

KLASIFIKASI CITRA JENIS HIJAB MENGGUNAKAN DENSENET-121

Dhyanna Lisa Rahmadona Putri^{1*}, Supatman²

Universitas Mercu Buana Yogyakarta; Jl. Jembatan Merah No.84 C Gejayan Yogyakarta 55283, Telp. (0274) 563589, Faks. (0274) 550703

Received: 11 Desember 2024

Accepted: 14 Januari 2025

Published: 20 Januari 2025

Keywords:

Hijab;

Image Classification;

DenseNet-121.

Correspondent Email:

rpdhyannalisa@gmail.com

Abstrak. Di Indonesia, hijab tidak hanya merupakan simbol identitas religius, tetapi juga telah berkembang menjadi bagian penting dalam dunia fashion. Seiring dengan pesatnya perkembangan industri ini, muncul tantangan dalam mengklasifikasikan berbagai jenis hijab berdasarkan bentuk dan cara pemakaiannya. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan tiga jenis hijab yaitu pashmina, segi empat, dan hijab instan menggunakan model *DenseNet-121*. Dataset yang digunakan terdiri dari 210 gambar hijab yang telah diproses menggunakan teknik *resize* dan *augmentasi* untuk meningkatkan variasi visual. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model CNN ini berhasil mencapai *accuracy* sebesar 0.89, *precision* sebesar 0.89, *recall* sebesar 0.89, dan *F1-score* sebesar 0.87 dalam mengklasifikasikan hijab. Temuan ini diharapkan dapat memberikan kontribusi bagi industri fashion dan e-commerce dalam meningkatkan efisiensi klasifikasi hijab secara otomatis, serta mendukung pengembangan teknologi pengolahan citra dan jaringan saraf tiruan.

Abstract. In Indonesia, hijab is not only a symbol of religious identity, but has also developed into an important part of the fashion world. Along with the rapid development of this industry, challenges arise in classifying various types of hijab based on their shape and usage. This research aims to develop the *DenseNet-121* model to classify three types of hijab, namely pashmina, rectangle, and instant hijab. The dataset used consists of 210 hijab images that have been processed using *resize* and *augmentation* techniques to increase visual variation. The results showed that this CNN model successfully achieved *accuracy* of 0.89, *precision* of 0.89, *recall* of 0.89, and *F1-score* of 0.87 in classifying hijab. These findings are expected to contribute to the fashion and e-commerce industries in improving the efficiency of automatic hijab classification, as well as supporting the development of image processing technology and artificial neural networks.

1. PENDAHULUAN

Indonesia merupakan negara dengan mayoritas penduduk beragama Islam, sehingga hijab menjadi salah satu elemen penting dalam kehidupan sehari-hari. Sejak tahun 1990-an, hijab telah mengalami evolusi dari sekadar simbol identitas religius menjadi bagian dari industri fashion yang terus berkembang pesat[1]. Namun, perkembangan ini juga menghadirkan tantangan, terutama dalam

mengklasifikasikan jenis hijab berdasarkan bentuk dan cara pemakaiannya.

Klasifikasi jenis hijab memiliki berbagai manfaat, seperti pengelolaan inventori dalam industri fashion dan personalisasi rekomendasi di platform e-commerce. Proses identifikasi manual jenis hijab sering kali memakan waktu dan dipengaruhi oleh subjektivitas penilaian, yang berisiko menyebabkan kesalahan. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan otomatis

berbasis pengolahan citra, seperti *Convolutional Neural Network* (CNN), untuk mengenali ciri-ciri visual hijab secara lebih efisien[2].

