

KLASIFIKASI MODEL PAKAIAN MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

Uswatun Khasanah¹, Okta Viona Cahyanti², Ilmaya Ni'matul Fatma³, Tinuk Agustin⁴

¹²³⁴Prodi S1 Informatika, STMIK Amikom Surakarta

¹²³⁴Sukoharjo Indonesia

Email: ¹uswatun.10408@mhs.amikomsolo.ac.id,

²okta.10383@mhs.amikomsolo.ac.id, ³ilmaya.10382@mhs.amikomsolo.ac.id,

⁴agustin.amikom@gmail.com

Abstract

Clothing model classification plays an important role in industrial sectors such as e-commerce, manufacturing, and advertising. One of the main challenges faced in clothing classification is the inefficiency of manual and conventional methods which require a large amount of time and resources. This research aims to increase accuracy and efficiency in clothing model classification by utilizing Convolutional Neural Network (CNN), which is known for its ability to recognize complex visual patterns and manage large datasets. In this research, the CNN model is designed with several convolution layers to extract important features, as well as using a regularizer to increase model stability and reduce the possibility of overfitting. The dataset used consists of 10 clothing categories with a total of 6007 images obtained from Kaggle. The model was tested by dividing the data into training data (80%) and test data (20%), and evaluated using accuracy, precision, recall and confusion matrix metrics. The research results show that the developed CNN model achieves 89.59% accuracy on test data, exceeding the accuracy achieved by previous classification methods such as YOLOv3 and ResNet50. This improvement can be attributed to the effective use of a regularizer in reducing overfitting and increasing the consistency of results. However, this model still faces challenges in classifying clothing categories that have visual similarities, such as t-shirts and jackets. Overall, this research makes a significant contribution to the use of CNNs in clothing classification in the e-commerce industry, by offering a solution that is more efficient and accurate than traditional approaches, and has great potential to improve user experience and support product search automation.

Keywords: Clothing Classification, Convolutional Neural Network, Regularizers, Accuracy, e-Commerce

Abstraksi

Klasifikasi model pakaian memiliki peran penting dalam sektor industri seperti e-commerce, manufaktur, dan periklanan. Salah satu tantangan utama yang dihadapi dalam klasifikasi pakaian adalah ketidakefisienan metode manual dan konvensional yang memerlukan waktu dan sumber daya yang besar. Penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi dalam klasifikasi model pakaian dengan memanfaatkan Convolutional Neural Network (CNN), yang terkenal karena kemampuannya dalam mengenali pola visual yang kompleks serta mengelola dataset besar. Dalam penelitian ini, model CNN dirancang dengan beberapa lapisan konvolusi untuk mengekstraksi fitur penting, serta menggunakan regularizer untuk meningkatkan

stabilitas model dan mengurangi kemungkinan overfitting. Dataset yang digunakan terdiri dari 10 kategori pakaian dengan total 6007 gambar yang diperoleh dari Kaggle. Model diuji dengan membagi data menjadi data pelatihan (80%) dan data uji (20%), dan dievaluasi dengan menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan confusion matrix. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model CNN yang dikembangkan mencapai akurasi 89,59% pada data uji, melebihi akurasi yang dicapai oleh metode klasifikasi sebelumnya seperti YOLOv3 dan ResNet50. Peningkatan ini dapat diatributkan pada penggunaan regularizer yang efektif dalam mengurangi overfitting dan meningkatkan konsistensi hasil. Meskipun demikian, model ini masih menghadapi tantangan dalam mengklasifikasikan kategori pakaian yang memiliki kesamaan visual, seperti kaos dan jaket. Secara keseluruhan, penelitian ini memberikan kontribusi yang signifikan terhadap penggunaan CNN dalam klasifikasi pakaian di industri e-commerce, dengan menawarkan solusi yang lebih efisien dan akurat dibandingkan pendekatan tradisional, serta memiliki potensi besar untuk meningkatkan pengalaman pengguna dan mendukung otomatisasi pencarian produk.

Kata Kunci: Klasifikasi Pakaian, Convolutional Neural Network, Regularizers, Akurasi, e-Commerce.

