

Klasifikasi Citra Produk Font Menggunakan Convolution Neural Network

Muhammad Nasihin¹, Supatman Supatman¹

¹Universitas Mercu Buana Yogyakarta, Indonesia

supatman@mercubuana-yogya.ac.id*

| Received: 07/08/2024 | Revised: 22/07/2025 | Accepted: 11/07/2025 |

Copyright©2025 by authors, all rights reserved. Authors agree that this article remains permanently open access under the terms of the Creative Commons Attribution License 4.0 International License

Abstrak

Pada dunia *desain grafis*, jenis *font* merupakan satu kesatuan yang sangat penting dalam menciptakan karya yang tidak hanya menarik secara visual, tetapi juga mampu meningkatkan nilai estetika dan komunikasi pesan. Banyak sekali jenis *font* yang tersedia di berbagai website atau platform digital yang dapat diunduh dengan mudah, baik secara gratis maupun dengan cara berbayar. Di era digital saat ini, perkembangan dan kemajuan teknologi semakin mendukung serta mempermudah para *desainer grafis* atau komunikasi visual dalam menciptakan desain *font* sebagai bagian dari karya mereka. Selain itu, *desain grafis* juga memegang peranan penting dalam pembuatan logo, yang memerlukan proses eksplorasi dan pemilihan yang cermat agar sesuai dengan identitas visual suatu merk. Namun, dengan banyaknya jenis dan gaya *font* yang tersedia, seringkali perencana visual dan teknisi *frontend* menghadapi tantangan yang menimbulkan masalah dalam mengenali dan memilih gaya teks yang tepat untuk setiap proyek *desain*. Oleh karena itu, dibutuhkan sebuah sistem yang mampu membantu dalam proses identifikasi dan klasifikasi *font* secara otomatis dan efisien. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengembangkan sebuah model *Convolutional Neural Network* (CNN) yang dapat digunakan untuk klasifikasi gambar produk *font* secara otomatis. Penelitian ini menggunakan data kuantitatif yang dikumpulkan melalui proses eksperimen awal. Setelah dilakukan pengujian, hasil menunjukkan bahwa penggunaan optimizer Adam menghasilkan akurasi klasifikasi yang tinggi, mencapai 96.77%. Dengan demikian, implementasi CNN terbukti efektif dalam mengklasifikasikan produk *font*, yang dapat membantu para *desainer grafis* dalam membuat keputusan yang lebih cepat dan tepat terkait pemilihan *font*. Hal ini diharapkan dapat meningkatkan produktivitas serta kualitas hasil desain grafis secara keseluruhan, sekaligus meminimalkan kesalahan pemilihan jenis *font*.

Kata kunci: Produk *Font*; *Convolutional Neural Network*; Klasifikasi

Abstract

In the world of graphic design, font types are a very important unit in creating works that are not only visually appealing, but also able to increase the aesthetic value and

communication of messages. There are many types of fonts available on various websites or digital platforms that can be easily downloaded, either for free or for a fee. In today's digital era, the development and advancement of technology increasingly support and facilitate graphic designers or visual communication in creating font designs as part of their work. In addition, graphic design also plays an important role in creating logos, which require a careful exploration and selection process to match the visual identity of a brand. However, with the many types and styles of fonts available, visual planners and frontend technicians often face challenges that cause problems in recognizing and choosing the right text style for each design project. Therefore, a system is needed that can assist in the process of identifying and classifying fonts automatically and efficiently. The purpose of this study is to develop a Convolutional Neural Network (CNN) model that can be used for automatic classification of font product images. This study uses quantitative data collected through an initial experimental process. After testing, the results showed that the use of the Adam optimizer produced high classification accuracy, reaching 96.77%. Thus, the implementation of CNN has proven effective in classifying font products, which can help graphic designers make faster and more accurate decisions regarding font selection. This is expected to increase productivity and the overall quality of graphic design results, while minimizing errors in selecting font types.

Keywords: Font Products; Convolutional Neural Networks; Classification

Pendahuluan

Korespondensi didalam keberadaan manusia mungkin merupakan hal yang utama. Baik saat sedang belajar, bekerja, atau sekedar bersenang-senang. Tanpa disadari, dalam rutinitas rutin kita, kita menjadi anggota dalam latihan korespondensi, baik sebagai pengirim pesan maupun penerima pesan. Hasil korespondensi masih diudarkan oleh gadget yang mencakup sumber pesan dan penerima pesan. Bahasa tertulis telah terbukti menjadi alat komunikasi yang berguna selama berabad-abad. Huruf merupakan bagian terkecil dari rancangan bahasa tersusun dan merupakan komponen penting dalam membangun kata atau kalimat. Rangkaian huruf dalam suatu kata atau kalimat tidak hanya dapat memberikan makna yang menyinggung suatu benda atau pemikiran, namun juga dapat menyampaikan gambaran atau kesan visual. Selain sebagai gambaran bunyi, pemanfaatan huruf untuk menyampaikan pesan, bentuk dan jenis huruf mempunyai perasaan berbeda-beda yang menunjukkan karakter. Setiap simbol mewakili suara tertentu. Karakter-karakter ini memperoleh kemampuan untuk membangkitkan berbagai emosi (suasana dan konotasi) untuk keperluan desain visual sesuai dengan tujuan komunikasi (seperti dalam iklan, website, logotype, branding/identitas, dll). Bentuk visual huruf tidak hanya mampu menyampaikan pesan dan makna tetapi juga tingkatan bunyi dan perasaan, hirarki dan kepentingan, keterangan dan kejernihan. (Dewi, Udayana, & Swendra, 2022)

