

PERBANDINGAN ALGORITMA CNN DAN ANN DENGAN PROJECTION HISTOGRAM UNTUK KLASIFIKASI CITRA TULISAN TANGAN BERUPA ANGKA

Laurenza Setiana Riva¹, Felicia Febriana², Muthiara Panghurina³, Rachma Adzima Maulida⁴,
Barirotun Najah⁵, Adhiya Delira Yasiin⁶, Nurul Chamidah⁷
S1 Informatika / Fakultas Ilmu Komputer
Jl. R.S Fatmawati No. 1, Cilandak, Jakarta Selatan 12450
laurenzasr@upnvj.ac.id¹, Feliciaf@upnvj.ac.id², muthiara_p@upnvj.ac.id³, rachmaam@upnvj.ac.id⁴,
barirotunn@upnvj.ac.id⁵, adhiyady@upnvj.ac.id⁶, nurul.chamidah@upnvj.ac.id

Abstrak. Bentuk angka dalam tulisan tangan seseorang memiliki beragam bentuk dan memiliki ciri khas sendiri dan terkadang sulit untuk dibaca orang lain selain penulis itu sendiri. Pada era ini, pengenalan pola tulisan menjadi salah satu hal yang dibutuhkan oleh manusia. Hal tersebut dikarenakan kurangnya tingkat keefisienan dan membutuhkan waktu yang lama untuk menulis dalam bentuk tulisan tangan lalu kemudian akan kembali diketik di komputer. Nilai akurasi yang didapat dari percobaan menggunakan algoritma CNN pada data validasi sebesar 0.9752 dan pada data testing sebesar 0.9689 sedangkan jika menggunakan algoritma projection histogram+ANN pada data validasi sebesar 0.8904 dan pada data testing sebesar 0.8962. Pada penelitian ini, model yang menggunakan Algoritma CNN lebih baik jika dibandingkan projection histogram+ANN pada penelitian ini.

Kata Kunci: Tulisan tangan, Angka, CNN, Projection Histogram, ANN

1 Pendahuluan

Di dunia ini banyak sekali bentuk tulisan tangan. Setiap bentuk tulisan tangan memiliki ciri khas sendiri yang tak jarang juga hanya penulisnya yang bisa membaca tulisan tangan tersebut. Menurut Kamus Besar Bahasa Indonesia (KBBI), arti tulisan tangan adalah yang tertulis dengan tangan (bukan ketikan). Tulisan tangan tidak hanya berupa huruf, tetapi juga angka, tanda baca, dan lainnya. Angka yang dimaksud adalah angka 0-9. Bentuk angka dalam tulisan tangan seseorang memiliki beragam bentuk, ada yang menulis angka 4 dengan tertutup atau terbuka, ada yang menulis angka 1 hanya dengan satu garis lurus atau ada garis miring sedikit di atasnya dan garis mendatar di bawahnya, dan banyak contoh lainnya.

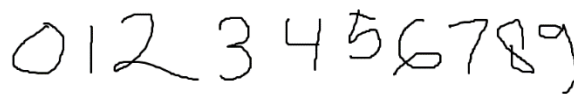
Seiring berkembangnya jaman, berkembang juga ilmu pengetahuan dan teknologi, salah satunya adalah teknologi untuk mengenali pola. Salah satu cabangnya adalah mengenali pola tulisan. Di jaman sekarang, mengenali pola tulisan menjadi salah satu hal yang dibutuhkan oleh manusia. Hal tersebut dikarenakan kurangnya tingkat keefisienan dan membutuhkan waktu yang lama untuk menulis dalam bentuk tulisan tangan lalu kemudian akan kembali diketik di komputer sehingga hal tersebut memicu adanya aplikasi smartphone yang dapat mendeteksi sebuah tulisan. Pengenalan pola tulisan tangan adalah hal yang lebih menantang, karena memiliki beragam variasi, tidak seperti tulisan ketikan.

Pada penelitian ini akan dibahas mengenai klasifikasi pola tulisan tangan untuk mendeteksi angka. Banyak metode diluar sana yang dapat dipakai untuk pengklasifikasian ini namun masih bingung mana yang menghasilkan model yang lebih baik. Maka dari itu pada penelitian ini akan membandingkan antara metode Convolutional Neural Network (CNN) dan juga Artificial Neural Network (ANN) yang memakai ekstraksi fitur Projection Histogram, dengan dataset yang digunakan adalah dataset yang didapatkan dari kaggle.com yaitu dataset MNIST. Dari penelitian ini diharapkan dapat menguji kinerja dari kedua algoritma tersebut dan mana yang lebih baik dalam melakukan klasifikasi citra tulisan tangan berupa angka. Sehingga nantinya hasil dari penelitian ini, dapat digunakan untuk pengembangan penelitian selanjutnya.