1. PENDAHULUAN

Naskah Klasifikasi model pakaian memiliki peran penting di berbagai sektor industri, seperti e-commerce, manufaktur, dan periklanan. Dengan semakin tingginya penggunaan platform digital, kebutuhan untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasi pakaian menjadi semakin krusial guna memastikan konsistensi, meningkatkan pengalaman pelanggan, serta mendukung otomatisasi dalam pencarian dan rekomendasi produk [1]. Berdasarkan data dari Statista, nilai penjualan global e-commerce untuk pakaian diproyeksikan mencapai lebih dari USD 700 miliar pada tahun 2023, menegaskan pentingnya solusi digital dalam industri ini [2].

Namun, tantangan muncul ketika proses klasifikasi pakaian masih dilakukan secara manual atau dengan metode konvensional yang kurang efisien dan sering kali membutuhkan banyak waktu serta tenaga kerja. Ini menimbulkan ketidakefisienan, terutama dalam pengelolaan data dalam jumlah besar. Jika tidak segera diatasi, platform e-commerce bisa mengalami kesulitan dalam memberikan rekomendasi yang akurat atau menyaring produk secara efektif, yang akhirnya berdampak pada pelanggan yang mengalami kesulitan menemukan produk yang diinginkan [3].

Beberapa penelitian terdahulu telah mencoba mengatasi masalah klasifikasi pakaian dengan pendekatan-pendekatan seperti Support Vector Machine (SVM) dan K-Nearest Neighbors (KNN) [4]. Namun, pendekatan-pendekatan ini memiliki keterbatasan, terutama dalam hal akurasi dan keandalan pada data berskala besar. Metode-metode tersebut umumnya tidak cukup optimal dalam menangkap fitur kompleks dalam gambar pakaian, seperti pola, tekstur, dan variasi model. Dalam beberapa studi, pendekatan deep learning seperti Convolutional Neural Network (CNN) mulai diperkenalkan sebagai

alternatif yang lebih baik, meski penerapannya masih terbatas pada dataset tertentu atau kurang optimal untuk data dengan variasi tinggi [5].

Penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi klasifikasi model pakaian dengan memanfaatkan Convolutional Neural Network (CNN). CNN dipilih karena kemampuannya yang unggul dalam mengenali pola visual dan fitur kompleks dalam gambar. CNN memungkinkan pembelajaran fitur yang lebih otomatis tanpa membutuhkan ekstraksi fitur manual, yang diharapkan dapat meningkatkan performa klasifikasi [6].

Dalam penelitian ini, CNN diterapkan untuk klasifikasi model pakaian dengan beberapa lapisan konvolusi untuk mengekstraksi fitur yang relevan dan ditambahkan *regularizers* untuk meningkatkan akurasi dan grafik. Metode ini dipilih karena efektivitas CNN dalam menangani data visual, terutama pada data dengan variasi tinggi. Dengan adanya penelitian ini, diharapkan dapat memberikan kontribusi signifikan bagi pengembangan *regularizers* teknologi klasifikasi otomatis dalam industri e-commerce serta mengatasi keterbatasan metode klasifikasi yang ada.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Tinjauan pustaka dari beberapa peneliti dapat disimpulkan: Untuk klasifikasi gambar pakaian, penelitian ini menggunakan model CNN tingkat lanjut seperti DenseNet201, EfficientNetB6, EfficientNetB7, dan Xception [7]. Dengan skor F1 hingga 91,1%, waktu pelatihan yang singkat, dan penggunaan parameter yang rendah, model Xception adalah pilihan terbaik. Untuk meningkatkan akurasi dan mengurangi bias, metode cross-validation K-fold dan tuning hyperparameter digunakan. Ini menghasilkan evaluasi yang lebih akurat dengan skor F1, ketepatan, dan recall. Namun, penelitian tidak melihat ke luar dataset pakaian dan tidak meninjau metode augmentasi data atau model terbaru yang dapat meningkatkan hasil [7].