Seiring dengan perkembangan zaman, berbagai macam huruf mulai dibuat dengan gaya denah yang berbeda-beda. Dimulai dengan kategori yang paling mendasar, seperti *tipografi sans-serif* (tanpa kait) dan *serif* (tertaut), diikuti dengan *tipografi skrip*. Selain itu, huruf-hurufnya didesain secara manual menggunakan guratan tangan. Namun, di zaman yang terkomputerisasi ini, di samping pergantian peristiwa secara mekanis, ada hal lain dan lebih banyak lagi jenis dan kelas huruf. Selain itu, desainnya pun semakin bervariasi. Faktanya, banyak gaya teks yang dapat

diunduh secara gratis. Banyak sekali font-font yang tersedia di berbagai website atau laman internet yang dapat diunduh dengan mudah, baik gratis maupun berbayar, di era digital yang mana perkembangan dan kemajuan teknologi sangat mendukung dan memudahkan para desainer grafis atau komunikasi visual dalam mendesain font hasil karya mereka. (Saryanto, 2021)

Graphic desainer dan *frontend engineer* pada keadaan tertentu sangat membutuhkan identifikasi *font* dan permasalahan yang sering terjadi adalah melakukan kemajuan serupa atau memanfaatkan text style serupa dari rencana kerja atau aplikasi yang dibuat oleh desain grafis dan *frontend designer* lain. Skenario lain melibatkan seorang desainer logo yang ingin mencetak logo yang menyertakan font tetapi tidak memiliki file berbasis vektor. Perancang harus menelusuri kembali logo dalam kondisi seperti ini. Yang pasti, jika dokumen gambar yang diikuti berukuran besar, cenderung dibantu dengan alat-alat berikut yang ada, namun dengan asumsi rekaman gambar yang dimiliki pembuatnya sedikit, maka tidak masuk akal jika berharap untuk menggunakan alat-alat berikut ini. Perlu mengikutinya secara fisik. Meskipun demikian, gaya teks saat ini berupa gambar atau aplikasi yang sulit untuk mengetahui jenis gaya teksnya. Oleh karena itu, beberapa perencana visual dan teknisi *frontend* mengalami masalah dalam mengenali gaya teks. Karena harus mencari *font* yang akan digunakan secara manual, hal ini dapat mempersulit *desainer grafis* dan front-end developer untuk produktif dan efektif dalam pekerjaannya. Ada beberapa metode untuk mengklasifikasi dan mengenali objek dalam sebuah gambar, salah satunya adalah strategi *Convolutional Neural Network* (CNN) yang sering digunakan pada informasi gambar. (Atmaja, 2022)

Salah satu pendekatan *deep learning* yang digunakan untuk memecahkan masalah dengan mempelajari data sebelumnya adalah *Convolutional Neural Network* (CNN). Karena CNN didasarkan pada sistem pengenalan citra pada *cortex* manusia, pendekatan CNN paling efektif dalam pengenalan citra digital. *Convolutional neural network* mampu menganalisis fitur secara *unsupervised* atau tanpa pengawasan, yang menjadikan metode ini berbeda dengan metode pembelajaran mesin lainnya dan memiliki kemampuan untuk mengklasifikasikan dengan tingkat akurasi karena dapat mengatasi perubahan pada gambar yang dimasukkan seperti rotasi, skala, translasi, dan skala, serta dapat mengurangi jumlah parameter bebas yang ada. Salah satu komponen *convolutional neural network* adalah *imageinput, convolution, relu, maxpool, fully connected, softmax, classoutput*. Dimana setiap *neuron* dan bagian-bagiannya yang membentuk arsitektur CNN dipresentasikan dalam bentuk tiga dimensi, CNN sangat cocok untuk pemrosesan gambar. (Setiono & Supatman, 2024)

Langkah awal dalam penelitian ini melibatkan pengumpulan dataset citra citra produk *font* yang memiliki berbagai macam gaya. Setelah itu, dataset tersebut akan digunakan untuk melatih dan menguji model CNN. Selama proses desain, model CNN akan belajar untuk mengenali pola-pola visual yang berbeda antara *font* yang sering digunakan pada undangan pernikahan dengan *branding*.