2 Tinjauan Pustaka

2.1 Pengenalan Tulisan Tangan

Pada dasarnya pengenalan tulisan tangan dengan mudah dapat diketahui oleh manusia, akan tetapi cukup sulit untuk diketahui oleh sebuah mesin atau komputer. Hal ini dikarenakan tulisan dari manusia itu sendiri bersifat tidak konsisten atau setiap tulisan manusia berbeda bentuknya, contoh pada Gambar 1. Pengenalan tulisan tangan atau bisa disebut handwriting recognition yang merupakan kemampuan dari sistem komputer untuk menerima dan menguraikan tulisan tangan yang sudah di input dari berbagai sumber seperti kertas, foto, dokumen atau lainnya untuk selanjutnya dipindai oleh pemindai optik atau yang biasa disebut rekognisi karakter optik. Adapun prosesnya sendiri dimulai dimana untuk setiap karakter yang ada polanya akan diproses yang selanjutnya simbol ataupun karakter baru akan dikenali dengan menggunakan pixel per pixel dengan pola yang sudah tersimpan.

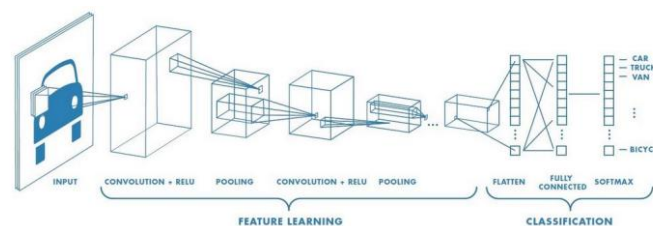


Gambar 1. Angka dalam Tulisan Tangan

2.2 Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network atau yang biasa disingkat CNN merupakan jenis jaringan saraf yang biasa digunakan untuk data gambar. CNN dapat digunakan untuk mendeteksi atau mengidentifikasi objek yang ada didalam gambar. CNN juga sangat mirip dengan jaringan saraf biasa dimana CNN sendiri terdiri dari neuron dengan bobot, bias, dan fungsi aktivasi. Lapisan konvolusi juga terdiri dari neuron-neuron yang tersusun membentuk filter panjang dan tinggi (piksel).

Adapun cara kerja dari CNN sendiri memiliki kesamaan pada multi-layer perceptron atau yang biasa disingkat MLP, akan tetapi dalam CNN setiap neuron dipresentasikan dalam bentuk dua dimensi, tidak seperti pada MLP yang setiap neuron hanya berukuran satu dimensi [1]. Arsitektur CNN dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Arsitektur CNN

2.3 Angka

Angka atau yang dalam bahasanya inggrisnya disebut numeral adalah simbol digit atau beberapa digit yang digunakan untuk melambangkan suatu nilai bilangan. Digit adalah suatu simbol yang dapat digunakan untuk membuat angka. Contoh dari angka itu sendiri dapat berupa :

- Angka Romawi : I, II, III,IV dan seterusnya
- Angka Arab Barat : 0, 1, 2,4 dan seterusnya

Dari contoh angka di atas, kita dapat menyimpulkan bahwa nilai sebuah bilangan dapat diinterpretasikan dengan simbol pada masing masing angka. Contohnya:

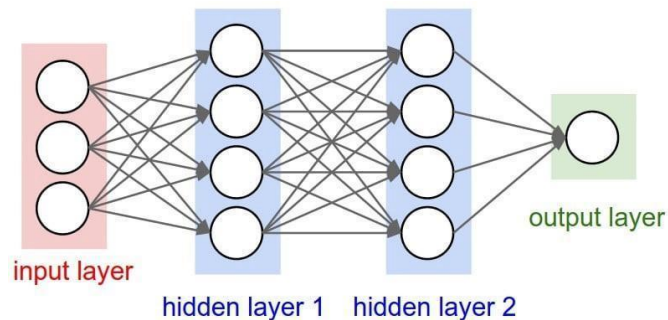
- Bilangan bulat dengan nilai dua dapat disimbolkan oleh angka 2

- Bilangan bulat dengan nilai delapan dapat disimbolkan oleh angka 8

2.4 Artificial Neural Network (ANN)

Artificial Neural Network (ANN) adalah teknologi atau pendekatan pemrosesan informasi terutama saat memproses informasi di sel otak manusia yang terinspirasi dari cara kerja sistem saraf biologis. Struktur sistem pemrosesan informasi menjadi elemen penting dari teknik ini. Jaringan saraf terdiri dari sejumlah elemen pemrosesan informasi (neuron) yang terhubung dan bekerja sama yang nantinya akan berfungsi untuk memecahkan masalah tertentu (umumnya masalah klasifikasi atau prediksi).

Cara kerja jaringan saraf dapat hampir sama dengan cara manusia belajar, yaitu dengan menggunakan contoh dari kejadian yang sudah ada, atau yang dikenal sebagai pembelajaran terawasi. Jaringan saraf dikonfigurasi untuk aplikasi tertentu seperti pengenalan pola dan klasifikasi data yang disempurnakan selama proses pembelajaran. Proses pembelajaran ini melibatkan koordinasi koneksi sinaptik yang ada antar neuron yang mana proses ini berlangsung di dalam sistem biologis. Dalam kasus jaringan saraf, penyesuaian koneksi sinaptik antar neuron dilakukan dengan menyesuaikan nilai bobot. Nilai bobot yang disesuaikan dilihat dari setiap koneksi input, neuron, dan output. Berikut ilustrasi arsitektur pada ANN yang dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Arsitektur ANN