Studi [8] menggunakan CNN untuk menempatkan gambar batik Indonesia ke dalam kategori berdasarkan motif, warna, dan corak. Setelah pelabelan, resizing, dan normalisasi gambar dilakukan, data dilatih menggunakan beberapa lapisan CNN. Model ini menunjukkan bahwa klasifikasi otomatis interaktif melalui antarmuka web berhasil dengan akurasi 91,24% dalam mengidentifikasi jenis batik. Meskipun datasetnya terbatas pada jumlah dan hanya mencakup 14 jenis motif, kelebihanannya adalah kemampuan untuk menampilkan motif batik yang luas [8].

Penelitian [9] menggunakan CNN untuk klasifikasi gambar fashion dengan dataset Fashion MNIST, yang mencakup 10 kategori pakaian. Melalui preprocessing data dan penambahan Dropout layer, model mencapai akurasi 93%, meningkat dari 91% yang sebelumnya mengalami overfitting. CNN terbukti efektif untuk klasifikasi otomatis dalam fashion, meski akurasi pada kategori tertentu masih perlu ditingkatkan [9].

Dengan menggunakan YOLOv3 untuk mendeteksi posisi pakaian dan ResNet50 untuk klasifikasi jenis pakaian, penelitian [10] mencapai akurasi 86,44%. Namun, sistem ini kurang efektif untuk klasifikasi otomatis karena dapat mendeteksi beberapa jenis

pakaian sekaligus dan memiliki tingkat akurasi yang lebih rendah pada gambar buram [10].

Studi [11] tentang bagaimana epoch memengaruhi akurasi klasifikasi Convolutional Neural Network (CNN) menunjukkan bahwa CNN efektif untuk mengelompokkan gambar fashion dan furniture. Akurasi terbaik dicapai untuk fashion (1500 epoch) dan furniture (500 epoch), masing-masing 99,15%. Meskipun metode ini unggul dalam meningkatkan akurasi, peningkatan jumlah epoch dapat memperpanjang waktu komputasi tanpa selalu menghasilkan peningkatan yang signifikan dalam hasil [11].

Penelitian [12] terkait klasifikasi motif batik menunjukkan bahwa Convolutional Neural Network (CNN) sangat efektif untuk meningkatkan ketepatan dalam identifikasi citra batik. Fokus pada motif Batik Parang, yang dikenal dengan pola garis diagonal menyerupai huruf "S" sebagai simbol kesinambungan dan semangat, menunjukkan keberhasilan CNN dalam mengenali dan membedakan motif tersebut dari motif batik lainnya. Algoritma CNN mencapai akurasi hingga 95% dalam pengujian, menjadikannya alat yang andal karena mampu mengekstraksi ciri-ciri gambar secara otomatis tanpa pengolahan manual. Hasil penelitian ini penting untuk mendukung pelestarian batik, sekaligus memperkenalkan teknologi yang membantu masyarakat lebih mudah mengenali dan mempelajari motif batik tradisional [12].

Penelitian [13] mengeksplorasi efektivitas arsitektur CNN canggih, seperti Xception dan InceptionV3, dalam mengklasifikasikan pakaian. Model-model ini menunjukkan keunggulan dalam menangani kategori yang lebih kompleks, seperti pakaian bermotif, dengan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan model CNN standar [13].

[14] mengembangkan model yang dapat mengenali berbagai jenis pakaian adat dari Jawa Barat dengan arsitektur MobileNetV2. Sistem yang dibangun melalui proses pelatihan, validasi, dan pengujian ini menunjukkan bahwa model CNN mampu mengenali kategori pakaian adat dengan tingkat akurasi yang tinggi, berkontribusi signifikan dalam upaya klasifikasi budaya lokal dengan teknologi modern [14].

[15] menerapkan CNN ResNet untuk mengklasifikasi motif batik khas Yogyakarta, dengan augmentasi data berupa rotasi dan flip untuk meningkatkan akurasi. Model ini mencapai hasil akurasi 84,52% pada ResNet-18 dan 81,90% pada ResNet-50, membuktikan bahwa augmentasi data dapat memperbaiki performa CNN dalam mengenali pola batik yang kompleks [15].