Dalam penelitian (Santoni & et all, 2021) menggunakan data penelitian yang terdiri dari 1300 gambar alfabet, 5000 gambar teks, dan 200 kosakata bahasa daerah Minangkabau dan metode *Deep Learning* yaitu *Convolutional Neural Networks* (CNN). Informasi gambar kumpulan huruf digunakan untuk membuat model pengelompokan CNN. Hasil penggunaan model ini pada pengenalan gambar teks akan diterjemahkan ke dalam bahasa daerah. Presisi model CNN diperoleh sebesar 98,97%, sedangkan presisi pengenalan gambar teks (*Optical*

Person Acknowledgment - OCR) sebesar 50,72%. Ketepatan ini rendah karena adanya kekecewaan pembagian pada huruf I dan j. Namun algoritma Leveinstan Distance yang dapat memperbaiki kesalahan klasifikasi teks menghasilkan peningkatan akurasi terjemahan sebesar 75,78%. Hasilnya, metode *Leveinsan Distance* untuk menerjemahkan teks bahasa Indonesia ke dalam teks bahasa daerah dan metode Convolutional Neural Networks (CNN) untuk mengidentifikasi teks pada gambar teks berhasil diterapkan pada penelitian ini.

Penelitian yang dilakukan oleh (Arya Prayoga, 2023) menjelaskan bahwa Teknologi *Convolutional Neural Network* (CNN) dapat digunakan untuk mengklasifikasikan gambar motif batik Yogyakarta berdasarkan pola pengenalan motif tersebut. Total ada 600 gambar motif batik Yogyakarta yang digunakan untuk klasifikasi, antara lain ceplok, kawung, dan parang. Penggunaan CNN untuk mengklasifikasikan gambar bergantung pada model arsitektur yang digunakan. Konvolusional untuk ekstraksi fitur dan Jaringan Syaraf Tiruan untuk klasifikasi adalah dua tahapan arsitektur CNN. Pada tahap ekstraksi ciri, dibedakan tujuh model arsitektur CNN untuk pengenalan motif batik Yogyakarta. Model keenam menghasilkan hasil klasifikasi gambar motif batik Yogyakarta dengan akurasi tertinggi menggunakan CNN. Model keenam memiliki rata-rata *recall* sebesar 87,66 persen, rata-rata presisi sebesar 88,46 persen, dan akurasi sebesar 87,83 persen. Nilai ketepatan, keakuratan, dan tinjauan yang diperoleh model keenam berada di atas 80%, artinya model keenam mampu menata tema batik Yogyakarta dengan sangat baik.

Penelitian selanjutnya oleh (Setiono & Supatman, 2024) melakukan pengembangan model Convolutional Neural Network (CNN) untuk klasifikasi antraknosa pada citra cabai rawit, guna meningkatkan efektivitas diagnosis penyakit. Data citra diperoleh dari kebun cabai di Desa Savanajaya, Kabupaten Buru, dengan total 1000 gambar, yang dibagi menjadi 500 citra cabai sehat dan 500 citra cabai terinfeksi. Data tersebut diolah dan dilabeli secara manual, kemudian diresize untuk konsistensi. CNN dilatih menggunakan optimizer Adam, RMSprop, dan SGDM, dengan hasil pengujian menunjukkan bahwa optimizer Adam memberikan akurasi tertinggi sebesar 93.25%. Implementasi CNN terbukti efektif dalam mengklasifikasi antraknosa, membantu petani dalam pengambilan keputusan tepat waktu untuk pengendalian penyakit, sehingga dapat meningkatkan produktivitas dan mengurangi kerugian ekonomi. Penelitian ini menegaskan pentingnya pemilihan optimizer yang tepat dan kualitas dataset dalam pengembangan model klasifikasi penyakit tanaman berbasis citra.

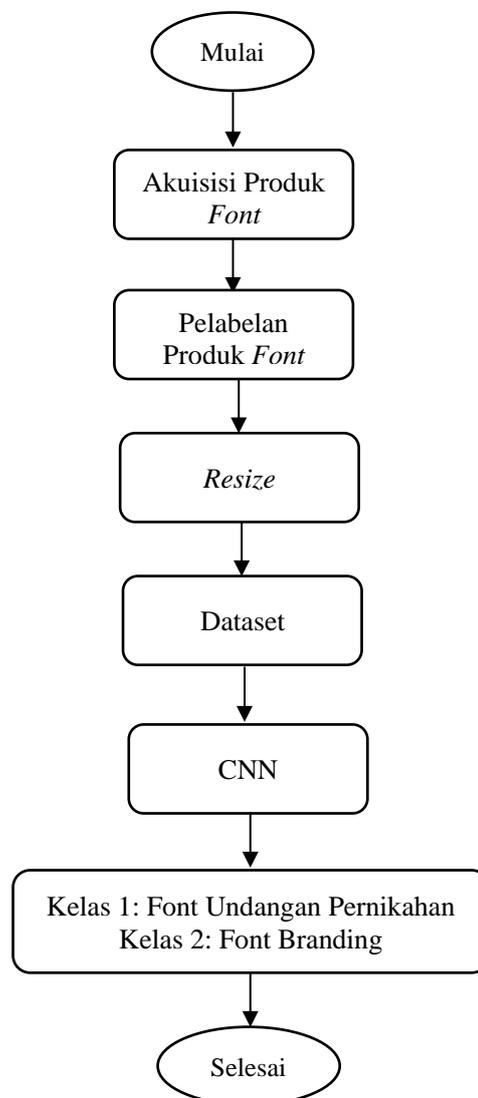
Penelitian sebelumnya telah mengeksplorasi berbagai penggunaan *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam klasifikasi berbagai objek, seperti Bahasa daerah, motif batik Yogyakarta, dan cabai rawit. Oleh karena itu, penelitian ini menyoroti kebutuhan akan penelitian yang fokus pada pengembangan model CNN untuk membedakan antara *font* undangan pernikahan dengan branding. Metode CNN untuk klasifikasi produk *font*, diharapkan dapat memberikan kontribusi signifikan dalam pengembangan sistem pemantauan kenekaragaman *font*. Selain itu, kemampuan model CNN untuk melakukan klasifikasi secara cepat dan akurat dapat membantu para *desain grafis* dalam pengambilan keputusan yang tepat waktu dalam pembuatan *font*. Pengembangan lebih lanjut dalam bidang ini akan membawa manfaat besar bagi pengendalian *font* dan peningkatan produktivitas *desain grafis* di Indonesia.

