Penerapan *Convolutional Neural Network* (CNN) pada Pengenalan Aksara Lampung Berbasis *Optical Character Recognition* (OCR)

Agus Mulyanto^{#1}, Erlina Susanti^{#2}, Farli Rosi^{#3}, Wajiran^{#4}, Rohmat Indra Borman^{#5}

[#]Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer (FTIK), Universitas Teknokrat Indonesia
Jl. H. Zainal Abidin Pagaram No. 9 – 11 Labuhan Ratu, Bandar Lampung

¹agus.mulyanto@teknokrat.ac.id

²erlinsnti13@gmail.com

³farlirosi@teknokrat.ac.id

⁴wajiran.wajiran@teknokrat.ac.id

⁵rohmat_indra@teknokrat.ac.id

Abstrak— Provinsi Lampung memiliki bahasa dan aksara daerah yang disebut juga dengan Had Lampung atau KaGaNga yang merupakan aksara asli Lampung. Melihat bagaimana pentingnya nilai akan eksistensi sebuah budaya dan pentingnya pelestarian aksara Lampung maka dibutuhkan teknologi yang membantu dalam mengenalkan aksara Lampung, salah satunya dengan teknologi *optical character recognition* (OCR) yang digunakan untuk merubah citra kedalam teks. Untuk mengenali pola citra Aksara Lampung dan klasifikasi model maka digunakan *Convolutional Neural Network* (CNN). CNN memiliki lapisan *convolution* yang terbentuk dari beberapa gabungan lapisan konvolusi, lapisan *pooling* dan lapisan *fully connected*. Pada penelitian yang dilakukan dataset dikembangkan dengan pengumpulan hasil tulis tangan dari sampel responden yang telah ditentukan, kemudian dilakukan *scanning* gambar. Selanjutnya, dilakukan proses pelabelan dan disimpan dengan format YOLO yaitu TXT. Dari arsitektur CNN yang dibangun berdasarkan hasil evaluasi menunjukkan *loss*, *accuracy* menghasilkan nilai *training accuracy* mendapatkan nilai sebesar 0.57 dan *precision* mendapatkan nilai sebesar 0.87. Dari hasil nilai *accuracy* dan *precision* menunjukkan bahwa model *training* sudah baik karena mendekati angka 1.

Kata kunci— aksara Lampung, computer vision, cnn, deep learning, ocr

I. PENDAHULUAN

Indonesia mempunyai budaya yang sangat beragam, diantaranya kesenian, tatanan bahasa sampai dengan tingkah laku masyarakatnya. Salah satu budaya berupa tatanan bahasa adalah tulisan atau biasanya disebut dengan istilah aksara. Lampung adalah salah satu provinsi di Indonesia yang terdapat bahasa daerah dan aksara daerah. Aksara Lampung disebut juga dengan Had Lampung atau masyarakat Lampung menyebut dengan istilah KaGaNga, merupakan aksara asli Lampung dengan teknik penulisan yang membacanya diawali kiri kemudian

ke kanan dengan huruf induk dengan sejumlah 20 huruf [1]-[3]. Had Lampung dirangkai melalui kalimat dengan digabungkannya induk aksara dengan anak aksara. Anak aksara terdiri dari 12 buah yang dimungkinkan untuk diletakkan diatas, dibawah, dikiri dari induk aksara. Had Lampung mempunyai keunikan tersendiri dari segi bentuknya, akan tetapi minat dari masyarakat terhadap aksara dinilai rendah. Usaha yang dilakukan untuk menjaga dan melestarikan kebudayaan daerah bukan hanya tanggungjawab pemerintah pusat akan tetapi dibutuhkan peran aktif masyarakat dan institusi pendidikan serta lembaga pendidikan [4]. Melihat bagaimana pentingnya nilai akan eksistensi sebuah budaya dan pentingnya pelestarian aksara Lampung maka dibutuhkan teknologi yang membantu dalam mengenalkan aksara Lampung kepada masyarakat. Salah satunya dengan teknologi *optical character recognition* (OCR) yang dapat dipergunakan untuk merubah citra kedalam teks agar dapat membantu masyarakat untuk mengenal aksara Lampung dengan lebih mudah. OCR merupakan sebuah aplikasi yang dapat menerjemahkan *image character* kedalam bentuk teks melalui penyesuaian pola-pola dari karakter setiap barisnya terhadap pola yang terdapat pada penyimpanan di sistem [5]. OCR dapat digunakan untuk membantu menyelesaikan masalah dalam mengekstraksi informasi atau pembacaan tulisan dalam bentuk *image* [6]. Proses dalam pengembangan OCR yang harus diperhatikan adalah mengekstrak ciri dan mengenali pola. Ekstraksi ciri bertujuan agar didapatkan ciri atau identitas dari sebuah karakter [7]. Sedangkan pengenalan pola memiliki fungsi sebagai pencocokan pola berdasarkan pada inputan dengan pola yang ada dalam *knowledge base* [8].