[16] menggunakan arsitektur CNN sederhana, seperti LeNet-5, pada dataset Fashion MNIST untuk menguji kemampuan CNN dalam mengklasifikasi model pakaian. Hasil penelitian menunjukkan performa yang memadai pada dataset sederhana, menjadikan model ini dasar yang efektif sebelum melangkah ke klasifikasi gambar yang lebih kompleks [16].

Metode Deep Learning: Pendekatan CNN menjadi teknik unggulan dalam pengolahan gambar karena kemampuannya untuk menangkap pola visual kompleks tanpa perlu proses ekstraksi fitur manual. Regularizer: Penelitian ini menambahkan regularizer untuk mengatasi tantangan overfitting dan meningkatkan performa stabil

pada klasifikasi dengan akurasi mencapai 89,59%, menunjukkan perbaikan signifikan dibandingkan pendekatan sebelumnya seperti YOLOv3 dan ResNet50 yang memperoleh akurasi 86,44%. Efisiensi Implementasi: Dibandingkan penelitian seperti [7] dengan model kompleks seperti Xception yang mencapai F1-score 91,1%, penelitian ini memberikan kontribusi dengan pendekatan yang lebih sederhana namun tetap kompetitif dalam akurasi. Dengan pendekatan ini, penelitian ini memperluas batas penggunaan CNN dalam klasifikasi model pakaian, khususnya pada konteks implementasi e-commerce, tanpa memerlukan infrastruktur komputasi yang sangat tinggi.

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi klasifikasi model pakaian dengan memanfaatkan Convolutional Neural Network (CNN) berdasarkan gambar [17]. Alasan menggunakan metode penelitian Convolutional Neural Network (CNN) dapat membantu mengatasi masalah overfitting yang sering muncul ketika melatih model dengan dataset gambar yang terbatas. Pendekatan ini sangat penting untuk memastikan model dapat digeneralisasi dengan baik dan mampu mengklasifikasikan gambar pakaian yang belum pernah ditemui sebelumnya. Proses penelitian ini meliputi beberapa Langkah pada gambar 1.



Gambar 1. Metode Penelitian CNN

1. **Pengumpulan dataset:** mencari 10 class gambar pakaian yang berasal dari <https://www.kaggle.com/datasets/shreyanshverma27/new-data-fashion>.
2. **Preprocessing data:** melakukan preprocessing data dengan metode seperti resize gambar, normalisasi gambar untuk memperkaya variasi dataset pelatihan. Pengumpulan dataset didapatkan dari Kaggle model dataset pakaian dengan jumlah 10 class dan 6007 data. Contoh dataset pada 10 class dapat dilihat pada gambar 2 berikut ini.



Gambar 2. Contoh Dataset Pakaian

3. **Desain model CNN:** merancang arsitektur CNN yang mencakup lapisan konvolusional untuk ekstraksi fitur, lapisan pooling untuk mengurangi dimensi, serta lapisan fully connected untuk proses klasifikasi akhir. Untuk desain model sequential pada

pelatihan yaitu dengan menggunakan beberapa layer 1 Conv2D(32, (3,3), layer 2 Conv2D(64, (3,3), layer 3 Conv2D(128, (3,3), layer 1 – 3 MaxPooling2D(pool_size=(2,2), layer Flatten, layer Dense(128), Dropout(0.5). Untuk hasil Dapat dilihat pada tabel 1 berikut.

Tabel 1. Hasil Model sequential

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d (Conv2D)	(None, 73, 73, 32)	896
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 36, 36, 32)	0
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 34, 34, 64)	18,496
max_pooling2d_1 (MaxPooling2D)	(None, 17, 17, 64)	0
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 15, 15, 128)	73,856
max_pooling2d_2 (MaxPooling2D)	(None, 7, 7, 128)	0
flatten (Flatten)	(None, 6272)	0
dense (Dense)	(None, 128)	802,944
dropout (Dropout)	(None, 128)	0
dense_1 (Dense)	(None, 10)	1,290

Total params: 897,482 (3.42 MB)
 Trainable params: 897,482 (3.42 MB)
 Non-trainable params: 0 (0.00 B)

4. **Pelatihan model** : melatih model Sequential menggunakan data pelatihan dengan optimisasi menggunakan metode Adam, SGD, RMSprop.