Berbagai penelitian sebelumnya telah membuktikan keunggulan CNN. Penelitian [3] menunjukkan keberhasilan penggunaan CNN untuk mengenali motif Songket Palembang, mencapai akurasi hingga 96%. Penelitian lain [4] mengaplikasikan CNN untuk mengklasifikasikan motif kain tenun Sabu Raijua dengan akurasi 90% dan akurasi keseluruhan sebesar 85%. Selain itu, [5] menggunakan CNN untuk mendeteksi citra ulos Batak Toba, menghasilkan akurasi 94%. Studi-studi ini menunjukkan potensi besar CNN dalam mengenali pola visual.

Namun, hingga saat ini, belum ada penelitian yang secara khusus membahas klasifikasi jenis hijab. Sebagian besar penelitian sebelumnya lebih berfokus pada klasifikasi motif tekstil tradisional, seperti batik, songket, dan kain tenun, yang memiliki pola yang relatif tetap. Di sisi lain, hijab menunjukkan variasi visual yang lebih dinamis, termasuk tekstur kain, lipatan, dan pola yang dapat berubah tergantung pada cara pemakaiannya.

Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan jenis hijab menggunakan *DenseNet-121* yang merupakan salah satu arsitektur CNN modern. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat mendukung otomatisasi dalam industri hijab, seperti integrasi teknologi klasifikasi berbasis CNN dalam aplikasi e-commerce dan katalog digital. Selain itu, penelitian ini juga berkontribusi pada pengembangan literatur akademik di bidang pengolahan citra dan jaringan saraf tiruan.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Hijab

Hijab berasal dari kata Arab "*hajaba*" yang berarti penutup atau penghalang. Dalam konteks Islam, hijab dikenal sebagai penutup aurat bagi perempuan Muslimah dan berfungsi sebagai simbol ketaatan serta kesalehan dalam menjalankan ajaran agama. Namun, seiring waktu, makna hijab mengalami perubahan signifikan, terutama di kalangan masyarakat modern di Indonesia[6].

Hijab kini bukan hanya sekadar pakaian yang menutup aurat, tetapi juga bertransformasi

menjadi simbol kebebasan berekspresi dan gaya hidup, mencerminkan individualitas serta pilihan pribadi pemakainya. Perubahan ini dipengaruhi oleh berbagai faktor, termasuk gerakan feminisme dan perkembangan industri fashion[6].

Penggunaan hijab yang sebelumnya sering dilarang pada masa Orde Baru kini diakui sebagai hak individu setelah memasuki Era Reformasi, sehingga hijab menjadi simbol perjuangan dan kebebasan untuk mengekspresikan identitas. Dengan demikian, hijab di Indonesia tidak hanya mencerminkan nilai-nilai keagamaan, tetapi juga perjalanan panjang perempuan Muslim dalam menemukan suara dan identitas mereka di tengah perubahan sosial yang dinamis[6].

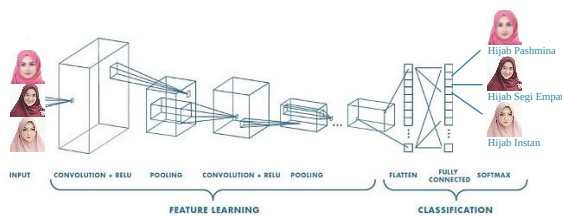
2.2. Computer Vision

Computer Vision adalah cabang ilmu pengetahuan yang berfokus pada pengembangan teknik dan algoritma yang memungkinkan komputer untuk menafsirkan dan memahami dunia visual. Tujuan utama dari *computer vision* adalah untuk mengidentifikasi objek fisik dalam gambar atau citra serta menganalisis keadaan di sekitarnya. Dengan kata lain, *computer vision* memungkinkan komputer untuk berperilaku seperti penglihatan manusia, mendekati kemampuan manusia dalam mengolah dan menanggapi informasi visual yang diterima[7].

2.3. Convolutional Neural Network (CNN)

CNN adalah metode dalam *deep learning* yang dirancang untuk memproses citra dengan mengenali pola visual pada gambar[8]. Kemampuannya untuk menangkap detail kompleks dari fitur visual menjadikannya solusi utama dalam tugas analisis gambar, terutama untuk mengatasi keterbatasan metode konvensional yang bergantung pada ekstraksi fitur manual[9].

