

IMPLEMENTASI MOBILENET DALAM KLASIFIKASI JENIS KULIT WAJAH UNTUK PENENTUAN KANDUNGAN SKINCARE

Dila Aura Putri¹⁾, Alun Sujjada²⁾, Ivana Lucia Kharisma³⁾

^{1, 2, 3)}Teknik Informatika, Fakultas Teknik Komputer dan Desain, Universitas Nusa Putra

Jl. Raya Cibolang No.21, Cibolang Kaler, Kec.Cisaat, Kabupaten Sukabumi, Jawa Barat 43152

e-mail: dila.aura_ti21@nusaputra.ac.id¹⁾, alun.sujjada@nusaputra.ac.id²⁾, ivana.lucia@nusaputra.ac.id³⁾

* Korespondensi: e-mail: dila.aura_ti21@nusaputra.ac.id

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan arsitektur MobileNet dalam klasifikasi jenis kulit wajah, termasuk kulit normal, kering, dan berminyak, guna menentukan kandungan skincare yang sesuai. Dataset terdiri dari 450 gambar yang dibagi menjadi tiga kelas jenis kulit. Model dilatih menggunakan MobileNet dengan 50 epoch, ukuran citra 224x224 piksel, dan optimizer Adam. Hasil pelatihan menunjukkan peningkatan akurasi seiring bertambahnya epoch, sementara nilai loss menurun. Evaluasi menggunakan data uji menghasilkan akurasi 99% dan loss 3.73%, sementara itu precision, recall, dan f1-score tertinggi berada pada kelas dry sebesar 100%. Hasil ini menunjukkan bahwa MobileNet mampu memberikan prediksi yang akurat dalam mengklasifikasikan jenis kulit wajah. Selain itu, model juga memberikan rekomendasi produk skincare yang disesuaikan dengan jenis kulit, memberikan informasi yang berguna bagi pengguna.

Kata Kunci: CNN, MobileNet, Klasifikasi, Jenis Kulit, Skincare.

ABSTRACT

This study aims to implement the MobileNet architecture in classifying facial skin types, including normal, dry, and oily skin, to determine suitable skincare ingredients. The dataset consists of 450 images divided into three skin type classes. The model was trained using MobileNet with 50 epochs, an image size of 224x224 pixels, and the Adam optimizer. Training results showed an increase in accuracy with the number of epochs, while the loss value decreased. Evaluation using test data resulted in 99% accuracy and a loss of 3.73%, with the highest precision, recall, and f1-score in the dry class at 100%. These results demonstrate that MobileNet can provide accurate predictions in classifying facial skin types. Additionally, the model provides skincare product recommendations tailored to each skin type, offering useful information for users.

Keywords: CNN, MobileNet, Classification, Skin Type, Skincare.

I. PENDAHULUAN

Industri kecantikan mengalami pertumbuhan pesat, terutama dalam beberapa tahun terakhir. Pasar skincare di Indonesia mengalami kenaikan pertumbuhan sekitar 20.6% pada tahun 2022 yang dipengaruhi oleh perubahan tren pasar, pergeseran pola konsumsi, preferensi konsumen yang berubah dan kemajuan teknologi[1]. Keputusan pembelian produk skincare sering kali melibatkan proses yang panjang, di mana konsumen mempertimbangkan berbagai faktor seperti identitas merek, kandungan produk, nilai sosial dan isu lainnya. Pemilihan produk skincare yang tepat sangat penting untuk menjaga kesehatan dan penampilan kulit wajah. Setiap individu memiliki jenis kulit wajah yang berbeda-beda seperti kulit normal, kering, berminyak dan kombinasi[2], oleh karena itu penting untuk mengetahui tipe kulit wajah dan permasalahan yang dialami sebelum membeli produk skincare.