Untuk mengenali pola dan klasifikasi model yang dilatih dapat menggunakan pendekatan *deep learning*. CNN digunakan pada bidang visi komputer dalam pengklasifikasian gambar dan pengenalan objek. CNN

menggambarkan variasi dari *multilayer perceptron* yang dapat beroperasi pada data dua dimensi dengan cara kerja mirip dengan jaringan syaraf yang ada pada manusia [9]. CNN menunjukkan kinerja yang menonjol dalam pengklasifikasian citra, anotasi gambar, dan berbagai bidang visi komputer lainnya [10][11]. CNN mampu mengenal karakter baru yang sebelumnya tidak ada dalam dataset dan dapat melakukannya dengan lebih ringkas [12]. Hal ini disebabkan pada CNN terdapat *feature extraction layer*.

Penggunaan CNN pada OCR pada penelitian sebelumnya menunjukkan hasil yang baik. Pada penelitian tentang pengenalan aksara Jawa dengan pendekatan CNN berdasarkan hasil pengujian terhadap data testing Aksara Jawa mendapatkan tingkat akurasi mencapai 95,04% [13]. Citra yang tersegmentasi akan jadi sebuah *input* pada fitur ekstraksi dan klasifikasi. Kemudian citra tersebut disegmentasi dan dilakukan *training* menggunakan CNN. Penyelesaian ekstraksi pada fitur dalam *deep learning* (CNN) tergantung pada proses konvolusi bekerja. Penelitian yang lain, tentang deteksi ujaran kebencian pada gambar dengan OCR yang penyelesaiannya menerapkan CNN. Pada proses pengujian performa asitektur yang dikembangkan mendapatkan nilai *precision* dengan hasil 99.46%, *recall* sebesar 97.99%, serta *accuracy* dengan nilai 99.8% [14]. Pada penelitian ini, menyimpulkan bahwa semakin banyak data *train* yang dilakukan maka tingkat *accuracy* akan semakin baik. Diketahui juga bahwa jumlah dari filter serta ukuran dimensi dapat berpengaruh pada tahapan training dan mempengaruhi hasilnya. Selain itu ukuran *epoch* dan *batch size* juga berpengaruh terhadap performa dan hasil dari akurasi. Penelitian selanjutnya, tentang transliterasi aksara jawa tulisan tangan ke tulisan latin menggunakan CNN, proses pembelajaran mendapatkan akurasi 0,9962 sedangkan saat *testing* menghasilkan akurasi 80% dengan 20 citra uji [15]. Dari hasil ini terbukti bahwa CNN merupakan pendekatan yang tepat untuk penyelesaian pada pengenalan pola.

Dalam penelitian ini akan melakukan pengenalan aksara Lampung menggunakan metode CNN dan pembuatan dataset aksara Lampung yang terdiri atas 226 kelas. Bentuk luaran dari penelitian ini akan menghasilkan model cerdas yang dapat dimanfaatkan untuk OCR pengenalan aksara Lampung.