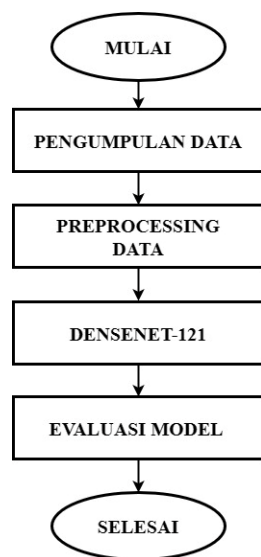
Struktur CNN biasanya terdiri dari beberapa lapisan, mulai dari input layer, convolution layer yang dilengkapi dengan stride dan padding, batch normalization, fungsi aktivasi *Rectified Linear Unit* (ReLU), pooling layer, dropout, fully connected layer, hingga output layer dengan *softmax* untuk menghasilkan hasil klasifikasi[10]. Berikut merupakan gambar arsitektur CNN.



Gambar 1. Arsitektur CNN

3. METODE PENELITIAN

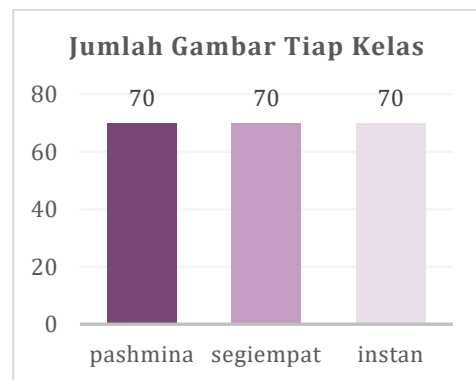
Penelitian ini terdiri dari lima tahap yang sistematis, dimulai dari pengumpulan data hingga evaluasi model klasifikasi jenis hijab.



Gambar 2. Diagram Alur Penelitian

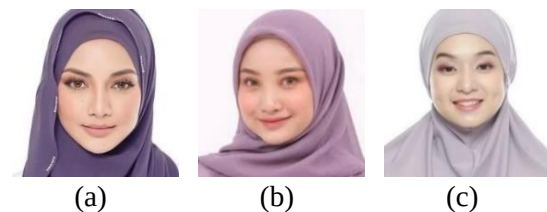
3.1. Pengumpulan Data

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini dikumpulkan dari berbagai sumber, seperti katalog digital dan platform e-commerce. Dataset ini terdiri dari tiga kategori jenis hijab yaitu pashmina[11], segi empat[12], dan hijab instan[13]. Setiap kategori memiliki 70 gambar, sehingga total dataset berjumlah 210 gambar. Gambar 3 berikut menunjukkan distribusi jumlah gambar pada setiap kategori hijab dalam dataset.



Gambar 3. Grafik Distribusi Jumlah Gambar Pada Setiap Kategori Hijab

Selanjutnya, Gambar 4 menampilkan contoh visual dari gambar hijab dalam dataset untuk setiap kategori.



Gambar 4. Jenis Hijab: (a) Pashmina; (b) Segi Empat; (c) Hijab Instan

3.2. Preprocessing Data

Sebelum data citra dapat digunakan untuk pelatihan model, beberapa tahapan preprocessing dilakukan untuk mempersiapkan data tersebut.

a. Resize

Gambar yang telah dikumpulkan akan diubah ukurannya menjadi dimensi tetap sebesar 110x110 piksel. Langkah ini dilakukan untuk memastikan konsistensi dalam dimensi input model CNN dan mengurangi beban memori pada proses pelatihan model[14].

b. Augmentasi data

Teknik augmentasi yang diterapkan meliputi rotasi hingga 0,1, shear sebesar 0,1, zoom hingga 0,1, dan flip horizontal. Augmentasi ini bertujuan untuk meningkatkan variasi data pelatihan melalui transformasi, sehingga membantu model menjadi lebih baik dalam mengenali pola[15].