Teknologi kecerdasan buatan (AI) dapat menjadi jawaban permasalahan dalam menentukan tipe kulit wajah secara efektif. Beberapa penelitian menyebutkan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) sering digunakan karena memiliki kinerja yang baik dari pada algoritma lain[3]. CNN atau jaringan syaraf

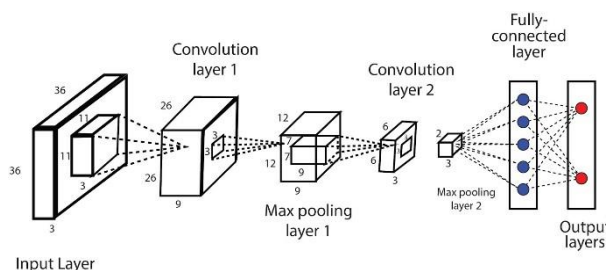
tiruan ini merupakan bagian dari deep learning terstruktur secara bertumpuk dan terdiri dari beberapa komponen inti meliputi lapisan konvolusi, lapisan pooling, lapisan fully connected dan sebuah lapisan output yang berperan penting dalam pengolahan informasi data visual seperti gambar. Terdapat berbagai jenis arsitektur yang dapat dimanfaatkan dalam melakukan identifikasi atau klasifikasi menggunakan CNN seperti MobileNet, ResNet, AlexNet, GoogleNet, VGG, DenseNet dan arsitektur lainnya[4].

Penelitian sebelumnya membuktikan bahwa penerapan MobileNet dalam mendeteksi jenis kulit wajah berhasil memberikan akurasi sebesar 93,14%; loss 0,2565; precision 93,25%; recall 93,25%; dan F1-Score 93% [5]. Kemudian penelitian selanjutnya mengenai klasifikasi jenis kulit wajah berhasil mencapai akurasi sebesar 99,51% dan nilai loss sebesar 0,0048 dengan parameter yang disesuaikan seperti ukuran citra 64×64 , optimizer Adam, learning rate 0,0001, epoch 200, dan batch size 64, modifikasi CNN ini membuktikan keoptimalannya dalam mengidentifikasi jenis kulit wajah secara efektif [6]. Kedua penelitian tersebut sama-sama menggunakan MobileNet dalam melakukan klasifikasi jenis kulit.

Tujuan dari penelitian ini adalah mengimplementasikan arsitektur MobileNet dalam mengklasifikasikan jenis kulit wajah diantaranya jenis kulit berminyak, kulit kering dan kulit normal untuk menentukan kandungan skincare mana yang cocok. Hal ini didasari oleh hasil penelitian sebelumnya yaitu MobileNet menunjukkan performa tinggi dalam melakukan klasifikasi jenis kulit wajah dengan parameter yang disesuaikan. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat mendukung keputusan yang lebih baik dalam implementasi teknologi kecerdasan buatan di industri perawatan dan kecantikan kulit.

II. KAJIAN TEORI

A. Algoritma CNN

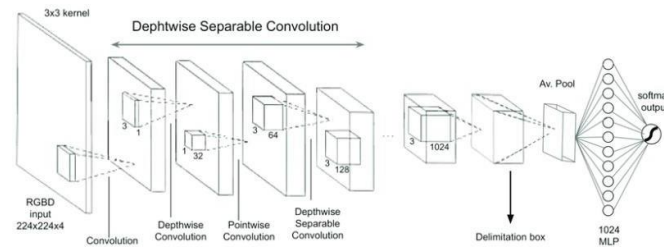


Gambar 2.1 Arsitektur CNN

CNN (Convolutional Neural Network) merupakan pendekatan deep learning dan evolusi dari MLP (Multilayer Perceptron) yang efektif untuk mengolah data citra karena memiliki kemampuan khusus dalam mendeteksi objek pada gambar[7] CNN terdiri dari dua bagian utama, yaitu feature extraction layer dan fully connected layer. Pada feature extraction layer, terdapat convolutional layer yang menggunakan sliding window dan weight sharing untuk mengekstraksi fitur dari data. Sliding window mengidentifikasi aspek lokal yang informatif, yang disebut filter, dengan menggeser window sejumlah T kali. Hasilnya diubah menjadi nilai numerik. Dalam CNN satu dimensi, input diubah menjadi dua dimensi atau channel, menghasilkan vektor dengan empat dimensi. Stride s menentukan jarak pergeseran window baru dari input x . Setelah convolutional layer, terdapat pooling layer yang digunakan untuk merangkum informasi dari convolutional layer dengan menggabungkan vektor-vektor menjadi vektor baru. Dua jenis pooling yang umum adalah max pooling, yang mengambil nilai terbesar, dan average pooling, yang mengambil nilai rata-rata. Pooling layer mengurangi dimensi feature map (downsampling), mempercepat komputasi dengan mengurangi jumlah parameter, dan membantu mengatasi overfitting. Convolutional layer dan pooling layer menghasilkan feature map dalam bentuk array multidimensi. Oleh karena itu, feature map perlu diubah menjadi vektor melalui proses flattening atau reshaping agar bisa digunakan sebagai input untuk fully connected layer.