Dalam penelitian ini, nilai input dan output akan dinormalisasi untuk keperluan pelatihan dan pengujian. Pada dasarnya Sebuah neuron akan menghitung jumlah input tertimbang mereka lalu neuron tersebut akan mengurangi ambang batasnya dari jumlah tersebut, dan mentransfer hasil ini dengan sebuah fungsi. Fungsi ini dapat dijelaskan secara matematis sebagai berikut :

$$y_i = f_i \left(\sum_{j=1}^n w_{ij} x_j - s_i \right) \quad (1)$$

Keterangan :

y_i : output neuron

w_{ij} : bobot korespondensi

f_i : fungsi transformasi

x_j : input neuron

s_i : nilai ambang neuron

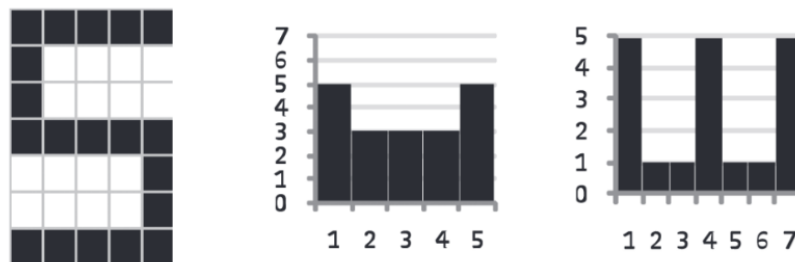
Pada fungsi diatas, neuron tampak saling bergantung satu sama lain karena dihubungkan melalui bobot korespondensi (w_{ij}). Bobot tersebut memiliki pengaruh antara neuron. Semua neuron akan terhubung ke neuron lain di lapisan berikutnya. Fungsi ini digunakan karena terdapat beberapa efek, jika diterapkan dengan sesuai maka dapat membuat perubahan pada nilai output. Fungsi aktivasi tersebut didapat dari rumus berikut :

$$\text{Activation Function } (x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (2)$$

Karakteristik fungsi aktivasi sangat penting karena dapat mendefinisikan perilaku model jaringan ANN[1].

2.5 Projection Histogram

Projection histogram atau histogram proyeksi merupakan metode yang menggunakan proyeksi gambar dalam arah yang ditetapkan, seperti pada arah vertikal dan horizontal. Projection histogram ini berarti sejumlah piksel yang dimiliki oleh objek di setiap kolom atau setiap barisnya, dimana dengan adanya ini dapat merepresentasikan sebuah gambar dengan mengurangi jumlah informasi deskriptif. Gambar dibawah merupakan gambar yang mewakili angka lima (5) dengan proyeksi horizontal dan proyeksi vertikalnya.



Gambar 4. Proyeksi vertikal dan Horizontal Angka 5

Dari gambar diatas pada segmen histogramnya dapat digunakan untuk atribut vektor deskriptor dimana deskriptor dapat digunakan untuk mewakili tiap digit, cukup dengan membandingkan dengan vektor yang mewakili digit 0 sampai 9 yang sebelumnya disimpan pada basis untuk verifikasi setiap nomor.

2.6 Evaluasi

Evaluasi merupakan proses sistematis dalam menentukan nilai sesuatu (kondisi, kegiatan, keputusan, kinerja, proses, orang, objek, dll.) menurut kriteria yang ditentukan berdasarkan penilaian. Evaluator bisa dengan mudah menentukan nilai sesuatu dengan cara membandingkan dengan kriteria umum. Mereka juga bisa mengukur sesuatu yang dievaluasi kemudian membandingkan dengan kriteria tertentu [3]. Evaluasi juga bisa disebut sebagai suatu metode atau proses yang bertujuan untuk mendapatkan nilai yang terukur. Berikut Model persamaan-persamaan yang digunakan untuk mengukur evaluasi pada penelitian ini.

Rumus Mencari Akurasi :

$$akurasi = (\sum \text{klasifikasi benar} / \sum \text{data uji}) \times 100\%$$

Rumus Mencari Sensitivity atau Recall :

$$sensitivity = (\sum \text{data positif yang diprediksi benar} / \sum \text{banyaknya data yang sebenarnya positif}) \times 100\%$$

Rumus Mencari Nilai Precision :

$$precision = (\sum \text{data positif yang diprediksi benar} / \sum \text{banyaknya data yang diprediksi positif}) \times 100\%$$

2.7 Penelitian Terdahulu

Dalam penelitian ini, kami melihat sudah pernah dilakukan oleh beberapa peneliti mengenai penelitian dengan bahasan klasifikasi suatu citra menggunakan algoritma ANN dan CNN. Dari penelitian sebelumnya, penulis akan menjadikannya sebagai arahan ketika melakukan penelitian ini.

Penelitian pertama membahas tentang tulisan tangan atau dikenal dengan judul Pengenalan Pola Tulisan Tangan Aksara Sasak Menggunakan Ekstraksi Fitur PCA dengan metode yang digunakan ANN. Penelitian ini memperoleh hasil akurasi menggunakan ekstraksi fitur PCA dan tanpa ekstraksi fitur PCA yang hampir sama, dengan akurasi sebesar 93,54% menggunakan PCA dan 93,59% untuk pengujian tanpa PCA pada dataset 10.800 [4].