Metodologi Penelitian

Studi ini menggunakan metode *Convolutional Neural Network* untuk mengklasifikasikan produk *font* Data yang akan digunakan untuk instruksi, validasi, dan input penelitian dikumpulkan pada awal proses penelitian. Kemudian, untuk klasifikasi, metode CNN digunakan untuk membuat perancangan jaringan pada objek. Untuk mengklasifikasikan objek, teknik ini diterapkan pada data desain. Selain itu, diperoleh hasil yang baik dalam membedakan antara *font* undangan pernikahan dengan branding.

Alur Penelitian

Penelitian ini mempunyai 6 tahap, dimulai dengan akuisisi citra cabai rawit sehat dan terinfeksi hingga hasil akurasi dalam membedakan cabai sehat atau terinfeksi antraknosa. Alur penelitian ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Tahapan Penelitian

Akuisisi Produk Font

Pembuatan citra produk *font* menggunakan aplikasi *Font Creator*. Data citra diperoleh dari desain grafis yang dibuat oleh peneliti. Data citra yang diperoleh berupa desain *font* untuk undangan pernikahan dan branding. Sebanyak 314 desain *font* yang telah dibuat oleh peneliti. Data dibagi menjadi dua kelas yaitu 249 desain *font* undangan pernikahan dan 65 desain *font* branding. Data produk *font* ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Akuisisi Produk Font

No	Kelas	Citra Produk Font	Jumlah
1	Undangan Pernikahan		249
2	Branding		65

Pelabelan Produk Font

Setelah citra produk *font* diakuisisi, tahap berikutnya adalah pelabelan citra. Citra yang terkumpul kemudian dikategorikan menjadi dua kelompok yaitu *font* undangan pernikahan dan branding. Proses pelabelan ini dilakukan secara manual.

Resize

Resize adalah tahap penting memastikan ukuran konsisten dari gambar input, meningkatkan efisiensi komputasi, dan memungkinkan model untuk mempelajari fitur yang lebih umum. Dengan menggunakan teknik *resize* yang tepat, dapat meminimalkan hilangnya detail penting dari gambar asli, sehingga memastikan bahwa informasi yang diperlukan untuk pengenalan pola tetap terjaga dalam proses pengolahan data. Gambar yang akan digunakan diresize menjadi 442x1400.

Dataset

Dataset adalah sekumpulan data yang digunakan untuk melatih, menguji, atau mengevaluasi model pembelajaran mesin (Amri, 2024). Pada penelitian ini dataset digunakan untuk pelatihan dan pengujian model CNN. Data pelatihan digunakan untuk melatih model CNN dan data pengujian digunakan untuk mengevaluasi kinerja model. Dataset terbagi menjadi rasio tertentu misalnya 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian.

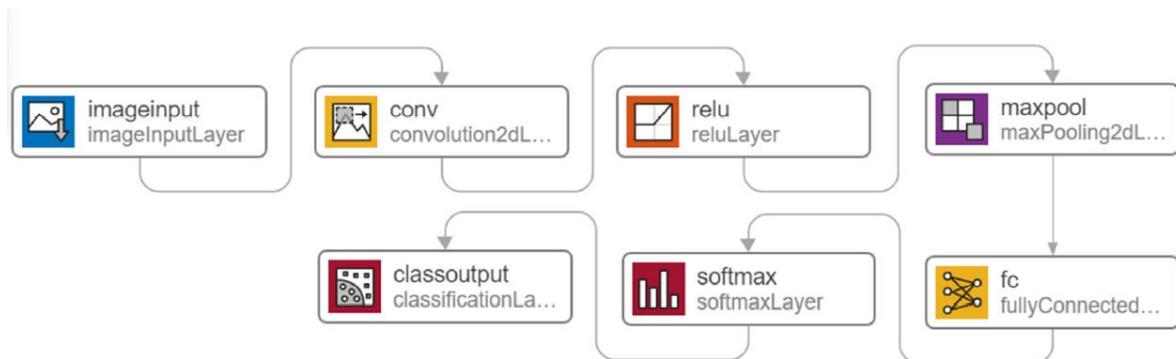
Convolution Neural Network (CNN)