Fully connected layer serupa dengan multilayer perceptron, yang memiliki hidden layer, fungsi aktivasi, output layer, dan loss function. Jenis arsitektur CNN yang paling terkenal adalah AlexNet, karena berhasil memenangkan ImageNet Competition. Keberhasilan tersebut diikuti oleh hadirnya beberapa arsitektur lainnya, termasuk VGG, GoogleNet, ResNet, Mobilenet, Inception-V3, InceptionResNet-V2, dan SqueezeNet. Setiap arsitektur ini memiliki ciri khas dan keunggulan masing-masing dalam melakukan tugas seperti klasifikasi, deteksi, dan ekstraksi fitur pada citra.

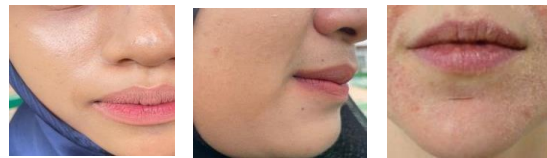
B. MobileNet



Gambar 2.2 Arsitektur *MobileNet*

MobileNet adalah sebuah jenis arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) yang dikembangkan oleh Howard et al. pada tahun 2017 telah dirancang agar memiliki bobot yang ringan dengan menggunakan konvolusi yang dapat dipisahkan secara mendalam [9]. Dengan menggunakan konsep *depthwise separable convolutions*, MobileNet membagi operasi konvolusi standar menjadi dua tahap yaitu *depthwise convolution* dan *pointwise convolution*. Arsitektur *MobileNet* mengintegrasikan Batch Normalization (BN) dan *Rectified Linear Unit* (ReLU) dalam konvolusi *depthwise* dan *pointwise*. Pendekatan ini mengurangi jumlah parameter dan komputasi yang diperlukan tanpa mengorbankan akurasi klasifikasi secara signifikan namun tetap mempertahankan tingkat akurasi yang tinggi, sehingga cocok digunakan untuk terminal mobile dan perangkat embedded[10].

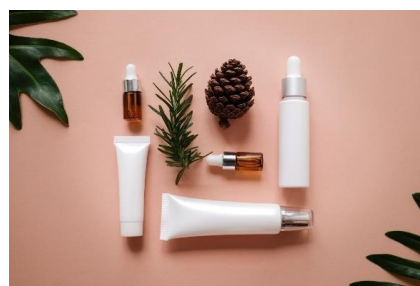
C. Kulit Wajah



Gambar 2.3 Jenis Kulit Wajah

Secara umum, jenis kulit manusia dapat dibagi menjadi tiga kategori utama, yaitu kulit kering, normal, dan berminyak, yang ditentukan oleh tingkat kelembapan dan minyaknya. Menurut Nella (2017) kulit wajah dibagi menjadi 4 jenis yaitu jenis kulit berminyak, kulit kering, kulit normal dan kulit kombinasi. Kulit normal cenderung mudah dirawat karena tidak terlalu berminyak, dan produksi minyaknya seimbang. Hal ini membuat kulit terlihat segar, sehat, dan dapat menyerap kosmetik dengan baik. Di sisi lain, kulit berminyak sering kali disebabkan oleh aktivitas kelenjar *sebaceous* yang tinggi, terutama selama masa pubertas yang dipicu oleh hormon androgen. Ciri-cirinya meliputi pori-pori besar, kulit yang berkilau, dan rentan terhadap jerawat dan komedo. Kulit kering merupakan kulit kekurangan sebum, sehingga kelembapannya cepat berkurang. Hal ini membuat kulit cenderung kusam, muncul kerutan, pori-porinya mengecil, dan kosmetik sulit menempel. Sementara itu, kulit kombinasi adalah gabungan dari dua jenis kulit seperti kulit kering dan berminyak, pada bagian hidung, dagu, dan dahi (T-zone) cenderung berminyak, sementara bagian lainnya cenderung kering. Mengetahui jenis kulit merupakan langkah yang penting sebelum memutuskan untuk memilih produk dan membeli produk perawatan kulit yang tepat[11].