Pada penelitian sebelumnya juga yang berjudul Pengenalan Pola Tulisan Tangan Aksara Arab Menggunakan Ekstraksi Fitur Discrete Cosine Transform Dan Klasifikasi Backpropagation Artificial Neural Network mendapat pengujian model terbaik pada setiap citra yang menghasilkan akurasi sebesar 80,79% dengan setiap gambar yang menggunakan gambar rentang usia 17-23 tahun menghasilkan akurasi 87,27% dan gambar rentang usia 7-13 menghasilkan akurasi 72,84% [5].

Pada penelitian sebelumnya yang membahas tentang Penerapan Metode Distance Transform Pada Kernel Discriminant Analysis Untuk Pengenalan Pola Tulisan Tangan Angka Berbasis Principal Component Analysis memperoleh hasil pengujian metode DT, yang mana diusulkan tidak berpengaruh secara signifikan untuk memperbaiki kelemahan KDA pada optimasi waktu. Namun, untuk ekstraksi pada kernel yang memiliki perbedaan dengan tingkat akurasi pengenalan tulisan tangan angka secara langsung mendapatkan akurasi sebesar 95,5% yang jika dibandingkan dengan kombinasi KDA berbasis PCA mendapat akurasi sebesar 87,98% [6].

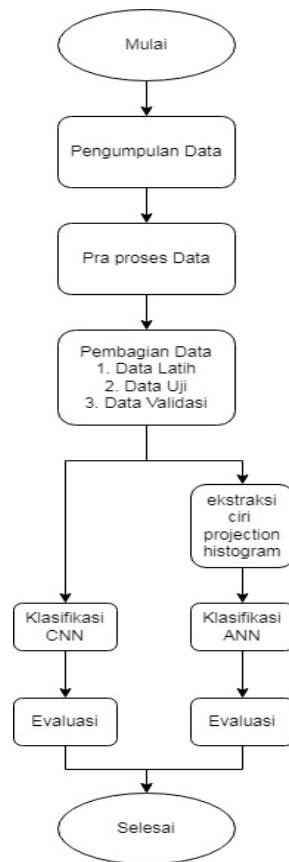
Pada penelitian sebelumnya yang membahas tentang Identifikasi Citra Tulisan Tangan Digital Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) memperoleh hasil uji dari proses klasifikasi menggunakan CNN yang menunjukkan akurasi sebesar 98,6 % untuk dataset MNIST dan mendapat akurasi sebesar 88% untuk dataset koresponden[7].

Pada penelitian sebelumnya yang membahas mengenai Analisis Performa Pengenalan Tulisan Tangan Angka Berdasarkan Jumlah Iterasi Menggunakan Metode Convolutional Neural Network. Performa pengenalan tulisan tangan angka ini meningkat signifikan pada iterasi antara 0 – 20, sedangkan pada iterasi 100-1000 tidak menunjukkan peningkatan. Hasil menunjukkan bahwa semakin banyak besar jumlah iterasi yang dilakukan semakin baik performa yang dihasilkan [8].

Terdapat perbedaan yang didapat antara kelima penelitian diatas. Perbedaan dengan penelitian ini adalah penelitian ini menggunakan 2 metode klasifikasi, yaitu CNN dan ANN dengan menggunakan ekstraksi fitur PCA yang aplikasikan secara terpisah, sedangkan penelitian tersebut hanya menggunakan satu metode klasifikasi. Berdasarkan penelitian-penelitian sebelumnya, dapat penulis simpulkan bahwa convolution neural network dan artificial neural network bekerja dengan baik untuk masalah klasifikasi citra dengan dataset dalam jumlah yang banyak. Oleh karena itu, pada penelitian ini penulis bermaksud untuk membandingkan convolution neural network dan artificial neural network untuk klasifikasi citra tulisan tangan berupa angka.

3 Metodologi Penelitian

Pada bab ini akan dijelaskan bagaimana tahapan-tahapan penelitian yang mana bisa dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Tahapan Penelitian

Dari flowchart pada Gambar 5 diatas, kami memulai dengan mengumpulkan data citra tulisan tangan. Setelah data dikumpulkan, dilakukan praproses data. Setelah itu data citra dibagi menjadi data latih, data uji dan data validasi. Setelah dilakukan pembagian data, maka akan dilakukan klasifikasi menggunakan metode CNN dan ANN, yang mana sebelum dilakukan klasifikasi ANN terlebih dahulu diekstrak cirinya menggunakan projection histogram. Tahap terakhir adalah hasil dari klasifikasi CNN dan ANN tersebut, maka masing-masing hasil dievaluasi.

3.1 Mengumpulkan Data

Data yang dipakai adalah sebuah dataset dari Kaggle.com. Dengan nama dataset yaitu MNIST. Adapun banyaknya data yang peneliti pakai adalah 10 jenis gambar angka yang mana terdiri dari 0-9 hingga nantinya akan membentuk 10 kelas data.

3.2 Pra Proses Data

Setelah data sudah didapat, maka proses selanjutnya adalah praproses data. Pra proses data adalah proses pembersihan, filter, dan penggabungan pada data mentah sehingga nantinya akan menghasilkan data bersih yang akan digunakan pada proses penelitian. Salah satu tahapan pra proses data yang dilakukan pada penelitian ini adalah normalisasi.