Kode ini membangun sebuah model convolutional neural network (CNN) menggunakan TensorFlow dan Keras, yang dirancang untuk mengklasifikasikan gambar berukuran (75, 75, 3) atau gambar berwarna beresolusi 75x75 piksel. Berikut adalah rincian tiap komponen model:

a. Inisialisasi Model

Model dibuat menggunakan API Sequential dari Keras, yang memungkinkan kita menambahkan layer secara berurutan. Hal ini memastikan setiap layer terhubung langsung dengan layer berikutnya sesuai urutan penambahan.

b. Layer Konvolusi dan Pooling

Layer konvolusi (Conv2D) berfungsi untuk mengekstraksi fitur dari gambar menggunakan filter, sementara layer pooling (MaxPooling2D) mengurangi dimensi data, menyederhanakan informasi fitur, dan membantu mencegah overfitting. Regularisasi l2 diterapkan pada layer konvolusi untuk lebih lanjut mencegah overfitting dengan memberi penalti pada bobot besar.

Pada bagian: Conv2D(32, (3, 3), activation='relu', kernel_regularizer=l2(0.01), input_shape=(75, 75, 3)) menambahkan layer konvolusi dengan 32 filter berukuran 3x3, menggunakan fungsi aktivasi ReLU untuk membuat model lebih non-linear. Regularisasi l2(0.01) diterapkan untuk mencegah bobot yang terlalu besar, dan input_shape=(75,75,3) menetapkan ukuran input gambar. MaxPooling2D (pool_size=(2, 2)) melakukan down-sampling dengan kernel 2x2, mengurangi dimensi fitur untuk menyederhanakan data.

Dua blok konvolusi dan pooling berikutnya mengikuti pola ini, dengan jumlah filter yang meningkat. Layer konvolusi kedua memiliki 64 filter berukuran 3x3, dan yang ketiga memiliki 128 filter ukuran 3x3. Keduanya dilengkapi dengan regularisasi l2 dan aktivasi ReLU. Setiap layer konvolusi diikuti oleh max pooling 2x2 untuk menyederhanakan data.

c. Layer Flatten

Layer Flatten digunakan untuk meratakan output dari layer konvolusi dan pooling terakhir menjadi vektor 1D, yang diperlukan untuk memasuki layer fully connected.

d. Layer Dense (Fully Connected) dengan Dropout

Pada layer dense ini:

- Dense(128, activation='relu', kernel_regularizer=l2(0.01)) adalah layer fully connected dengan 128 neuron, fungsi aktivasi ReLU, dan regularisasi l2 sebesar 0.01.
- Dropout(0.5) digunakan untuk mencegah overfitting dengan menonaktifkan 50% neuron secara acak selama pelatihan.

e. Output Layer

Layer ini adalah layer output, yang memiliki Neuron sebanyak jumlah kelas (len(lb_arr)). Misalnya, jika terdapat 10 kelas, jumlah neuron adalah 10. Aktivasi softmax untuk mengubah output menjadi probabilitas di setiap kelas, yang sesuai untuk klasifikasi multikelas.

f. Kompilasi Model

Optimizer Adam dengan laju pembelajaran 0.001 digunakan sebagai algoritma optimisasi. Loss function categorical_crossentropy sesuai untuk klasifikasi multikelas. Metrics accuracy digunakan untuk memonitor akurasi model saat pelatihan.

5. **Evaluasi model :**

Dataset dibagi menjadi data latih (80%) dan data uji (20%) untuk melatih dan menguji model. Optimizer yang digunakan adalah Adam, dengan laju pembelajaran awal 0,01. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik: Akurasi: Persentase prediksi yang benar dari total prediksi; Presisi dan Recall: Untuk melihat bagaimana model menangani kategori yang mirip; Confusion Matrix: Mengidentifikasi kelas yang sering tertukar.