D. Skincare

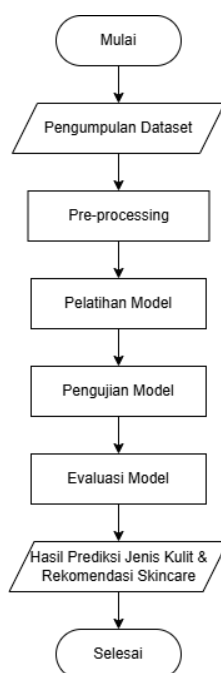


Gambar 2.4 Produk *Skincare*

Skincare sebagai serangkaian produk perawatan kulit, memberikan manfaat jangka panjang dan rutin penggunaannya diperlukan setiap hari. Pemilihan skincare yang tepat merupakan langkah penting dalam merawat dan menjaga kesehatan kulit wajah. Rangkaian skincare biasanya terdiri dari produk pembersih, toner, serum, pelembap, dan perlindungan sinar matahari. Beberapa bahan yang direkomendasikan dalam skincare berdasarkan penelitian dan ahli estetika diantaranya Salicylic Acid, Hyaluronic Acid, Mandelic Acid, Beta Hydroxy Acid (BHA), Glycolic Acid, dan Alpha Arbutin. Di Indonesia, Badan Pengawas Obat dan Makanan (BPOM) melarang peredaran dan penggunaan produk kosmetik tanpa izin resmi. Produk berbahaya yang dilarang termasuk yang mengandung merkuri, asam retinoat, hidrokuinon, dan resorsinol. Bahan-bahan ini dapat menyebabkan iritasi, alergi, penyumbatan pori-pori, keracunan lokal atau sistemik, serta dapat mempengaruhi jaringan dan organ penting pada wajah. Pilih skincare yang aman dan sesuai dengan kulit dapat mendukung kebersihan kulit, menjaga agar kulit tetap sehat, segar, dan menarik[12].

III. METODE

Tahapan metode yang dilakukan dalam penelitian klasifikasi jenis kulit ini dijelaskan pada gambar 3.1 berikut:



Gambar 3. 1 Diagram Alur Sistem

A. Pengumpulan Dataset

Pada tahapan ini, dilakukan pengumpulan data citra jenis kulit yang terdiri dari tiga jenis kulit wajah yang diambil dari platform Roboflow. Pengumpulan data mencakup karakteristik kulit meliputi tekstur dan warna kulit. Total dataset adalah 450 gambar yang dibagi ke dalam tiga kelas jenis kulit. Berikut tabel jenis kulit dengan masing-masing jumlahnya.

Tabel 3. 1 Jumlah Dataset

Kelas	Jumlah Data	
	Citra data latih	Citra data uji
dry	140	10
normal	140	10
oily	140	10



B. Preprocessing

Preprocessing merupakan tahapan awal penyesuaian dataset yang dilakukan dengan membersihkan data mentah yang telah diperoleh seperti data yang tidak lengkap dan tidak akurat. Tujuannya untuk mengatasi masalah data seperti data yang tidak relevan atau terduplikasi. Tahap selanjutnya dilakukan resizing yang bertujuan untuk menyesuaikan semua ukuran citra menjadi 224 x 224 pixel. Penentuan ukuran resolusi ini disebabkan oleh semakin besar ukuran yang digunakan semakin mudah juga program mengenali citra yang ada.