3.3. Split Dataset

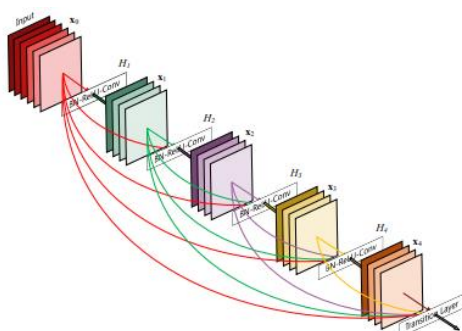
Dataset yang telah diproses kemudian dibagi menjadi data training, validation, dan testing. Pembagian ini dilakukan untuk memastikan model dapat mempelajari pola data dengan baik dan menghasilkan prediksi yang akurat[16]. Proporsi dataset yang digunakan adalah 80% untuk training, 16% untuk validation, dan 4% untuk testing. Informasi lengkap mengenai jumlah gambar pada setiap bagian dataset dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Pembagian Dataset

Kategori	Training	Validation	Testing	Total
Pashmina	57	10	3	70
Segi Empat	59	9	2	70
Hijab Instan	52	14	4	70
Jumlah Gambar	168	33	9	210

3.4. Arsitektur Model

DenseNet memanfaatkan koneksi padat antar lapisan yang tidak hanya mengurangi jumlah parameter, tetapi juga memperkuat aliran informasi di dalam jaringan. Dengan menghubungkan setiap layer ke semua layer sebelumnya, *DenseNet* dirancang untuk mendorong pemanfaatan kembali fitur yang telah dipelajari[17]. Arsitektur *DenseNet-121*, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 5[18], terdiri dari beberapa komponen utama, termasuk lapisan konvolusi awal, dense block, transition layer, dan lapisan klasifikasi. *DenseNet* telah terbukti efektif dalam berbagai aplikasi *deep learning*, seperti klasifikasi gambar, deteksi objek, dan segmentasi[17].



Gambar 5. Arsitektur *DenseNet*[13]

Tabel 2 memberikan rincian struktur *DenseNet-121*[18], termasuk ukuran output dari setiap layer utama. Arsitektur ini dimulai dengan lapisan konvolusi awal yang menggunakan kernel berukuran 7x7 dan stride

2, diikuti oleh lapisan pooling untuk mengurangi dimensi data. Selanjutnya, terdapat empat dense block yang diakhiri dengan transition layer untuk menurunkan dimensi fitur. Di bagian akhir jaringan, terdapat lapisan klasifikasi yang memanfaatkan global average pooling dan fungsi aktivasi *softmax* untuk menghasilkan prediksi multi-kelas.

Tabel 2. *Densenet* Menggunakan 4 Blok Dengan Penyesuaian Tiga Kelas

Layers	Output Size	<i>DenseNet-121</i>
Convolution	112 x 112	7 x 7 conv, stride 2
Pooling	56 x 56	3 x 3 max pool, stride 2
Dense Block (1)	56 x 56	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 6$
Transition Layer (1)	56 x 56 28 x 28	1 x 1 conv 2 x 2 average pool, stride 2
Dense Block (2)	28 x 28	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 12$
Transition Layer (2)	28 x 28 14 x 14	1 x 1 conv 2 x 2 average pool, stride 2
Dense Block (3)	14 x 14	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 24$
Transition Layer (3)	14 x 14 7 x 7	1 x 1 conv 2 x 2 average pool, stride 2
Dense Block (4)	7 x 7	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 16$
Classification Layer	1 x 1	7 x 7 global average pool 3 fully-connected, softmax

3.5. Evaluasi Model

Tahap pengujian dilakukan untuk mengevaluasi performa model CNN dalam mengklasifikasikan jenis hijab berdasarkan kategori pashmina, segi empat, dan hijab instan. Model yang telah dilatih akan diuji menggunakan data pengujian yang telah dipisahkan sebelumnya. Evaluasi performa model menggunakan beberapa metrik seperti *accuracy*, *precision*, *recall* dan *F1-score*.