CNN merupakan pengembangan dari *neural network* yang dirancang untuk memperbaiki kelemahan dari jaringan *neural network* salah satu dalam klasifikasi objek (Herdianto, 2022). Arsitektur CNN direncanakan dengan hati-hati untuk menangkap fitur-fitur yang relevan dari

citra, termasuk lapisan konvolusi, normalisasi batch, fungsi aktivasi ReLU, dan lapisan max pooling. Desain arsitektur ini merupakan langkah kunci dalam membangun model yang efektif untuk mengklasifikasi antrankosa pada citra cabai rawit. Proses pelatihan model Convolutional Neural Network (CNN) untuk mengklasifikasikan produk *font* yang melibatkan pengumpulan dataset citra mencakup sampel-sampel pada *font* undangan pernikahan dan branding, yang kemudian digunakan untuk melatih model CNN (Ilmy Eka Handayani, 2023). Langkah-langkah ini mencakup konfigurasi CNN dengan algoritma Adam, RMSprop, SGDM serta penyesuaian arsitektur CNN dengan lapisan imageinput, convolution, relu, maxpool, fully connected, softmax, dan classoutput. Setelah melalui tahap pelatihan, model CNN tersebut dapat digunakan untuk mengenali produk *font* dengan tingkat akurasi yang diharapkan (Sinaga, Albira, & Sidiq, 2024). Setelah pelatihan selesai, model CNN diuji menggunakan dataset pengujian yang terpisah. Citra-citra dalam dataset pengujian tidak digunakan selama pelatihan dan digunakan untuk menguji kemampuan model dalam mengklasifikasikan citra-citra baru. Hasil prediksi dari model kemudian dibandingkan dengan label sebenarnya untuk mengevaluasi performa model.

↑	Name	Type	Activations	Learnables	Total Learnab...
1	imageinput 227x227x3 images with 'zerocenter' normalization	Image Input	227x227x3	-	0
2	conv 32 3x3x3 convolutions with stride [1 1] and padding 'same'	Convolution	227x227x32	Weights 3x3x3x32 Bias 1x1x32	896
3	relu ReLU	ReLU	227x227x32	-	0
4	maxpool 5x5 max pooling with stride [1 1] and padding 'same'	Max Pooling	227x227x32	-	0
5	fc 2 fully connected layer	Fully Connected	1x1x2	Weights 2x1648928 Bias 2x1	3297858
6	softmax softmax	Softmax	1x1x2	-	0
7	classoutput crossentropyex	Classification Output	-	-	0

Gambar 2. Desain Arsitektur CNN



Gambar 3. Alur Arsitektur CNN

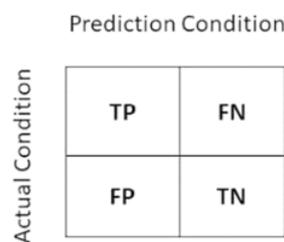
Membedakan Font Undangan Pernikahan dan Branding

Setelah model CNN dilatih menggunakan data pelatihan, tahap berikutnya adalah menguji model untuk membedakan antara *font* undangan pernikahan dan branding. Model yang telah dilatih akan diuji dengan data pengujian untuk mengevaluasi akurasi dan kemampuannya dalam mengklasifikasi citra. Hasil akurasi CNN dalam mengklasifikasi produk *font* undangan pernikahan dan branding mencerminkan seberapa baik model tersebut dapat memprediksi dengan tepat kondisi infeksi pada citra, memberikan gambaran tentang efektivitas dan keandalan model

dalam tugas klasifikasi yang diberikan. Perhitungan akurasi dengan *confusion matrix* sebagai berikut (Wulandari, Yasin, & Widiharih, 2020).

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + FN + FP + TN}$$

Variabel Positif Asli, atau TP, dinilai dari setiap data yang memiliki nilai asli positif dan mengklasifikasikan sistem dengan benar. TP dijumlahkan dengan Variabel Negatif Asli, atau TN, yang dinilai dari setiap data yang memiliki nilai asli negatif dan sistem mengklasifikasikan dengan benar. Untuk menghitung akurasi, TP digabungkan dengan TN. Hasil penjumlahan sebelumnya dibagi dengan TP+FN+FP+TN, di mana FN adalah data negatif yang gagal diklasifikasi oleh sistem dan FP adalah data positif yang gagal diklasifikasi oleh sistem. Total data yang diuji disebut TP+FN+FP+TN (Miftahuddin Fahmi, 2023).