II. METODE

Untuk mengenali pola citra Aksara Lampung dengan *Optical Character Recognition* (OCR) menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) terdapat beberapa tahapan dalam penelitian ini. Gambar 1 merupakan tahapan penelitian yang akan dilakukan, berikut dengan penjelasan setiap tahapannya.

A. Pengumpulan Dataset

Pada penelitian ini mendapatkan dataset dengan cara mengumpulkan responden diminta untuk menulis aksara Lampung. Jumlah data yang didapatkan sebanyak 53.764

buah gambar aksara Lampung, dimana terdapat 20 induk huruf jenis aksara Lampung dasar dengan kombinasi 12 anak huruf, sehingga setiap jenis aksara memiliki data gambar sebanyak 226 buah. Citra diambil pada sebuah lembaran kertas putih yang ditulis dengan menggunakan tinta hitam dan biru. Tulisan aksara Lampung tersebut akan ditulis oleh 100 orang penulis yang berbeda dimana satu orang menulis 5 lembar kertas aksara Lampung. Citra Aksara Lampung yang telah didapatkan selanjutnya terbagi menjadi dua diantaranya: *data training* dan *data testing*. *Data training* adalah sebuah data yang berguna untuk pelatihan pada model. Kemudian *data testing* dipergunakan untuk uji model, yang berguna untuk mensimulasikan penggunaan model pada dunia nyata. Rasio pembagian yang digunakan adalah 70:30 persen dimana 70% untuk training yaitu sebanyak 38.334 gambar, 30% untuk testing yaitu sebanyak 16.428 gambar.

Gambar. 1 Tahapan penelitian

B. Preprocessing Citra

Setelah dataset dikumpulkan, selanjutnya dilakukan beberapa tahapan *preprocessing*. Tahapan ini merupakan tahap yang penting sebelum dilakukannya klasifikasi [16]. Tujuan dari tahap ini adalah untuk membuat data berupa citra agar jadi lebih baik apabila dilakukan proses ekstraksi fitur [17]. Pada tahap ini akan dilakukan *cropping*, *gray scaling* dan *thresholding*. *Cropping* dilakukan dengan cara manual melalui aplikasi Snipping Tool. Proses ini bertujuan untuk menghilangkan sisi yang tidak diperlukan, selain itu untuk mengurangi jumlah baris. Sedangkan *gray scaling* untuk merubah *image* menjadi skala keabuan. Kemudian, *thresholding* berguna dalam memberikan nilai biner dari *image*.

C. Pembuatan Model

Penelitian yang akan dilakukan akan menggunakan model CNN. CNN merupakan pendekatan *deep learning* yang bisa dipergunakan dalam klasifikasi citra, dikelompokkan didasarkan pada kesamaan, dan mampu melakukan pengenalan adegan [18]. CNN memiliki lapisan *convolution* yang terbentuk dari beberapa gabungan lapisan konvolusi, lapisan *pooling* dan lapisan *fully connected*. Arsitektur CNN terlihat seperti pada gambar 2, yang menunjukkan CNN mempunyai beberapa

jenis layer yang dapat digunakan yaitu *subsampling layer*, *convolutional layer*, *loss layer* dan *fully connected layer*.

Gambar. 2 Arsitektur CNN

CNN yang akan diimplementasikan tidak menggunakan banyak lapisan, hal ini bertujuan agar dapat menghemat waktu *training*. Arsitektur CNN yang sederhana sudah dirasa mencukupi untuk menyelesaikan klasifikasi citra dengan dataset yang relatif sedikit, mengingat kategori untuk klasifikasi hanya sedikit. Adapun sedikitnya jumlah data yang digunakan untuk pembelajaran dan diprediksi akan dihasilkan akurasi yang kurang maksimal. Teknik ini diimplementasikan dalam pendekatan CNN yang akan berpengaruh pada kinerja model pada pelatihan sehingga *overfitting* dapat berkurang [19].

D. Evaluasi

Pengukuran kinerja klasifikasi pada umumnya menggunakan *confusion matrix*, yang merupakan matrik 2x2 yang mendeskripsikan hasil dari klasifikasi biner sebuah set data [20]. Tabel 1 memperlihatkan deskripsi sederhana mengenai *confusion matrix*.