		True/Actual Class	
		Positive (P)	Negative (N)
Predicted Class	True (T)	True Positive (TP)	False Positive (FP)
	False (F)	False Negative (FN)	True Negative (TN)
		$P = TP + FN$	$N = FP + TN$

Gambar 6. *Confusion Matrix* [19]

Accuracy adalah teknik evaluasi yang digunakan untuk mengukur tingkat ketepatan model dalam memprediksi nilai yang benar dan salah[20]. Rumusnya adalah:

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

Precision adalah teknik evaluasi yang digunakan untuk mengukur ketepatan model dalam memprediksi kelas[20]. Rumusnya adalah:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

Recall adalah teknik evaluasi yang digunakan untuk mengukur kemampuan model dalam mendeteksi nilai positif yang sesuai dengan data yang ada[20]. Rumusnya adalah:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

F1-score adalah teknik evaluasi yang digunakan untuk menilai kinerja klasifikasi model dengan menggabungkan rata-rata antara *precision* dan *recall*[20]. Rumusnya adalah:

$$F1 = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

Keterangan:

TP = Jumlah data positif pada citra jenis hijab yang berhasil diklasifikasikan dengan benar

TN = Jumlah data negatif pada citra jenis hijab yang berhasil dikenali sebagai negatif

FP = Jumlah data negatif pada citra jenis hijab yang salah diklasifikasikan sebagai positif

FN = Jumlah data positif pada citra jenis hijab yang salah diklasifikasikan sebagai negatif

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Proses pelatihan model dilakukan dengan menggunakan berbagai parameter yang dirangkum dalam Tabel 3. Parameter ini mencakup jumlah epoch, jenis optimizer, nilai

learning rate, ukuran gambar input, fungsi aktivasi yang digunakan, loss function, serta batch size.

Tabel 3. Parameter Pelatihan

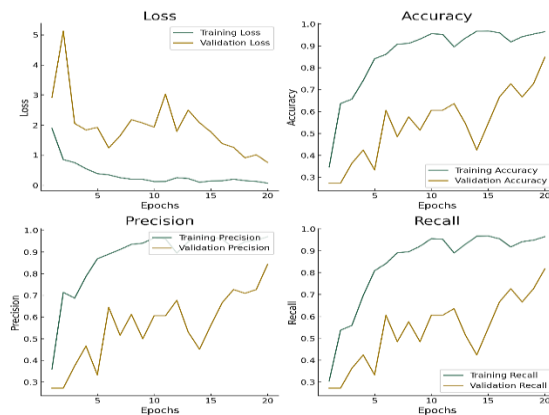
Parameter	Nilai
Jumlah Epoch	20
Optimizer	Adamax
Learning Rate	0.001
Ukuran Citra Input	110x110x3 (RGB)
Fungsi Aktivasi	ReLU (lapisan fully connected), Softmax (lapisan output)
Loss Function	Categorical Crossentropy
Metrics	Accuracy, Precision, Recall dan F1-Score
Batch Size	16

Hasil pengujian *DenseNet-121* untuk klasifikasi jenis hijab menunjukkan performa yang baik. Model ini dilatih menggunakan data citra hijab yang dibagi menjadi data pelatihan dan validasi, dengan proses pelatihan berlangsung selama 20 epoch. Dengan menggunakan optimizer *Adamax* dan learning rate sebesar 0.001, model berhasil mencapai akurasi sebesar 89% pada data pengujian. Akurasi yang tinggi ini menunjukkan bahwa model dapat mengenali dan mengklasifikasikan jenis hijab dengan baik.