Gambar 4. *Confusion Matrix*

Hasil dan Pembahasan

Tabel Parameter skenario pengujian menyajikan detail parameter dan nilai-nilai yang digunakan dalam pengembangan dan evaluasi model *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mengklasifikasi produk *font*. Parameter utama yang dipertimbangkan meliputi jumlah epoch, optimizer, tingkat pembelajaran awal, fungsi aktivasi, serta konfigurasi lapisan konvolusi, max pooling, dan normalisasi batch.

Tabel 2. Parameter Skenario Pengujian

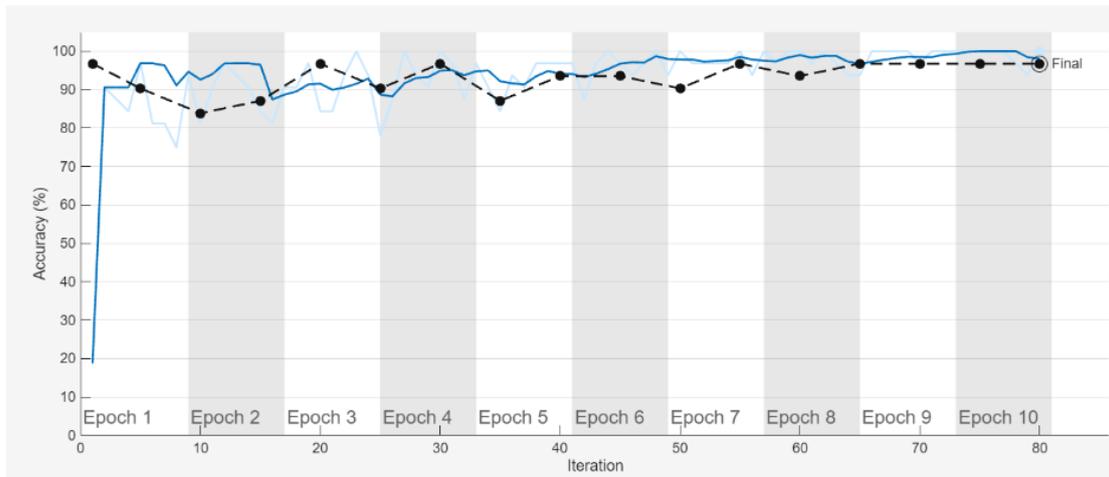
No.	Parameter	Nilai/Uraian
1.	Jumlah <i>Epoch</i>	10
2.	<i>Optimizer</i>	Adam
3.	Tingkat Pembelajaran Awal	0.001
4.	Fungsi Aktivasi	ReLU
5.	Lapisan Konvolusi	Jumlah: 4, Ukuran Kernel: [3x3]
6.	Lapisan <i>Max Pooling</i>	Jumlah: 4, Ukuran Pool: [2x2], Stride: [2x2]
7.	Lapisan Normalisasi <i>Batch</i>	<i>Yes</i>
8.	Lapisan <i>Fully Connected</i>	Jumlah: 1, Jumlah Neuron: 2

9.	Ukuran Citra Input	150x150x3 (RGB)
10.	Jumlah Kelas Output	2
11.	<i>Batch Size</i>	32
12.	Metrik Evaluasi	Akurasi, <i>Precision</i> , <i>Recall</i> , F1-Score, IoU
13.	Tingkat Pengurutan	Setiap <i>Epoch</i>
14.	Frekuensi Validasi	Setiap 5 <i>Epoch</i>

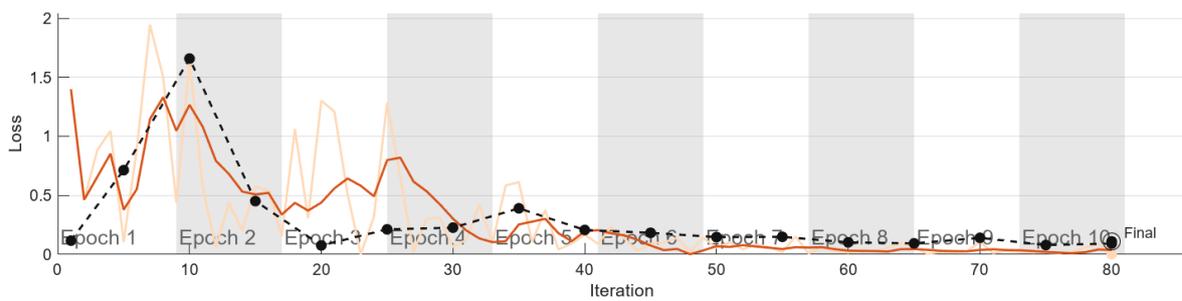
Hasil pengujian model *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk klasifikasi citra produk *font* menunjukkan variasi kinerja berdasarkan jenis *optimizer* yang digunakan. Dalam skenario ini adalah Adam. Semua pengujian dilakukan dengan membagi dataset menjadi 90% untuk pelatihan dan 10% untuk pengujian menggunakan fungsi “ ” Tingkat pembelajaran awal sebesar 0.001 dipilih untuk memulai proses pelatihan dengan langkah pembelajaran yang moderat. Fungsi aktivasi ReLu digunakan untuk Memberikan Sifat non-linearitas yang diperlukan dalam jaringan CNN.