TABEL 1
CONFUSION MATRIX

		Kategori Prediksi	
		Positif	Negatif
Kategori Aktual	Positif	TP	FN
	Negatif	FP	TN

Dari Tabel 1, *True Positif* (TP) menunjukkan data yang terprediksi benar dan hasil prediksi benar. *True Negatif* (TN) merupakan data hasil prediksi yang salah dan hasil prediksi salah. *False Positif* (FP) merupakan data terprediksi yang salah akan tetapi prediksi hasilnya benar. Sedangkan *False Negative* (FN) menunjukkan data hasil prediksi benar akan tetapi prediksi yang dihasilkan salah. Nilai yang dihasilkan berupa *accuracy*, *precision* dan *recall*. *Accuracy* merupakan evaluasi berdasarkan jumlah proporsi prediksi yang benar [20]. *Accuracy* dapat diukur dengan persamaan berikut ini:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (1)$$

Selanjutnya, *precision* merupakan proporsi jumlah yang relevan dapat dikendalikan dari semua yang terpilih [20]. Berikut formula menghitung presisi.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

Sedangkan *recall* merupakan proporsi jumlah yang relevan dapat dikendalikan dari semua yang relevan [21]. Berikut ini formula yang digunakan untuk mengukur *recall*.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

Data yang digunakan merupakan hasil prediksi dengan data test sebesar 583 gambar dimana terdapat 226 kelas, cara menentukan kelas yang benar dan salah menggunakan looping prediksi sehingga gambar hasil prediksi akan dimasukkan kedalam *folder* prediksinya.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Untuk mengembangkan pengenalan Aksara Lampung dengan OCR langkah awal citra yang sudah didapatkan selanjutnya dilakukan pelabelan. Pelabelan gambar merupakan tahap dimana dataset input diberikan label dengan tujuan untuk menyimpan informasi gambar yang selanjutnya disimpan dalam berkas TXT dengan format YOLO. Pelabelan dilakukan secara manual terhadap 53.764 gambar. Pelabelan dilakukan dengan cara memberi nama kelas pada setiap objek agar dapat dikenali ketika proses training. Kemudian dari hasil pelabelan tersebut didapatkan 53.764 *bouding box* yang terdiri dari 226 kelas.

Gambar. 3 Proses pelabelan aksara lampung

Arsitektur CNN yang dikembangkan bertujuan untuk klasifikasi citra Aksara Lampung dengan baik. Model CNN yang dikembangkan dapat terlihat di Gambar 4.

Asitektur CNN tersebut kemudian diimplementasikan pada Google Colab pada laman berikut <https://colab.research.google.com>. Langkah awal yang dilakukan adalah ekstraksi data yang berupa gambar digital yang diambil dari *folder* kemudian dikonversi ke *array* yang bisa terbaca pada Tensorflow, code fungsi yang digunakan yaitu sebagai berikut:

```
From tensorflow.keras.preprocessing.image
import ImageDataGenerator
```

Fungsi ini merupakan Image data generator sehingga dapat mengenerate data *image* atau gambar. Selanjutnya membuat base model yaitu dengan mendefinisikan terlebih dahulu model yang akan digunakan. Yang perlu diperhatikan pada base model adalah menentukan *Include*

top. *Include top* merupakan perintah untuk disertakannya model yang diimplementasikan dapat ditambahkan menggunakan *top layer* dari sebuah *network* yang ada. Misalkan *top network* dari model yang ada mempunyai node diantaranya: *flatten layer*, *layer* dengan node sebanyak 1024 dan fungsi aktivasinya, kemudian *prediction node* dengan jumlah *node* sesuai dengan jumlah dari kelas. Karena jumlah kelasnya 1000 maka terjadi ketidaksesuaian dengan kelas yang berjumlah hanya 5, maka *include top* bernilai *false*.

```
base_model = MobilNetV2(
    input_shape=input_shape,
    include_top=False
    weight='imagenet',
    classes=num_class,
)
```