3.3 Pembagian Data

Sebelum masuk ke tahap selanjutnya, data dibagi terlebih dahulu menjadi data training, data testing dan data validasi. Data training digunakan untuk membangun model, data validasi digunakan untuk memproses validasi model dan menghindari overfitting, dan data testing digunakan sebagai simulasi model di dunia nyata.

3.4

3.4.1 Konvolusi

Salah satu ekstraksi ciri yang digunakan pada penelitian ini adalah konvolusi, yang mana ekstraksinya menggunakan filter yang sudah didefinisikan ukurannya. Ekstraksi ini merupakan ekstraksi tingkat tinggi sehingga tidak dapat didefinisikan lagi jenis ciri yang dipakai. Untuk nilai pada filternya akan dipilihkan secara random dari librarynya.

3.4.2 Projection Histogram

Salah satu ekstraksi ciri yang digunakan pada penelitian ini adalah ekstraksi ciri *Projection Histogram*. Ekstraksi ciri ini digunakan untuk mengekstraksi ciri karakter tulisan tangan. Ekstraksi ciri ini digunakan karena kemampuannya untuk mendeteksi citra secara vertical dan horizontal, sehingga mampu untuk mengoptimalkan peneteksian citra.

3.5 Klasifikasi ANN

Klasifikasi ANN atau Artificial Neural Network adalah metode klasifikasi yang mengadaptasi kinerja neuron pada otak manusia. ANN bekerja menggunakan beberapa layer. Mulai dari input layer, hidden layer dan output layer. Jumlah hidden layer pun disesuaikan dengan model yang akan dibuat. Untuk kasus penelitian ini, digunakan 3 hidden layer melakukan klasifikasi.

3.6 Evaluasi

Setelah hasil dari klasifikasi dari ANN dan CNN telah didapat, maka langkah selanjutnya adalah mengevaluasi hasil klasifikasi masing-masing metode. Untuk Evaluasinya akan ditampilkan dalam bentuk confusion matrix dan nilai yang digunakan pada penelitian ini adalah *accuracy*, *precision*, dan *recall*.

4 Hasil Penelitian

4.1 Pengumpulan Data

Pada penelitian ini, dataset yang digunakan bersumber dari Kaggle.com yaitu dataset MNIST. Peneliti menggunakan 10 jenis gambar angka yang terdiri dari angka 0 sampai 9 seperti contoh pada Gambar 5.



Gambar 6. Contoh Dataset Angka dari Tulisan Tangan

Kemudian, dataset ini akan dibentuk sebanyak 10 kelas dengan masing-masing kelas memiliki banyak data dalam satuan gambar seperti pada Tabel 1.

Tabel 1. Kuantitas dari Pembagian Kelas Dataset

Kelas	Banyaknya
0	4132
1	4684
2	4177
3	4351
4	4072
5	3795
6	4137
7	4401
8	4063
9	4188
Total	42000

4.2 Pra Proses Data

Pada tahap ini, peneliti melakukan pra proses data dengan normalisasi, yaitu proses mengubah pixel gambar agar bernilai antara 0 sampai 1. Normalisasi ini dilakukan untuk setiap gambar agar mempermudah dalam perhitungan. Kemudian, peneliti melakukannya dengan menormalisasikan setiap pixel gambar dibagi 255 yang merupakan nilai pixel tertinggi, maka didapatkan hasil antara 0 sampai 1.

4.3 Pembagian Data

Pada tahap ini, peneliti melakukan pembagian data secara stratified yang membagi dataset menjadi 3 kategori yaitu data training, data testing, dan data validasi. Perbandingan pembagian data tersebut adalah 80% data training sebanyak 33595, 10% data validasi sebanyak 4195, dan 10% data testing sebanyak 4209 dengan total sebanyak 42000 data.

4.4 Ekstraksi Ciri dan Klasifikasi

4.4.1 CNN

Untuk memulai proses klasifikasi menggunakan CNN maka peneliti menentukan dahulu layer-layer untuk konvolusi dan pooling. Pada Tabel 2 menunjukkan bahwa peneliti melakukan 3 percobaan dengan banyak layer konvolusi dan max pooling yang berbeda-beda.

Tabel 2. Perbandingan Layer Konvolusi dan Pooling pada Percobaan CNN

Convolution Layer		Percobaan		
Conv2D	3x3x16	1	2	3
MaxPooling2D	2x2			
Conv2D	3x3x32			
MaxPooling2D	2x2			
Conv2D	3x3x64			
MaxPooling2D	2x2			

Dari Tabel 1 diatas, pada percobaan pertama peneliti memakai 1 layer konvolusi dan 1 layer max pooling, percobaan kedua peneliti memakai 2 layer konvolusi dan 2 layer max pooling, dan percobaan ketiga peneliti memakai 3 layer konvolusi dan 3 layer max pooling. Selanjutnya pada proses klasifikasi setiap percobaan memakai hidden layer yang sama yaitu 64, 32, dan 16.

4.4.2 PROJECTION HISTOGRAM & ANN

Untuk memulai proses klasifikasi menggunakan Projection Histogram dengan ANN, maka peneliti memperhatikan dahulu ukuran gambar yang digunakan. Pada Tabel 3 menunjukkan bahwa peneliti melakukan 3 percobaan dengan ukuran gambar untuk Projection Histogram masing-masing sebanyak 28, 22, dan 14. Selanjutnya untuk klasifikasi setiap percobaan menggunakan ANN menggunakan hidden layer yang sama yaitu 64, 32, dan 16.