Konfigurasi lapisan-lapisan seperti konvolusi, *max pooling*, dan normalisasi batch diatur secara selektif untuk mengoptimalkan proses ekstraksi fitur dan peningkatan performa model. Dengan menggunakan ukuran citra input 150x150x3 (RGB) dan lapisan fully connected dengan jumlah neuron sebanyak dua untuk mencocokkan output klasifikasi, model diharapkan mampu mengklasifikasi citra dengan akurasi tinggi antara *font* undangan pernikahan dan branding. Evaluasi model dilakukan dengan menggunakan metrik akurasi, dan validasi dilakukan setiap 5 epoch untuk memantau performa model secara periodik dan menghindari *overfitting*.

Pada pengujian *optimizer* Adam menunjukkan hasil terbaik dengan mencapai akurasi sebesar 96.77% dan nilai *loss* sebesar 3.23%. Adam, yang merupakan singkatan dari Adaptive Moment Estimation, menggabungkan keunggulan metode RMSprop dan Momentum. Dengan menyesuaikan tingkat pembelajaran secara adaptif untuk setiap parameter, Adam menawarkan pelatihan yang lebih stabil dan cepat. Tingkat akurasi yang tinggi dan nilai *loss* yang rendah mengindikasikan bahwa model mampu mengidentifikasi antraknosa dengan sangat baik dan meminimalkan kesalahan prediksi selama pelatihan. Hasil ini menunjukkan bahwa dengan proporsi data latih yang cukup besar, model mampu mempelajari pola-pola yang kompleks dalam data latih dengan baik, sehingga dapat menghasilkan hasil yang lebih akurat. Grafik akurasi pengujian hasil akurasi dan *loss* dengan *optimizer* Adam dapat dilihat pada gambar 5 dan gambar 6.

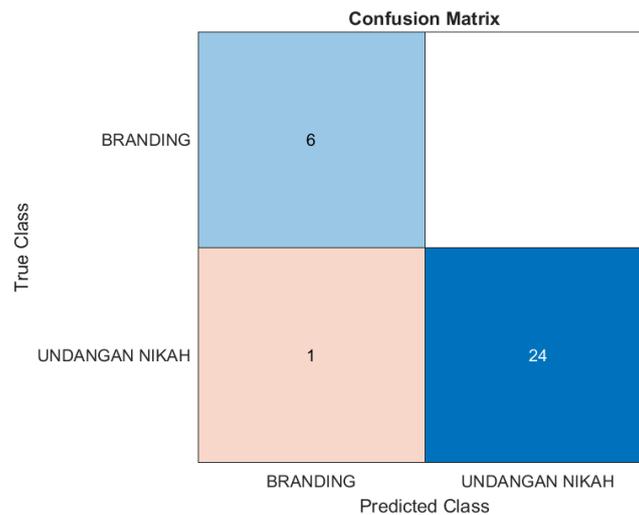


Gambar 5. Grafik Hasil Akurasi



Gambar 6. Grafik Hasil Error/Loss

Hasil pengujian ini menunjukkan bahwa *optimizer A* memiliki tingkat akurasi dan nilai loss dengan akurasi yang tinggi mencapai 96.77%. Hasil *confusion matrix* dari klasifikasi menggunakan *Convolutional Neural Network (CNN)* Hasil pengujian menggunakan *confusion matrix* menunjukkan bahwa *optimizer Adam* memberikan hasil kinerja dengan akurasi 6 data dan loss 0 untuk produk *font branding*, serta kinerja dengan akurasi sebanyak 24 data dan loss 81 untuk produk *font undangan pernikahan*.



Gambar 7. Gambar Tabel *Confusion Matrix* *Optimizer Adam*

Kesimpulan

Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian dapat disimpulkan bahwa penggunaan *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam klasifikasi citra produk *font* menghasilkan beberapa poin penting yang dapat ditarik dari kesimpulan:

1. Penelitian ini menunjukkan bahwa penggunaan *Convolutional Neural Network* (CNN) sangat efektif dalam klasifikasi produk *font*. Dengan memanfaatkan dataset citra produk *font* undangan pernikahan dan branding, model CNN mampu mengidentifikasi pola-pola visual yang membedakan kedua kondisi tersebut dengan tingkat akurasi yang tinggi. Hasil pengujian menunjukkan bahwa optimizer Adam memberikan kinerja dengan akurasi 96.77% dan nilai loss 3.23%.
2. Implementasi CNN dalam klasifikasi produk *font* dapat membantu desain grafis dalam pengambilan keputusan. Dari hasil penelitian, terdapat beberapa kelebihan dan kekurangan yang dapat diidentifikasi:

Kelebihan:

- a. Akurasi Tinggi: CNN, dengan optimizer Adam, mampu mencapai akurasi klasifikasi hingga 96.77%, menunjukkan bahwa metode ini sangat efektif untuk tugas ini.
- b. Pemrosesan Otomatis: CNN dapat menganalisis dan mengenali pola visual secara otomatis, mengurangi kebutuhan akan intervensi manual dan memungkinkan diagnosis yang lebih cepat.
- c. Adaptabilitas: CNN mampu mengatasi variasi dalam gambar seperti rotasi, skala, dan translasi, menjadikannya fleksibel dalam berbagai kondisi citra.
- d. Kontribusi Signifikan: Implementasi teknologi ini dapat memberikan kontribusi besar dalam sistem pemantauan produk *font* yang efektif dan efisien, membantu desain grafis dalam memilih *font* mereka dengan lebih baik.