Selama proses pelatihan, fungsi aktivasi *ReLU* diterapkan pada lapisan-lapisan tersembunyi, sedangkan *Softmax* digunakan pada lapisan output untuk menghasilkan probabilitas kelas. Penggunaan *DenseNet-121* sebagai arsitektur dasar memberikan keuntungan dalam hal ekstraksi fitur, di mana model ini menggunakan koneksi langsung antar lapisan untuk meningkatkan aliran informasi dan meminimalkan masalah vanishing gradient. Dengan ukuran citra input 110x110 piksel dan batch size sebesar 16, model dilatih untuk mengenali tiga jenis hijab yaitu pashmina, segi empat, dan hijab instan.

Evaluasi model dilakukan dengan metrik *accuracy*, *presisi*, *recall* dan *F1-score* untuk memberikan gambaran yang lebih lengkap tentang kinerja model. Grafik di bawah ini menggambarkan kinerja model selama proses pelatihan. Gambar 7 menunjukkan bahwa nilai loss terus menurun, mengindikasikan bahwa model semakin mampu meminimalkan kesalahan dalam memprediksi kelas hijab. Sementara itu, kenaikan konsisten pada metrik *accuracy*, *presisi*, dan *recall* menunjukkan

peningkatan kemampuan model dalam mengklasifikasi hijab dengan benar.



Gambar 7. Grafik Evaluasi Model

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model tidak hanya memiliki akurasi yang tinggi tetapi juga mampu mempertahankan keseimbangan antara *presisi* dan *recall*. Rincian hasil pengujian model yang disajikan dalam Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Pengujian

<i>kategori</i>	<i>precision</i>	<i>recall</i>	<i>f1-score</i>
pashmina	0.67	1.00	0.80
segiempat	1.00	0.67	0.80
instan	1.00	1.00	1.00
macro avg	0.89	0.89	0.87
accuracy	0.89		

Hasil pengujian menunjukkan, untuk kategori pashmina, model memperoleh nilai *precision* sebesar 0.67, mengindikasikan bahwa hanya 67% dari gambar yang diprediksi sebagai pashmina yang benar-benar termasuk dalam kategori tersebut. Namun, *recall* untuk kategori ini sangat baik dengan nilai 1.00, yang berarti semua gambar pashmina berhasil teridentifikasi dengan benar. Sebaliknya, kategori segiempat mencatatkan *precision* yang sempurna yaitu 1.00, yang menunjukkan bahwa model tidak mengalami kesalahan dalam klasifikasi gambar segiempat, sementara *recall*-nya yang berada di 0.67 menunjukkan adanya beberapa gambar segiempat yang tidak terdeteksi.

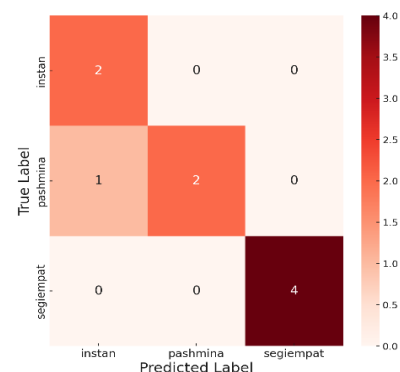
Kategori instan menunjukkan performa ideal dengan nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* masing-masing mencapai 1.00, yang menandakan bahwa model sangat efektif dalam mengklasifikasikan jenis hijab ini. Nilai macro average untuk *precision* dan *recall* adalah 0.89, sementara rata-rata *F1-score* mencapai 0.87,

menunjukkan kinerja yang baik. *Accuracy* model sebesar 0.89 juga menunjukkan bahwa 89% dari semua gambar yang diuji telah diklasifikasikan secara akurat.