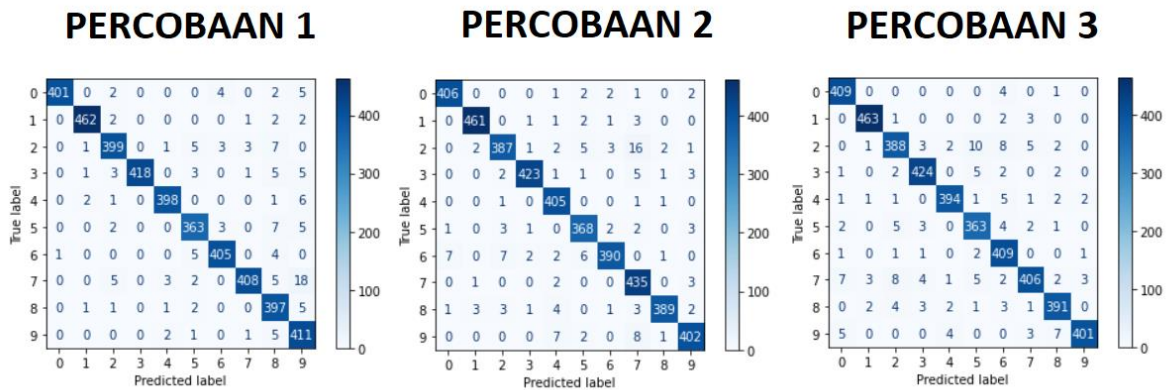
Tabel 3. Perbandingan Ukuran Gambar Projection Histogram

Percobaan	Size Gambar
1	28
2	22 (Resize 0.8)
3	14 (Resize 0.5)

4.5 Evaluasi

4.5.1 CNN

Peneliti menampilkan matriks confusion untuk data testing pada masing-masing percobaan yang dapat dilihat pada Gambar 6.



Gambar 7. Confusion Matrix CNN

Untuk lebih jelasnya, nilai dari setiap hasil evaluasi dapat dilihat pada Tabel 4. Masing-masing percobaan dilakukan evaluasi pada data validasi maupun data testing dengan evaluasi yang digunakan antara lain adalah loss, accuracy, precision, dan recall.

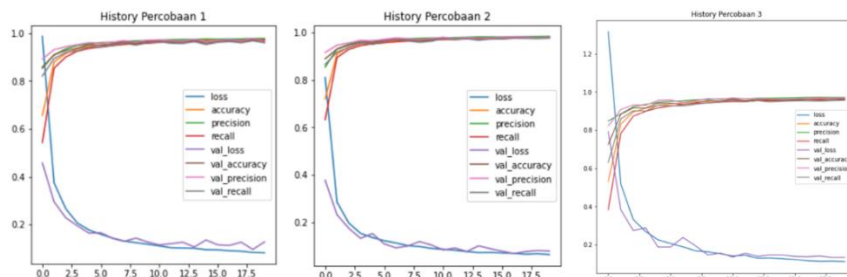
Tabel 4. Perbandingan Evaluasi Percobaan CNN

Percobaan	Validasi				Test			
	Loss	Accuracy	Precision	Recall	Loss	Accuracy	Precision	Recall
1	0.123	0.9643	0.969	0.9609	0.1151	0.9665	0.9726	0.9627
2	0.094	0.9752	0.9777	0.9726	0.1086	0.9689	0.972	0.9663
3	0.1301	0.9581	0.9656	0.9554	0.1285	0.9615	0.9678	0.9556

Dari tabel 2 diatas, didapatkan bahwa hasil pada percobaan kedua hampir semua memiliki nilai lebih tinggi dan loss yang lebih rendah dibandingkan percobaan lainnya pada evaluasi data validasi maupun data testing.

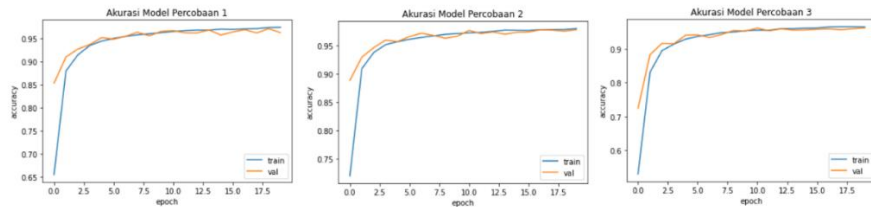
Hasil evaluasi pada data validasi percobaan kedua dengan nilai accuracy, precision, dan recall masing-masing adalah 0.9752, 0.9777, dan 0.9726. Sedangkan pada data testing, masing-masing nilai accuracy, precision, dan recall nya adalah 0.9689, 0.972, dan 0.9663.

Ditampilkan juga visualisasi dari model yang dibuat peneliti untuk memudahkan pemahaman. Pada Gambar 7 menunjukkan grafik dari setiap history percobaan, pada Gambar 8 menunjukkan grafik dari setiap akurasi model percobaan, dan pada Gambar 9 menunjukkan grafik dari setiap loss model percobaan.

