



© Hak Cipta milik Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumunkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta



**PERBANDINGAN MODEL DETEKSI CITRA DIGITAL
TIPE KULIT MANUSIA BERDASARKAN SKALA
FITZPATRICK DENGAN *DEEP LEARNING***

SKRIPSI

**POLITEKNIK
NEGERI
JAKARTA**

**RAMADHANI ISYA
2107412020**

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
JURUSAN TEKNIK INFORMATIKA DAN KOMPUTER
POLITEKNIK NEGERI JAKARTA**

2025



© Hak Cipta milik Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumunkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta



**PERBANDINGAN MODEL DETEKSI CITRA DIGITAL
TIPE KULIT MANUSIA BERDASARKAN SKALA
FITZPATRICK DENGAN *DEEP LEARNING***

SKRIPSI

**Dibuat untuk Melengkapi Syarat-Syarat yang Diperlukan untuk Memperoleh
Diploma Empat Politeknik**

**POLITEKNIK
NEGERI
JAKARTA**

**RAMADHANI ISYA
2107412020**

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
JURUSAN TEKNIK INFORMATIKA DAN KOMPUTER
POLITEKNIK NEGERI JAKARTA**

2025



© Hak Cipta milik Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

SURAT PERNYATAAN BEBAS PLAGIARISME

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Ramadhani Isya
NIM : 2107412020
Jurusan/Program Studi : Teknik Informatika & Komputer / Teknik Informatika - CCIT
Judul Skripsi : PERBANDINGAN MODEL DETEKSI CITRA DIGITAL TIPE KULIT MANUSIA BERDASARKAN SKALA FITZPATRICK DENGAN DEEP LEARNING

Menyatakan dengan sebenarnya bahwa skripsi ini benar-benar merupakan hasil karya saya sendiri, bebas dari peniruan terhadap karya dari orang lain, Kutipan pendapat dan tulisan orang lain ditunjuk sesuai dengan cara-cara penulisan karya ilmiah yang berlaku.

Apabila di kemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan bahwa dalam skripsi ini terkandung ciri - ciri plagiat dan bentuk-bentuk peniruan lain yang dianggap melanggar peraturan, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

**POLITEKNIK
NEGERI
JAKARTA**

Depok, 24 Juni 2025



Ramadhani Isya
NIM 2107412020



© Hak Cipta milik Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

LEMBAR PENGESAHAN

Skripsi diajukan oleh :

Nama : Ramadhani Isya
NIM : 2107412020
Program Studi : Teknik Informatika
Judul Skripsi : Deteksi Kulit Berdasarkan Skala Fitzpatrick dengan *Deep Learning* (Sub Judul : Perbandingan Model Deteksi Citra Digital Tipe Kulit Manusia Berdasarkan Skala Fitzpatrick dengan *Deep Learning*)

Telah diuji oleh tim penguji dalam Sidang Skripsi pada hari Selasa, tanggal 24 bulan Juni, tahun 2025 dan dinyatakan LULUS.

Disahkan oleh

Pembimbing I : Bambang Warsuta, S.Kom., M.T.I

(B. Warsuta)

Penguji I : Dr., Ir., Dewi Yanti Liliana, S. Kom., M. Kom

(D. Yanti Liliana)

Penguji II : Asep Taufik Muharram, S. Kom., M. Kom

(A. Taufik Muharram)

Penguji III : Iklima Ermis Ismail, S. Kom., M. Kom

(Iklima Ermis Ismail)

Mengetahui :

Jurusan Teknik Informatika dan Komputer

Ketua



(S. Hidayati) S. Kom., M. Kom.

NIP. 197908032003122003



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan ke hadirat Tuhan Yang Maha Esa atas rahmat-Nya, sehingga penelitian ini dapat terselesaikan dengan baik. Laporan ini disusun sebagai salah satu syarat kelulusan program Diploma Empat di Politeknik Negeri Jakarta. Penulis menyampaikan terima kasih kepada semua pihak yang telah memberikan dukungan dan bimbingan selama masa perkuliahan hingga penyusunan laporan ini, khususnya kepada:

1. Ibu Dr. Anita Hidayati, S.Kom., M.Kom., selaku Ketua Jurusan Teknik Informatika dan Komputer Politeknik Negeri Jakarta
2. Ibu Euis Oktavianti, S.S.I., M.T.I., selaku Ketua Program Studi Teknik Informatika Politeknik Negeri Jakarta.
3. Bapak Bambang Warsuta, S.Kom., M.T.I., selaku dosen pembimbing yang telah meluangkan waktu, tenaga, dan pemikirannya untuk membimbing penulis dalam penyusunan penelitian ini.
4. Orang tua dan keluarga penulis yang telah memberikan bantuan dukungan moral dan material
5. Rafi Ardian Yusuf selaku partner kerja dan diskusi selama pelaksanaan skripsi.
6. Sahabat sekaligus teman seperjuangan penulis, Rachel Nayotami, terima kasih atas kesediaannya menjadi teman berdiskusi, pendengar segala keluh kesah, serta pemberi semangat yang tulus dalam setiap proses hingga terselesaikannya Laporan Seminar Proposal ini.
7. Kepada teman-teman mahasiswa gaming yang telah memberikan semangat, hiburan dan dukungan kepada penulis dari awal sampai akhir selama masa perkuliahan berlangsung sehingga membuat pengalaman yang sangat berkesan.