Analisis *confusion matrix* selanjutnya menunjukkan performa model yang baik dalam mengidentifikasi jenis hijab. Model ini berhasil mengklasifikasikan gambar ke dalam tiga kategori yaitu instan, pashmina, dan segiempat. Untuk kelas instan, model berhasil mengklasifikasikan semua gambar dengan benar. Hal ini mengindikasikan bahwa model sangat baik dalam mengenali ciri khas dari jenis hijab instan.

Pada kelas pashmina, model juga menunjukkan kinerja yang cukup baik, namun masih terdapat kesalahan klasifikasi. Satu gambar pashmina salah diprediksi sebagai hijab segiempat. Meskipun demikian, sebagian besar gambar pashmina berhasil diidentifikasi dengan akurat. Untuk kelas segiempat, model menunjukkan kinerja yang sangat baik, karena semua gambar segiempat berhasil diklasifikasikan dengan benar. Ini menunjukkan kemampuan model dalam mendeteksi dan membedakan hijab segiempat dari jenis hijab lainnya.

Secara keseluruhan, model berhasil mencapai akurasi yang tinggi sebesar 89%. Hasil ini mengindikasikan bahwa model *DenseNet-121* dapat diandalkan dalam klasifikasi jenis hijab, dengan tingkat kesalahan yang minimal. Temuan ini menegaskan pentingnya pemilihan arsitektur dan parameter yang tepat dalam pengembangan model CNN untuk tugas klasifikasi citra. Hasil analisis ini dapat dilihat lebih jelas pada Gambar 8, yang menunjukkan distribusi hasil prediksi dari model terhadap masing-masing kelas hijab.



Gambar 8. Confusion Matrix Klasifikasi Hijab

5. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil menggunakan model *DenseNet-121* untuk mengklasifikasikan citra jenis hijab dengan akurasi yang tinggi. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model ini dapat mencapai akurasi sebesar 89% dalam mengenali tiga jenis hijab yaitu pashmina, segi empat, dan hijab instan. Kelebihan model ini antara lain pengolahan data yang efektif melalui teknik augmentasi, serta fleksibilitas model dalam beradaptasi pada variasi visual yang dinamis. Namun, terdapat beberapa kekurangan, seperti dataset yang relatif kecil dan adanya sedikit kebingungan pada kelas pashmina yang diklasifikasikan sebagai hijab segi empat. Meskipun demikian, hasil analisis *confusion matrix* menunjukkan performa model yang baik dalam mengidentifikasi jenis hijab.