C. Pelatihan Model

Pelatihan atau training model merupakan proses di mana model dikembangkan untuk digunakan dalam pengujian atau testing. Proses pelatihan memengaruhi hasil pengujian yang melibatkan siklus berulang dari memberikan data ke model, mengevaluasi kinerja, dan menyesuaikan parameter sehingga mampu memberikan prediksi atau klasifikasi yang tepat terhadap data baru yang diberikan. Proses pelatihan ini melibatkan penggunaan berbagai parameter seperti jumlah epoch, jumlah lapisan konvolusi, jumlah filter di setiap lapisan, ukuran filter, jumlah neuron pada lapisan tersembunyi, dan metode optimasi. Pada penelitian ini digunakan 50 epoch dan 4 lapisan dengan parameter yang disesuaikan seperti pada tabel berikut.

Tabel 3.2 Parameter Pelatihan Mobilenet

Nama	Size	Parameter
Input	(224 x 224 x 3)	0
MobileNet	(None, 7, 7, 1024)	3,228,864
Conv2D	(None, 5, 5, 32)	294,944
GlobalAveragePooling2D	(None, 32)	0
Dense	(None, 3)	99
Target	(None, 3)	-
Output	(None, 3)	-

CNN menyelesaikan iterasi forward propagation dan backward propagation selama jumlah epoch yang ditentukan atau hingga kondisi berhenti awal terpenuhi. Nilai bobot diperbarui setiap kali satu data dibaca menggunakan metode stochastic gradient descent. Dalam penelitian ini, digunakan algoritma default dari stochastic gradient descent yang disebut optimizer 'Adam', yang berfungsi untuk memperbarui nilai bobot berdasarkan data pelatihan.

D. Pengujian Model

Pada tahap ini, sistem akan melakukan pengujian terhadap data uji yang telah disiapkan untuk empat jenis kulit. Pengujian model CNN dilakukan dengan variasi nilai parameter dalam CNN untuk mencapai akurasi optimal. Pengujian dilakukan pada model yang memiliki empat kelas, yaitu kulit berminyak, kulit normal, kulit kering, dan kulit kombinasi, dengan masing-masing kelas memiliki 10 citra. Setelah melakukan klasifikasi, hasilnya akan dicatat untuk penelitian lebih lanjut.

E. Evaluasi Model

Evaluasi model merupakan langkah penting dalam pengembangan model, hal ini dilakukan untuk menemukan model terbaik yang sesuai dengan data dan dapat berkinerja baik. Dalam penelitian ini, empat parameter digunakan untuk mengevaluasi model, yaitu akurasi, presisi, recall, dan skor f1. Berikut adalah rumus pengukuran evaluasi *performance* pada *confusion matrix*[13]:

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

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

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

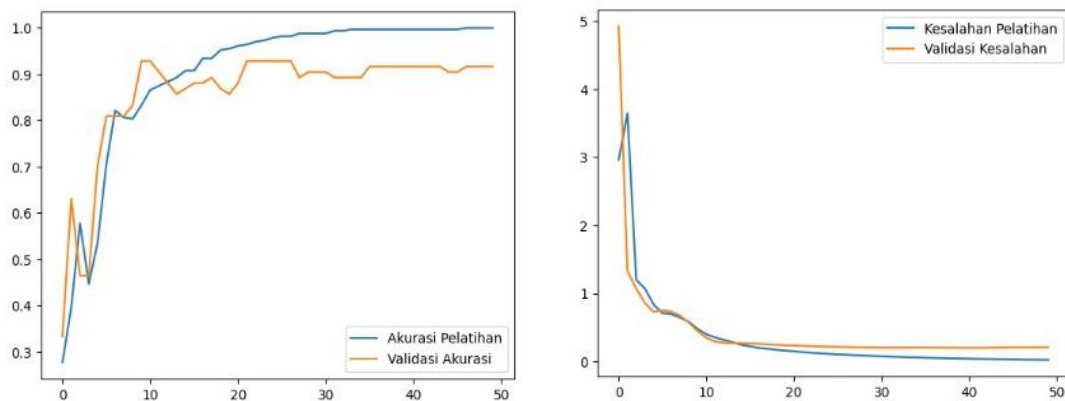
$$F1-Score = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (4)$$

Keterangan:

- *Accuracy* : Rasio antara jumlah prediksi benar (baik positif maupun negatif) dengan total jumlah prediksi yang dibuat.
- *Precision* : Rasio antara jumlah prediksi positif yang benar dengan total prediksi positif yang dibuat oleh model.
- *Recall* : Rasio antara jumlah prediksi positif yang benar dengan total jumlah data yang sebenarnya positif.
- *F1-Score*: Nilai yang menggabungkan precision dan recall untuk memberikan gambaran keseluruhan tentang kinerja model

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Klasifikasi jenis kulit wajah dengan metode CNN arsitektur MobileNet ini menggunakan optimizer Adam karena keunggulannya dalam menangani masalah pelatihan model deep learning dan dapat menyesuaikan laju pembelajaran untuk setiap parameter secara adaptif. Batch size yang digunakan adalah 128 karena telah menghasilkan akurasi yang optimal, sedangkan jumlah epoch yang dipilih adalah 50 karena pelatihan cenderung stabil. Akurasi pelatihan dan validasi dapat dilihat pada Gambar 4.1



Gambar 4.1 Hasil Pelatihan Model *MobileNet*

Gambar 4.1 menunjukkan peningkatan akurasi seiring dengan bertambahnya jumlah *epoch*, sementara nilai *loss* menurun seiring dengan peningkatan jumlah *epoch*. Hasil pelatihan ini selanjutnya diuji menggunakan data uji untuk mendapatkan prediksi, yang direpresentasikan dalam bentuk matriks seperti pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1 Hasil *Confusion Matrix*

		<i>Class Predicted</i>		
		<i>dry</i>	<i>normal</i>	<i>oily</i>
<i>Class Actual</i>	<i>dry</i>	1.00	0.00	0.00
	<i>normal</i>	0.00	0.99	0.01
	<i>oily</i>	0.00	0.02	0.98

Performa dari model Mobilenet yang sudah diuji kemudian dievaluasi menggunakan rumus (1), (2), (3), dan (4). Hasil evaluasi menghasilkan ini mengindikasikan kualitas klasifikasi yang diberikan oleh model. Detail performa klasifikasi model Mobilenet terdapat dalam Tabel 4.2.

Tabel 4.2 Hasil Pengujian *MobileNet*

<i>Class</i>	<i>Precision</i>	<i>recall</i>	<i>F1-score</i>
<i>dry</i>	1.00	1.00	1.00
<i>normal</i>	0.98	0.99	0.99
<i>oily</i>	0.99	0.98	0.99
<i>Accuracy</i>			0.99

Setelah melalui proses pelatihan menggunakan arsitektur MobileNet dan evaluasi dengan menggunakan data uji, model tersebut menghasilkan prediksi dengan akurasi 0.9905 atau 99% dan loss sekitar 0.0373 atau 3.73%, hal ini menunjukkan keakuratan yang tinggi dalam mengklasifikasikan jenis kulit wajah.



Gambar 4.2 Hasil Prediksi Jenis Kulit dan Rekomendasi *Skincare*

Hasil pengujian juga menyertakan deskripsi rekomendasi produk yang disesuaikan dengan jenis kulit tertentu, memberikan informasi yang berguna bagi pengguna untuk meningkatkan efektivitas perawatan kulit. Gambar 4.2 memvisualisasikan contoh hasil pengujian model pada citra kulit normal yang memberikan rekomendasi kandungan produk perawatan kulit.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil evaluasi, dapat disimpulkan bahwa arsitektur MobileNet mampu melakukan klasifikasi jenis kulit wajah pada 420 data latih dan 30 data uji dengan performa yang memuaskan. Model yang dilatih dengan 50 epoch ini mencapai akurasi sebesar 99% dan loss 3.73%. Nilai precision, recall dan f1-score tertinggi terdapat pada kelas dry yaitu sebesar 1.00 atau 100%. Hasil prediksi jenis kulit wajah dan rekomendasi skincare juga berhasil diilustrasikan oleh model tersebut, hal ini menunjukkan bahwa MobileNet merupakan arsitektur yang menjanjikan dengan kemampuan prediksi yang tepat dan akurat.