Kekurangan:

- a. Kompleksitas dan Sumber Daya: Melatih model CNN membutuhkan sumber daya komputasi yang tinggi dan waktu yang cukup lama, yang mungkin tidak selalu tersedia di semua kondisi.
- b. Ketergantungan pada Kualitas Data: Keberhasilan model sangat bergantung pada kualitas dan kuantitas dataset yang digunakan untuk pelatihan. Dataset yang kurang representative dapat mengurangi akurasi model.

Saran

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, untuk menutupi kekurangan dalam penelitian sebelumnya dan mengembangkan potensi penelitian ke depan,

berikut ini beberapa saran:

- e. Penelitian mendatang perlu memperluas dataset dengan menambahkan lebih banyak desain *font* dari berbagai desain grafis. Ini akan membantu meningkatkan kemampuan model untuk menggeneralisasi dan akurasinya dalam berbagai situasi nyata.
- f. Bisa menggunakan artikel ini sebagai referensi penelitian selanjutnya.

Ucapan Terima Kasih

Saya panjatkan puji syukur kehadirat Tuhan Yang Maha Esa, karena telah memudahkan Peneliti untuk menyusun artikel ini. Selain itu, saya juga ingin mengucapkan terimakasih kepada:

1. Diri sendiri, karena telah mau berproses dan bertahan hingga artikel ini dapat diterbitkan.
2. Kedua orang tua saya, yang selalu senantiasa mendoakan setiap langkah yang saya ambil
3. Dosen pembimbing saya, yang selalu sabar membimbing dan memberikan arahan hingga artikel ini terbit.
4. Pihak – pihak lain yang tidak bisa saya sebutkan satu per satu, terimakasih karena telah menemani dan membantu saya.

Semoga dengan adanya artikel ini, dapat bermanfaat bagi pembaca dan pihak lain yang membutuhkan.

Daftar Pustaka

- Amri, I. (2024). Implementasi algoritma convolutional neural network untuk menerjemahkan bahasa isyarat. *Jurnal Multidisiplin Saintek*, 75.
- Arya Prayoga, M. P. (2023). Arsitektur convolutional neural network untuk model klasifikasi citra batik Yogyakarta. *Journal of Applied Computer Science and Technology (JACOST)*, 82.
- Atmaja, B. (2022). Identifikasi jenis font pada gambar dengan menggunakan metode convolutional neural network (CNN). *Jurnal UI SI*, 1–2.
- Dewi, N. N., Udayana, S. G., & Swendra, C. G. (2022). Perancangan font dan desain preview font Two Hand di Alit Desain Studio. *Jurnal Institut Seni Indonesia Denpasar*, 2.
- Herdianto, D. N. (2022). Klasifikasi objek menggunakan metode convolutional neural network (CNN). *Jurnal Prosiding SNASTIKOM*, 332.
- Handayani, I. E., & Anindita, D. A. (2023). Klasifikasi penyakit antraknosa pada cabai merah Teropong “Inko Hot” dengan metode convolutional neural network. *Jurnal SINTECH*, 80.
- Fahmi, M., & Yusro, A. (2023). Pemilahan sampah menggunakan model klasifikasi support vector machine gabungan dengan convolutional neural network. *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, 78.
- Setiono, M., & Supatman. (2024). Klasifikasi penyakit antraknosa citra cabai rawit dengan metode convolutional neural network (CNN). *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, 308.
- Santoni, M. M., & Nugroho, N. C. (2021). Penerapan convolutional neural network untuk mesin penerjemah bahasa daerah Minangkabau berbasis gambar. *Jurnal RESTI*, 1153.
- Saryanto, U. A. (2021). Kajian karakterisasi jenis huruf Avenir dan kaitannya dengan tingkat keterbacaan. *Jurnal Dimensi*, 76–78.
- Setiono, M., & Supatman. (2024). Klasifikasi penyakit antraknosa citra cabai rawit dengan metode convolutional neural network (CNN). *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem*

Informasi, 309.

Sinaga, M. H., Albira, M., & Sidiq, M. F. (2024). Klasifikasi gambar pemandangan dengan kecerdasan buatan berbasis CNN. *Jurnal JTIK (Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi)*, 413–414.

Wulandari, I., Yasin, H., & Widiharih, T. (2020). Klasifikasi citra digital bumbu dan rempah dengan algoritma convolutional neural network (CNN). *Jurnal Gaussian*, 277.