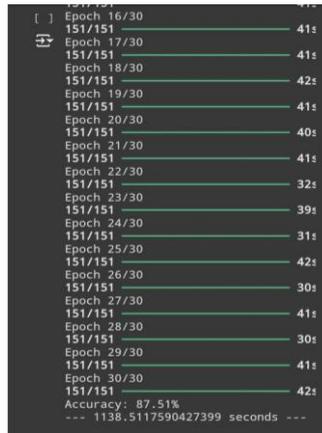
6. **Analisis hasil :** menganalisis hasil eksperimen dan membandingkan performa model dengan berbagai parameter untuk menemukan pengaturan terbaik dalam klasifikasi pakaian.

1. Akurasi: Model mencapai akurasi 89% pada data uji, menunjukkan performa yang baik dalam mengklasifikasikan gambar pakaian.
2. Presisi dan Recall: Model memiliki presisi dan recall yang lebih tinggi untuk kategori pakaian dengan bentuk unik seperti sepatu, namun sedikit menurun untuk kategori yang memiliki kemiripan visual, seperti kaos dan jaket.

3. Confusion Matrix: Kesalahan klasifikasi sering terjadi pada kategori yang serupa. Misalnya, jaket terkadang diklasifikasikan sebagai kaos.
4. Learning Curve: Menunjukkan bahwa model mencapai konvergensi setelah sekitar 30 epoch.

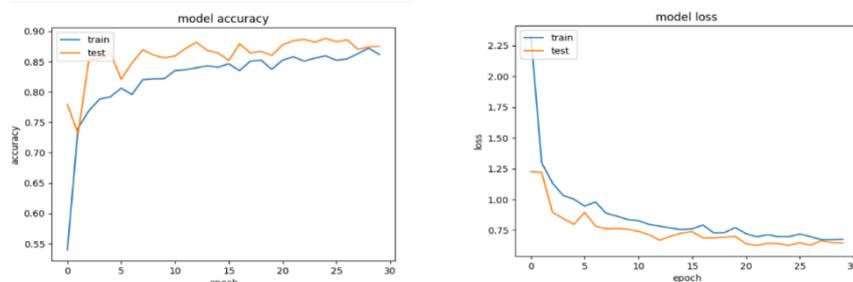
4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Hasil Pelatihan Model



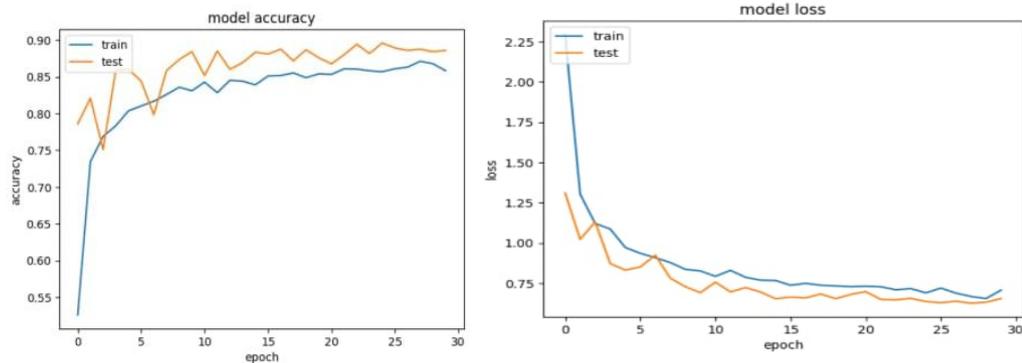
Gambar 3. Akurasi dari 30 epoch

Penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi klasifikasi model pakaian dengan memanfaatkan Convolutional Neural Network (CNN). Dalam proses pemodelan, digunakan *training set* untuk melatih model dan *validation set* (yang merupakan subset dari *training set* asli) untuk memvalidasi model. Setelah melakukan validasi model dalam 30 *epochs*, diperoleh akurasi sebesar 87,51 atau 87% terlihat pada gambar 3. Namun, saat mengevaluasi akurasi model berdasarkan nilai prediksi pada *test set*, akurasi validasi tidak meningkat setelah beberapa *epoch*, sementara *validation loss* justru bertambah (seperti terlihat pada gambar 4). Hal ini mengindikasikan bahwa model Sequential bagus, tetapi menambahkan beberapa lapisan *regularizers* ke dalam untuk hasil grafik lebih bagus.