Gambar. 4 Asitektur CNN yang dikemabngkan

Apabila model telah dibangun, langkah selanjutnya dilakukan tahapan *training*. Proses *training* adalah salah satu proses pembelajaran mesin dapat bekerja maka metode yang sudah terdefinisi sebelumnya dapat mengingat pola dari setiap kelas pada data training. Proses training dapat dilihat pada Gambar 5.

```
history = model.fit(x=train_data,
    step_per_epoch=len(train_generator),
    epochs=epoch,
    validation_data=val_data,
    validation_steps=len(val_generator),
    shuffle=true,
    verbose = 1)
```

```
Epoch 1/20
2353/2353 [=====] - 553s 230ms/step - loss: 4.7158
Epoch 2/20
2353/2353 [=====] - 538s 229ms/step - loss: 2.9958
Epoch 3/20
2353/2353 [=====] - 544s 231ms/step - loss: 2.4433
Epoch 4/20
2353/2353 [=====] - 534s 227ms/step - loss: 2.2003
Epoch 5/20
2353/2353 [=====] - 530s 225ms/step - loss: 2.0560
Epoch 6/20
2353/2353 [=====] - 541s 230ms/step - loss: 1.9409
Epoch 7/20
2353/2353 [=====] - 541s 230ms/step - loss: 1.8187
Epoch 8/20
2353/2353 [=====] - 541s 230ms/step - loss: 1.7784
Epoch 9/20
2353/2353 [=====] - 544s 231ms/step - loss: 1.7190
Epoch 10/20
2353/2353 [=====] - 551s 234ms/step - loss: 1.6616
Epoch 11/20
2353/2353 [=====] - 547s 232ms/step - loss: 1.6356
Epoch 12/20
2353/2353 [=====] - 543s 231ms/step - loss: 1.5624
Epoch 13/20
2353/2353 [=====] - 544s 231ms/step - loss: 1.5237
Epoch 14/20
2353/2353 [=====] - 538s 228ms/step - loss: 1.4989
Epoch 15/20
2353/2353 [=====] - 547s 232ms/step - loss: 1.4522
Epoch 16/20
2353/2353 [=====] - 550s 234ms/step - loss: 1.4320
Epoch 17/20
```

Gambar. 5 Proses training

Loss menunjukkan seberapa buruk prediksi model pada yang dilakukan. Jika prediksi model sempurna, maka *loss* bernilai nol, sebaliknya jika nilai *loss* besar maka model tidak efektif. Tujuan dari melatih model adalah untuk menemukan sekumpulan bobot dan memiliki nilai *loss* yang rendah. Training *loss* yang didapatkan pada *training loss* grafik *loss* hasil akhir: *Training loss* sebesar 1.6 dengan *validation loss* sebesar 5.2 dapat dikatakan *training loss* hasil akhir rendah. Training dan *validation loss* dapat dilihat pada Gambar 6. Selanjutnya evaluasi dilakukan berdasarkan nilai *accuracy*, *precision* dan *recall*. Hasil Evaluasi dapat dilihat pada Tabel 2.

Gambar. 6 Training dan Validation Loss

TABEL II
HASIL EVALUASI

Accuracy		Precision		Recall	
Trainin g	Validati on	Trainin g	Validati on	Trainin g	Validati on
0.57	0.32	0.87	0.58	0,47	0.09

Pada Tabel 2 untuk *accuracy* menghasilkan nilai training *accuracy* mendapatkan nilai sebesar 0.57 dan *validation accuracy* mendapatkan nilai sebesar 0.32, nilai mendekati angka 1 maka *accuracy* dapat dikatakan baik. Pada nilai *precision* dihasilkan *training precision* mendapatkan nilai sebesar 0.87 dengan nilai *validation precision* sebesar 0.58, ini menunjukkan bahwa model training baik karena mendekati angka 1. Untuk *recall* didapatkan nilai *training recall* = 0.47 *validation recall* = 0.09 yang menandakan bahwa hasil model rendah, hasil model yang rendah terjadi karena saat melakukan penyebutan label ada ketidaksesuaian saat pelabelan dianotasikan sehingga dimana annotator mesin gagal membuat anotasi yang seharusnya ada. Setelah model dievaluasi, maka selanjutnya dilakukan prediksi. Pada proses ini dilakukan pemotongan atau cropping citra dari testing untuk dilanjutkan test prediksi pada gambar yang sudah di *crop* menggunakan gambar atau dokumen testing sehingga menghasilkan prediksi. Hasil gambar test dapat dilihat pada Gambar 7.