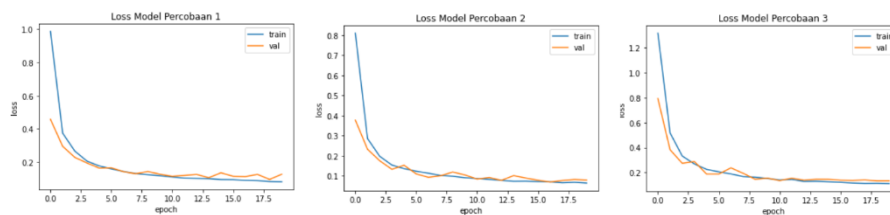


Gambar 8. History Percobaan CNN

Dari gambar 8 diatas menunjukkan bahwa pada accuracy, precision, recall, val accuracy, val precision, dan val recall mengalami kenaikan nilai sedangkan pada loss dan val loss mengalami penurunan untuk setiap epochnya.



Gambar 9. Akurasi Model Percobaan CNN

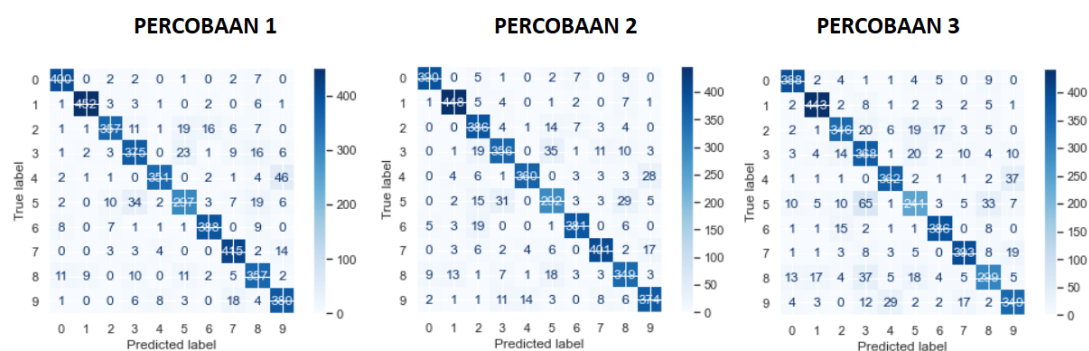


Gambar 10. Loss Model Percobaan CNN

Untuk lebih detailnya dapat dilihat pada gambar 8 grafik akurasi model pada data train dan validasi mengalami peningkatan nilai sedangkan pada gambar 9 grafik loss model mengalami penurunan nilai yang menunjukkan bahwa model tersebut baik.

4.5.2 PROJECTION HISTOGRAM + ANN

Peneliti menampilkan matriks confusion untuk data testing pada masing-masing percobaan yang dapat dilihat pada Gambar 11.



Gambar 11. Confusion Matrix Projection Histogram dan ANN

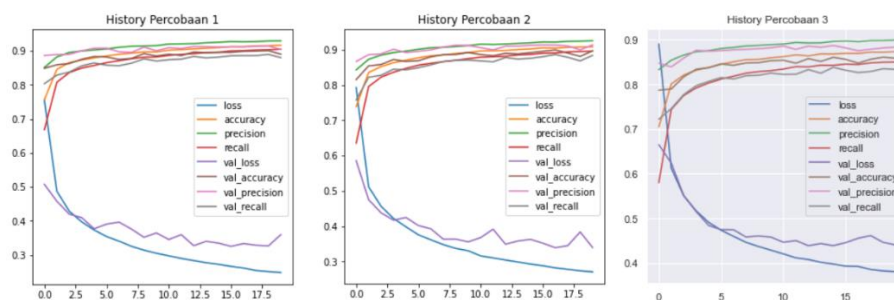
Untuk lebih detailnya, nilai dari setiap hasil evaluasi dapat dilihat pada Tabel 5. Masing-masing percobaan dilakukan evaluasi pada data validasi dan data testing dengan evaluasi yang digunakan antara lain adalah loss, accuracy, precision, dan recall.

Tabel. 5. Perbandingan Evaluasi Percobaan Projection Histogram dan ANN

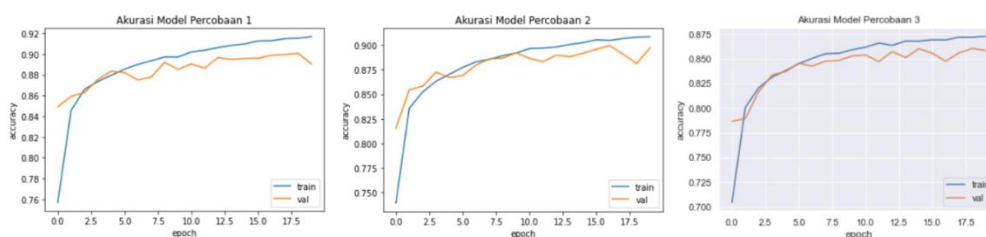
Percobaan	Validasi				Testing			
	Loss	Precision	Recall	Accuracy	Loss	Precision	Recall	Accuracy
1	0.3596	0.9043	0.8801	0.8904	0.3340	0.9112	0.8826	0.8962
2	0.3396	0.9138	0.8842	0.8970	0.3696	0.9028	0.8736	0.8879
3	0.4401	0.8833	0.8334	0.8584	0.4695	0.8785	0.8244	0.8494

Dari perbandingan pada Tabel 5 diatas dapat dilihat bahwa nilai tertinggi untuk hasil evaluasi terdapat pada percobaan 1. Hasil evaluasi pada data validasi percobaan ke-1 dengan nilai accuracy, precision, dan recall masing-masing adalah 0.8904, 0.9043, dan 0.8801. Sedangkan pada data testing, masing-masing nilai accuracy, precision, dan recall nya adalah 0.8962, 0.9112, dan 0.8826.

