), San Diego: IEEE.
- Naufal, M. F., Kusuma, S. F., Prayuska, Z. A., & Alexander, A. (2021). Comparative Analysis of Image Classification Algorithms for Face Mask Detection. *Journal of Information Systems Engineering and Business Intelligence*, 7(1), 56-66.
- Pradhan, A. (2012). Support Vector Machine-A Survey. *International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering*, 2(8), 82-85.
- Rajesh S., R., Beaula, A., Marikkannu, P., Sungheetha, A., & Sahana, C. (2016). Comparative study of distinctive image classification techniques. 2016 10th International Conference on Intelligent Systems and Control. Coimbatore: IEEE.
- Rismiyati, Khadijah, & Adi, N. (2017). Deep learning for handwritten Javanese character recognition. 2017 1st International Conference on Informatics and Computational Sciences (pp. 59-63). Semarang: IEEE.
- Rismiyati, Khadijah, & Riyanto, D. (2018). HOG and Zone Base Features for Handwritten Javanese Character Classification. 2018 2nd International Conference on Informatics and Computational Science (pp. 131-135). Semarang: IEEE.
- Sari, C. A., Kuncoro, M. W., Setiadi, D. R. I. M., & Rachmawanto, E. H. (2018). Roundness and eccentricity feature extraction for Javanese handwritten character recognition based on K-nearest neighbor. 2018 International Seminar on Research of Information Technology and Intelligent Systems (pp. 5-10). Yogyakarta: IEEE.
- Setiawan, A., Prabowo, A. S., & Puspaningrum, E. Y. (2019). Handwriting Character Recognition Javanese Letters Based on Artificial Neural Network. *International Journal of Computer, Network Security and Information System*, 1(1), 39-42.

- Surinta, O., Karaaba, M. F., Schomaker, L. R. B., & Wiering, M. A. (2015). Recognition of handwritten characters using local gradient feature descriptors. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 45, 405-414.
- Thamilselvana, P., & Sathiaselvan, J. G. R. (2015). A Comparative Study of Data Mining Algorithms for Image Classification. *International Journal of Education and Management Engineering*, 5(2), 1-9.
- Wibowo, M. A., Soleh, M., Pradani, W., Hidayanto, A. N., & Arymurthy, A. M. (2017). Handwritten Javanese Character Recognition using Discriminative Deep Learning Technique. 2017 2nd International Conferences on Information Technology, Information Systems and Electrical Engineering (pp. 325-330). Yogyakarta: IEEE.