Gambar. 7 Hasil Gambar Test

IV. KESIMPULAN

Pada penelitian yang dilakukan pembuatan dataset dilakukan melalui pengumpulan hasil tulis tangan kemudian dilakukan *scanning* gambar, kemudian untuk tahapan preprocessing dilakukan proses pelabelan dan disimpan dengan format YOLO yaitu TXT. CNN diterapkan untuk klasifikasi citra aksara lampung. Dari asitektur CNN yang dibangun berdasarkan hasil evaluasi menunjukan *loss*, *accuracy* dan *precision* yang baik. Tetapi untuk hasil *recall* memiliki nilai yang rendah. Untuk itu saran untuk penelitian kedepan pada penyebutan label dilakukan kesesuaian saat pelabelan dianotasikan sehingga membuat anotasi yang seharusnya ada. Selain itu untuk menghasilkan prediksi yang baik dataset perlu ditingkatkan jumlahnya, karena CNN bergantung dengan jumlah input data yang dapat menghasilkan performa terbaik.

UCAPAN TERIMA KASIH / ACKNOWLEDGMENT

Peneliti mengucapkan terima kasih kepada “Yayayaan Pendidikan Teknokrat, Universitas Teknokrat Indonesia dan LPPM Universitas Teknokrat Indonesia” yang telah memberikan dukungan terhadap penelitian ini.

REFERENCES

- [1] D. Fitriati, "Pemeriksa Jawaban Tulisan Tangan untuk Ujian Pilihan Ganda Menggunakan Hybrid Extreme Learning