VI. DAFTAR PUSTAKA

- [1] N. Nawiyah, R. C. Kaemong, M. A. Ilham, and F. Muhammad, "PENYEBAB PENGARUHNYA PERTUMBUHAN PASAR INDONESIA TERHADAP PRODUK SKIN CARE LOKAL PADA TAHUN 2022," *ARMADA : Jurnal Penelitian Multidisiplin*, vol. 1, no. 12, pp. 1390–1396, Dec. 2023, doi: 10.55681/armada.v1i12.1060.
- [2] R. M. Aritonang, M. Y. Florestiyanto, and B. Yuwono, "Human Skin Disease Detection using Convolutional Neural Network Method with Hyperparameter Tuning to Determine the Best Parameter Combination Deteksi Penyakit Kulit Manusia Menggunakan Metode Convolutional Neural Network Dengan Hyperparameter Tuning Untuk Menentukan Kombinasi Parameter Terbaik," *Jurnal Informatika dan Teknologi Informasi*, vol. 20, no. 2, pp. 215–225, 2023, doi: 10.31515/telematika.v20i2.9161.
- [3] C. Lubis, D. Yuliarto, U. Tarumanagara Jakarta, R. Sakit Tiara Tangerang, and K. Kunci, "KLASIFIKASI PENYAKIT KULIT MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) DENGAN ARSITEKTUR VGG16," vol. 8, no. 1, 2023.
- [4] Yohannes Ricky and Rivan Muhammad Ezar Al, "4. Klasifikasi Jenis Kanker Kulit Menggunakan CNN-SVM," *Jurnal Algoritme*, vol. 2, no. 2, pp. 133–144, Apr. 2022.
- [5] F. M. Utami, R. Magdalena, and Saidah Sofia, "Deteksi Jenis Kulit Wajah Menggunakan Convolutional Neural Network Arsitektur Mobilenet Detection Of Facial Skin Type Classification Using Convolutional Neural Network With Mobilenet Architecture," Dec. 2022.
- [6] D. H. A. Sari, S. Sa'idah, and N. K. Caecar, "Klasifikasi Jenis Kulit Wajah Menggunakan Modifikasi Convolutional Neural Network (CNN) Facial Skin Type Classification Using Modified Convolutional Neural Network (CNN)," Dec. 2022.
- [7] R. Rafiif Amaanullah, G. Rizka Pasfica, S. Adi Nugraha, and M. Rifqi Zein, "Implementasi Convolutional Neural Network Untuk Deteksi Emosi Melalui Wajah (Implementation of Convolutional Neural Network for Emotion Detection Through Face)." [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/shivambhardwaj0101/emo>
- [8] W. Setiawan, "PERBANDINGAN ARSITEKTUR CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK UNTUK KLASIFIKASI FUNDUS," vol. 7, no. 2, 2019.
- [9] E. Prasetyo, R. Purbaningtyas, R. Dimas Adityo, E. T. Prabowo, A. I. Ferdiansyah, and P. Korespondensi, "PERBANDINGAN CONVOLUTION NEURAL NETWORK UNTUK KLASIFIKASI KESEGERAN IKAN BANDENG PADA CITRA MATA A COMPARISON OF CONVOLUTION NEURAL NETWORK FOR CLASSIFYING MILKFISH'S FRESHNESS ON EYE IMAGES," vol. 8, no. 3, pp. 601–608, 2021, doi: 10.25126/jtiik.202184369.
- [10] W. Wang, Y. Hu, T. Zou, H. Liu, J. Wang, and X. Wang, "A New Image Classification Approach via Improved MobileNet Models with Local Receptive Field Expansion in Shallow Layers," *Hindawi Limited*, 2020. doi: 10.1155/2020/8817849.
- [11] "Learn about the different types of skin," almirall feel the science. Available : [Discover the different skin types | Almirall](#) [Accessed 30 May 2024 16.00.00 WIB]
- [12] S. Ramlah and P. Lestari Lokapitasari Belluano, "Sistem Pakar Penentuan Komposisi Skincare Berdasarkan Karakteristik Jenis Kulit Menggunakan Metode Certainty Factor," vol. 2, no. 1, pp. 36–42, 2021.
- [13] Z. Karimi, "Confusion Matrix." [Online]. Available: <https://www.researchgate.net/publication/355096788>