Untuk penelitian selanjutnya, disarankan untuk memperluas dataset dengan menambahkan lebih banyak gambar hijab dari berbagai sumber dan variasi pemakaian, serta menerapkan teknik augmentasi yang lebih beragam, seperti perubahan pencahayaan dan distorsi perspektif yang dapat membantu meningkatkan variasi dalam dataset.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada pihak-pihak terkait yang telah memberi dukungan terhadap penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Ratuannisa, T. (2024). The Generalization of Muslim Wear to Modest Wear in 2010s Indonesia's Fashion Trend: - . *Practice of Fashion and Textile Education Journal*, 4(2), 1–10.
- [2] Guntara, R. G. (2023). Pemanfaatan Computer Vision pada E-commerce: Studi tentang Pengenalan Citra Produk, Deteksi Objek, dan Klasifikasi Citra Produk. *Madani: Jurnal Ilmiah Multidisiplin*, 1(3).
- [3] Cahyati, I. D., Devella, S., & Yohannes, Y. (2024). Pengenalan Motif Songket Palembang Menggunakan Convolutional Neural Network dengan Arsitektur ResNet-50. *Jurnal Algoritme*, 5(1), 78-87.
- [4] Dabbo, P., & Bisilisin, F. Y. (2024). Klasifikasi Motif Kain Tenun Sabu Raijua Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Berbasis Citra. *KETIK: Jurnal Informatika*, 1(06), 11-18.
- [5] Hutagalung, E. F. S., & Sitompul, P. (2023). Implementasi Deep Learning Menggunakan Metode Cnn Untuk Klasifikasi Jenis Ulos Batak Toba. *Student Scientific Creativity Journal*, 1(4), 01-19.
- [6] Munawaroh, S., Safitri, S., & Sumiati, W. (2024). Perubahan Hijab: Refleksi Identitas Wanita Dari Zaman Orde Baru Hingga Era Reformasi. *Jurnal Studi Gender dan Anak*, 11(01), 69-83.
- [7] Efrian, M. R., & Latifa, U. (2022). Image recognition berbasis convolutional neural network (CNN) untuk mendeteksi penyakit kulit pada manusia. *Power Elektronik: Jurnal Orang Elektro*, 11(2), 276-282.
- [8] Paliwang, A. A. A., Septian, M. R. D., Cahyanti, M., & Swedia, E. R. (2020). Klasifikasi Penyakit Tanaman Apel Dari Citra Daun Dengan Convolutional Neural Network. *Sebatik*, 24(2), 207-212.
- [9] Gede, I.G., Permana, T., Bagus, I.G., Dwidasmara, G., Raharja, M.A., & Santiyasa, W. (2024). Ekstraksi Fitur Dengan Convolutional Neural Network Dan Rekomendasi Fashion Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbours. *JELIKU (Jurnal Elektronik Ilmu Komputer Udayana)*.
- [10] Setiawan, W. (2021). Deep learning menggunakan convolutional neural network: Teori dan aplikasi. *MNC Publishing*.
- [11] Shopee. (n.d.). *Hijab pashmina*. Shopee. Retrieved November 28, 2024, from <https://shopee.co.id/search?keyword=hijab%2Opashmina>
- [12] Shopee. (n.d.). *Hijab segiempat*. Shopee. Retrieved November 28, 2024, from <https://shopee.co.id/search?keyword=hijab%2Osegiempat>
- [13] Shopee. (n.d.). *Hijab instan*. Shopee. Retrieved November 28, 2024, from <https://shopee.co.id/search?keyword=hijab%2Oinstan>
- [14] Saputra, T., & Al-Rivan, M. E. (2023). Analisis Performa ResNet-152 dan AlexNet dalam Klasifikasi Jenis Kanker Kulit. *STRING (Satuan Tulisan Riset dan Inovasi Teknologi)*, 8(1), 75-84.
- [15] Budi, E. S., Chan, A. N., Alda, P. P., & Idris, M. A. F. (2024). Optimasi Model Machine Learning untuk Klasifikasi dan Prediksi Citra Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network. *Resolusi: Rekayasa Teknik Informatika dan Informasi*, 4(5), 502-509.
- [16] Khairunisa, N., & Jamaludin, A. (2024). ANALISIS PERBANDINGAN ALGORITMA CNN DAN YOLO DALAM MENGIDENTIFIKASI KERUSAKAN JALAN. *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, 12(3).
- [17] AGUSTINA, A. (2024). KLASIFIKASI

PENYAKIT TANAMAN PADI
 MENGGUNAKAN METODE CNN
 ARSITEKTUR DENSENET121 DAN
 AUGMENTASI DATA. *KLASIFIKASI
 PENYAKIT TANAMAN PADI
 MENGGUNAKAN METODE CNN
 ARSITEKTUR DENSENET121 DAN
 AUGMENTASI DATA*, 8(1).

- [18] Huang, G., Liu, Z., Van der Maaten, L., & Weinberger, K. Q. (2018). Densely connected convolutional networks. *arXiv preprint arXiv:1608.06993*.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.1608.06993>
- [19] Tharwat, A. (2018). Classification assessment methods. *Applied computing and informatics*, 17(1), 168-192.
- [20] Ripa'i, A., Santoso, F., & Lazim, F. (2024). Deteksi Berita Hoax dengan Perbandingan Website Menggunakan Pendekatan Deep Learning Algoritma BERT. *G-Tech: Jurnal Teknologi Terapan*, 8(3), 1749-1758.