Ditampilkan juga visualisasi dari model yang dibuat peneliti untuk memudahkan pemahaman. Pada Gambar 12 menunjukkan grafik dari setiap history percobaan, pada Gambar 13 menunjukkan grafik dari setiap akurasi model percobaan, dan pada Gambar 14 menunjukkan grafik dari setiap loss model percobaan.

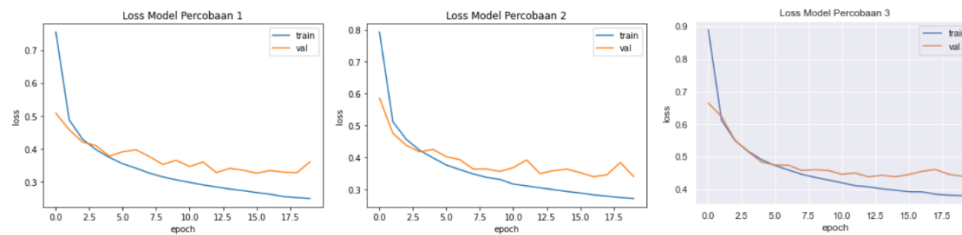


Gambar 12. History Percobaan



Gambar 13. Akurasi Model Percobaan

Dari gambar 13 diatas menunjukkan bahwa pada accuracy, precision, recall, val accuracy, val precision, dan val recall mengalami kenaikan nilai sedangkan pada loss dan val loss mengalami penurunan untuk setiap epochnya.



Gambar 14. Loss Model Percobaan

Untuk lebih detailnya dapat dilihat pada gambar 13 grafik akurasi model pada data train dan validasi mengalami peningkatan nilai sedangkan pada gambar 14 grafik loss model mengalami penurunan nilai yang menunjukkan bahwa model tersebut baik.

5 Kesimpulan dan Saran

Dapat disimpulkan bahwa model yang menggunakan Algoritma CNN lebih baik jika dibandingkan projection+ANN pada penelitian ini karena memiliki loss yang lebih rendah dan nilai evaluasi pada data validasi dan data testing algoritma CNN lebih unggul dibandingkan percobaan pada projection+ANN.

Untuk kedepannya mungkin dapat divariasikan lagi seperti model, jumlah epoch yang dipakai, dan banyak ukuran yang dipakai agar dapat ditemukan perbedaan yang lebih jelas serta mendapat hasil yang lebih baik.

Referensi

- [1] A. Y. Prathama, "Pendekatan Ann (Artificial Neural Network) Untuk Penentuan Prosentase Bobot Pekerjaan Dan Estimasi Nilai Pekerjaan Struktur Pada Rumah Sakit Pratama," *J. Teknosains*, vol. 7, no. 1, p. 14, 2018, doi: 10.22146/teknosains.30139.
- [2] R. Pujianto, Adiwijaya, and A. A. Rahmawati, "Analisis Ekstraksi Fitur Principal Component Analysis pada Klasifikasi Microarray Data Menggunakan Classification And Regression Trees," *eProceedings ...*, vol. 6, no. 1, pp. 2368–2379, 2019.
- [3] I. LI, "EVALUASI DALAM PROSES PEMBELAJARAN Idrus L 1," *Eval. Dalam Proses Pembelajaran*, no. 2, pp. 920–935, 2019.
- [4] U. Tugas Akhir, "PENGENALAN POLA TULISAN TANGAN AKSARA SASAK MENGGUNAKAN EKSTRAKSI FITUR PCA DENGAN METODE ANN."
- [5] P. Studi and T. Informatika, "PENGENALAN POLA TULISAN TANGAN AKSARA ARAB MENGGUNAKAN EKSTRAKSI FITUR DISCRETE COSINE TRANSFORM DAN KLASIFIKASI BACK PROPAGATION ARTIFICIAL NEURAL NETWORK (Handwritten Pattern Recognition Using Discrete Cosine Transform Feature Extraction and Backpropagation Artificial Neural Network As Classifier)." [Online]. Available: <http://jtika.if.unram.ac.id/index.php/JTIKA/>
- [6] "Penerapan Metode Distance Transform Pada Kernel Discriminant Analysis Untuk Pengenalan Pola Tulisan Tangan Angka Berbasis Principal Component Analysis".
- [7] N. Khunafa Qudsi *et al.*, "Identifikasi Citra Tulisan Tangan Digital Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)."
- [8] S. Prihatiningsih, N. S. M, F. Andriani, and N. Nugraha, "ANALISA PERFORMA PENGENALAN TULISAN TANGAN ANGKA BERDASARKAN JUMLAH ITERASI MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK," *J. Ilm. Teknol. dan Rekayasa*, vol. 24, no. 1, pp. 58–66, 2019, doi: 10.35760/tr.2019.v24i1.1934.