- [1] Convolutional Neural Network Machine,” *J. Media Infotama*, vol. 15, no. 1, pp. 22–28, 2019.
- [2] A. Mulyanto, A. Apriyadi, and P. Prasetyawan, “Rancang Bangun Game Edukasi ‘Matching Aksara Lampung’ Berbasis Smartphone Android,” *Comput. Eng. Sci. Syst. J.*, vol. 3, no. 1, p. 36, 2018.
- [3] S. Ningsih and S. Saniati, “Eksperimen Pengenalan Ucapan Aksara Lampung Dengan CMU Sphinx 4,” *J. Teknoinfo*, vol. 12, no. 1, p. 33, 2018.
- [4] Z. Abidin, “Penerapan Neural Machine Translation untuk Eksperimen Penerjemahan secara Otomatis pada Bahasa Lampung – Indonesia,” *Pros. Semin. Nas. Metod. Kuantitatif 2017*, no. 978, pp. 53–68, 2017.
- [5] A. Setiawan, H. Sujaini, and A. Bijaksana Pn, “Implementasi Optical Character Recognition (OCR) pada Mesin Penerjemah Bahasa Indonesia ke Bahasa Inggris,” *J. Sist. dan Teknol. Inf.*, vol. 5, no. 2, pp. 135–141, 2017.
- [6] H. Oktavianto and H. W. Sulisty, “Optical Character Recognition Untuk Ekstraksi Teks Rambu Lalu Lintas,” *JUSTINDO (Jurnal Sist. Teknol. Inf. Indones.)*, vol. 3, no. 1, pp. 15–21, 2018.
- [7] R. I. Borman and B. Priyopradono, “Implementasi Penerjemah Bahasa Isyarat Pada Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO) Dengan Metode Principal Component Analysis (PCA),” *J. Pengemb. IT*, vol. 03, no. 1, pp. 103–108, 2018.
- [8] S. Hartanto, A. Sugiharto, and S. N. Endah, “Optical Character Recognition Menggunakan Algoritma Template Matching Correlation,” *J. Masy. Inform.*, vol. 5, no. 9, pp. 1–11, 2015.
- [9] M. M. Taslim, K. Gunadi, and A. N. Tjondrowiguno, “Deteksi Rumus Matematika pada Halaman Dokumen Digital dengan Metode Convolutional Neural Network,” *J. Infra*, vol. 7, no. 2, pp. 123–129, 2019.
- [10] S. M. A. Sharif, N. Mohammed, N. Mansoor, and S. Momen, “A hybrid deep model with HOG features for Bangla handwritten numeral classification,” in *Proceedings of 9th International Conference on Electrical and Computer Engineering, ICECE 2016*, 2017, no. February 2018, pp. 463–466.
- [11] A. Mulyanto, R. I. Borman, P. Prasetyawana, and A. Sumarudin, “2D Lidar and Camera Fusion for Object Detection and Object Distance Measurement of ADAS Using Robotic Operating System (ROS),” vol. 4, pp. 231–236.
- [12] W. A. Saputra, M. Z. Nafan, and A. Nurrochman, “Implementasi Keras Library dan Convolutional Neural Network Pada Konversi Formulir Pendaftaran Siswa,” *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 1, no. 10, pp. 524–531, 2019.
- [13] C. A. Lorentius, R. Adipranata, and A. Tjondrowiguno, “Pengenalan Aksara Jawa dengan Menggunakan Metode Convolutional Neural Network,” *e-Proceeding Eng.*, vol. 7, no. 1, pp. 2558–2567, 2020.
- [14] B. P. Putra, B. Irawan, C. Setianingsih, F. T. Elektro, U. Telkom, and D. Learning, “Deteksi Ujaran Kebencian Dengan Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network Pada Gambar,” *e-Proceeding Eng.*, vol. 5, no. 2, pp. 2395–2402, 2018.
- [15] F. Ilham and N. Rochmawati, “Transliterasi Aksara Jawa Tulisan Tangan ke Tulisan Latin Menggunakan CNN,” *JINACS*, vol. 1, no. 4, pp. 200–208, 2020.
- [16] D. Alita, Y. Fernando, and H. Sulistiani, “Implementasi Algoritma Multiclass Svm Pada Opini Publik Berbahasa Indonesia Di Twitter,” *J. TEKNOKOMPAK*, vol. 14, no. 2, p. 86, 2020.
- [17] I. G. R. A. Sugiartha, M. Sudarma, and I. M. O. Widyantara, “Ekstraksi Fitur Warna, Teksstur dan Bentuk untuk Clustered-Based Retrieval of Images (CLUE),” *Maj. Ilm. Teknol. Elektro*, vol. 16, no. 1, p. 85, 2016.
- [18] M. M. Saufi, M. A. Zamanhuri, N. Mohammad, and Z. Ibrahim, “Deep learning for roman handwritten character recognition,” *Indones. J. Electr. Eng. Comput. Sci.*, vol. 12, no. 2, pp. 455–460, 2018.
- [19] N. Srivastava, H. Geoffrey, A. Krizhevsky, S. Ilya, and R. Salakhutdinov, “Dropout: A Simple Way to Prevent Neural Networks from Overfittin,” *J. Mach. Learn. Res.*, vol. 15, pp. 345–350, 2014.
- [20] L. A. Andika, P. A. N. Azizah, and R. Respatiwiulan, “Analisis Sentimen Masyarakat terhadap Hasil Quick Count Pemilihan Presiden Indonesia 2019 pada Media Sosial Twitter Menggunakan

- Metode Naive Bayes Classifier,” *Indones. J. Appl. Stat.*, vol. 2, no. 1, p. 34, 2019.
- [21] P. Prasetyawan, I. Ahmad, R. I. Borman, A. Ardiansyah, Y. A. Pahlevi, and D. E. Kurniawan, “Classification of the Period Undergraduate Study Using Back-propagation Neural Network,” in *Proceedings of the 2018 International Conference on Applied Engineering, ICAE 2018*, 2018.