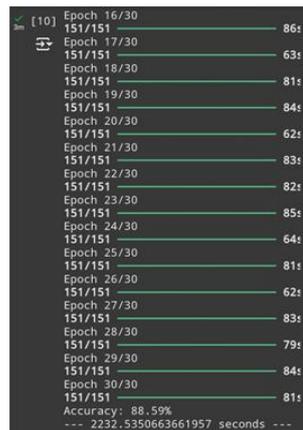
Gambar 4. Hasil Grafik Model Sequential

4.2. Evaluasi Model dan Analisis Hasil



Gambar 5. Validation Accuracy and Loss with regularizers

Penambahan *regularizers layers* pada model dapat membantu mencegah *overfitting* dan menambah akurasi. Setelah itu, model dilatih ulang dan dijalankan kembali dalam 30 *epochs*, sama seperti sebelumnya. Hasil pelatihan menunjukkan bahwa akurasi dan *loss* validasi menjadi lebih baik dan konsisten (seperti terlihat pada gambar 5), dengan akurasi pada *test set* mencapai 89,59 atau 89%.



Gambar 6. Akurasi 30 epoch setelah ditambahkan regularizers

Dalam penelitian ini, model Convolutional Neural Network (CNN) mencapai akurasi tinggi sebesar 89,59% untuk klasifikasi model pakaian. Hasil ini lebih tinggi dibandingkan penelitian Michael Christianto Wujaya (2021), yang menggunakan YOLOv3 dan ResNet50 untuk deteksi dan klasifikasi pakaian dengan akurasi 86,44%. Peningkatan ini disebabkan oleh penggunaan CNN murni dengan regularizer yang membantu menstabilkan performa model, sementara Wujaya menggunakan metode gabungan yang cenderung lebih kompleks dan kurang stabil saat menghadapi gambar buram.

Dibandingkan dengan studi Tjahyamulia & Bunyamin (2023), yang memperoleh skor F1 hingga 91,1% menggunakan model CNN lanjutan seperti Xception, hasil penelitian ini sedikit lebih rendah. Namun, penelitian ini menawarkan keunggulan dari sisi implementasi yang lebih sederhana dan lebih efisien, dengan regularizer yang meningkatkan akurasi tanpa memerlukan model yang sangat kompleks.

5. KESIMPULAN

Penelitian ini bertujuan untuk mengatasi tantangan dalam klasifikasi model pakaian yang masih dilakukan secara manual atau dengan metode tradisional yang kurang efisien dan akurat. Dengan menerapkan metode Convolutional Neural Network (CNN), model yang dikembangkan berhasil mencapai akurasi hingga 89,59% pada data uji. Hasil ini membuktikan bahwa pendekatan berbasis CNN, ditambah dengan regularizers, dapat meningkatkan stabilitas performa dalam mengklasifikasikan gambar pakaian secara otomatis.

Namun, penelitian ini belum sepenuhnya mengatasi permasalahan yang disampaikan di bagian pendahuluan, khususnya dalam hal menangani variasi yang tinggi pada dataset pakaian. Analisis menunjukkan bahwa kesalahan klasifikasi masih sering terjadi pada kategori pakaian yang memiliki kemiripan visual, seperti kaos dan jaket. Selain itu, model juga memiliki keterbatasan dalam menghadapi gambar yang lebih kompleks atau kualitas gambar yang rendah.

Secara praktis, penerapan CNN dalam penelitian ini memiliki potensi besar untuk mendukung otomatisasi klasifikasi pakaian pada platform e-commerce. Hal ini dapat meningkatkan efisiensi pencarian produk sekaligus memperbaiki pengalaman pengguna. Kendati demikian, pengembangan lebih lanjut tetap diperlukan untuk mengatasi keterbatasan yang teridentifikasi agar sistem dapat memenuhi kebutuhan industri secara lebih menyeluruh.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. Zhang, S. H. Sadiq, dan C. Tang, "A Review of Clothing Classification Using Machine Learning Methods," *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, vol. 11, no. 5, pp. 543-552, 2020.
- [2] Statista, "E-commerce fashion industry global market size 2023," Statista. [Online]. Available: <https://www.statista.com>. [Accessed: Oct. 12, 2024].
- [3] M. P. Hinton, B. N. Suman, dan K. Lee, "Challenges in Apparel Classification for E-commerce Platforms," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 29931-29945, 2021.
- [4] W. Chen, X. Zhu, dan Y. He, "SVM and KNN-based Models for Fashion Item Classification," *Journal of Visual Communication and Image Representation*, vol. 72, p. 103014, 2021.
- [5] Y. Liu, H. Zhang, dan Z. Fang, "Convolutional Neural Networks in Apparel Image Classification: A Comparative Study," *Pattern Recognition Letters*, vol. 135, pp. 175-182, 2020.
- [6] X. Wang, J. Li, dan A. Kumar, "Enhanced Clothing Image Recognition Using CNN for E-commerce," *Computers in Industry*, vol. 123, p. 103342, 2020.
- [7] T. Tjahyamulia and H. Bunyamin, "Analisa Model Convolutional Neural Networks Lanjutan Terhadap Model Klasifikasi Pakaian," in *Proc. Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Multimedia*, vol. 5, pp. 378–385, Nov. 2023.
- [8] M. M. A. Wona et al., "Klasifikasi Batik Indonesia Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)," *Jurnal Rekayasa Teknologi Informasi (JURTI)*, vol. 7, no. 2, pp. 172-180, 2023, doi: 10.30872/jurti.v7i2.13694.

- [9] G. A. Sandag and J. Waworundeng, "Identifikasi Foto Fashion Dengan Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)," *CogITO Smart Journal*, vol. 7, no. 2, pp. 305–314, 2021, doi: 10.31154/cogito.v7i2.340.305-314.
- [10] M. C. Wujaya, "Deteksi Posisi Pakaian dan Klasifikasi Jenis Pakaian Menggunakan YOLOv3 dan ResNet50," *Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi*, vol. 8, no. 3, pp. 145–157, 2021.
- [11] M. Wasil, H. Harianto, and F. Fathurrahman, "Pengaruh Epoch pada Akurasi menggunakan Convolutional Neural Network untuk Klasifikasi Fashion dan Furniture," *Infotek Jurnal Informasi dan Teknologi*, vol. 5, no. 1, pp. 53–61, 2022, doi: 10.29408/jit.v5i1.4393.
- [12] A. A. Siregar et al., "Klasifikasi Batik Parang Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)," *Populer: Jurnal Penelitian Mahasiswa*, vol. 3, no. 1, pp. 62–69, 2023, doi: 10.58192/populer.v3i1.1666.
- [13] M. Sharma, "Analyzing fashion trends using CNN and Cloth classification with respect to season and state," in *Proc. IEEE Conf. on AI Technologies*, 2023.
- [14] D. K. Manalu, "Sistem Pengenalan Pakaian Adat di Jawa Barat Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)," Universitas Telkom, Bandung, 2023.
- [15] M. A. Masa, "Klasifikasi Motif Batik Yogyakarta Menggunakan CNN ResNet dan Augmentasi Data," *Jurnal Media Informatika Budidarma*, vol. 5, no. 4, pp. 1292-1301, 2021.
- [16] E. Nugroho, "Penggunaan Arsitektur CNN pada Klasifikasi Pakaian Fashion MNIST," *Cogito Smart Journal*, vol. 7, no. 2, pp. 308-315, 2021.
- [17] T. Salfade, "Building a CNN Model for the Classification of Fashion MNIST (Step by Step)," 2022. [Online]. Available: <https://salfade.com/>
- [18] A. Smith, *Modern Digital Communication Systems*, 2nd ed., New York: IEEE Press, 2021.
- [19] R. Brown and S. Chen, "Next-generation AI in mobile devices," in *Proc. IEEE International Conf. on AI Technologies*, San Francisco, CA, USA, Mar. 2022, pp. 45-50.
- [20] A. Green, "Advancements in renewable energy," *IEEE Spectrum*, [Online]. Available: <https://spectrum.ieee.org/energy>. [Accessed: Oct. 12, 2024].