Akhirnya, penulis berharap agar Tuhan Yang Maha Esa membalas segala kebaikan semua pihak yang telah membantu dalam proses ini. Semoga penelitian ini dapat memberikan manfaat bagi pengembangan ilmu pengetahuan.



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

**SURAT PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI SKRIPSI
UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS**

Sebagai sivitas akademik Politeknik Negeri Jakarta, saya bertanda tangan dibawah ini :

Nama : Ramadhani Isya
NIM : 2107412020
Jurusan/Program Studi : Teknik Informatika & Komputer / Teknik
Informatika - CCIT

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Politeknik Negeri Jakarta Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif atas karya ilmiah saya yang berjudul :

**PERBANDINGAN MODEL DETEKSI CITRA DIGITAL
TIPE KULIT MANUSIA BERDASARKAN SKALA
*FITZPATRICK DENGAN DEEP LEARNING***

Beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Dengan Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif ini Politeknik Negeri Jakarta Berhak menyimpan, mengalih mediakan/formatkan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (database), merawat, dan mempublikasikan skripsi saya tanpa meminta izin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik Hak Cipta.. Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Depok, 24 Juni 2025

Yang menyatakan

Ramadhani Isya
NIM 2107412020



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

PERBANDINGAN MODEL DETEKSI CITRA DIGITAL TIPE KULIT MANUSIA BERDASARKAN SKALA *FITZPATRICK* DENGAN *DEEP LEARNING*

Abstrak

Paparan sinar ultraviolet (UV) yang berlebihan dapat berdampak buruk bagi kesehatan kulit. Identifikasi tipe kulit berdasarkan skala Fitzpatrick menjadi penting untuk menentukan estimasi waktu aman paparan sinar UV. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan dan membandingkan model deep learning yang efektif untuk mendeteksi tipe kulit manusia secara otomatis berdasarkan citra digital. Metode yang digunakan melibatkan perancangan beberapa model Convolutional Neural Network (CNN), termasuk CNN murni dan kombinasi CNN dengan arsitektur transfer learning seperti ResNet, Xception, dan MobileNet. Dataset yang digunakan terdiri dari 1000 citra wajah yang telah diklasifikasikan ke dalam lima kelas skala Fitzpatrick (Tipe I & II, III, IV, V, VI), dengan masing-masing kelas terdiri dari 200 gambar. Dataset dibagi menjadi data latih (90%), data validasi (10%), dan data uji (10%). Model dievaluasi berdasarkan metrik akurasi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model CNN yang dikombinasikan dengan arsitektur Xception memberikan performa terbaik. Model ini mencapai akurasi validasi 93,00% serta menunjukkan keunggulan pada pengujian akhir dengan akurasi 92,72%, presisi 92,72%, dan recall 92,00%. Keseimbangan metrik ini membuktikan kemampuannya yang sangat baik dalam mengidentifikasi tipe kulit dengan benar. Sementara itu, model lain seperti CNN dan MobileNet menunjukkan performa lebih rendah, dan ResNet mengalami underfitting. Dengan demikian, Xception terbukti menjadi model dengan performa paling baik.

Kata kunci: Skala Fitzpatrick, UV, *Deep Learning*, *Transfer Learning*, Pengolahan Citra Digital, Klasifikasi Citra, Akurasi Model



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

DAFTAR ISI

SURAT PERNYATAAN BEBAS PLAGIARISME	i
LEMBAR PENGESAHAN	ii
KATA PENGANTAR.....	iii
SURAT PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI SKRIPSI UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS.....	iv
<i>Abstrak</i>	v
DAFTAR ISI.....	vi
DAFTAR TABEL.....	viii
DAFTAR GAMBAR	ix
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Batasan Masalah.....	4
1.4 Tujuan dan Manfaat Penelitian.....	4
1.4.1 Tujuan Penelitian.....	4
1.4.2 Manfaat Penelitian.....	4
1.5 Sistematika Proposal	5
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	6
2.1 Skala Fitzpatrick.....	6
2.2 Pengolahan Citra Digital	8
2.3 <i>Deep Learning</i>	9
2.4 Convolutional Neural Network	9
2.5 Transfer Learning	10
2.6 ResNet	11
2.7 Xception	12
2.8 MobileNet.....	13
2.9 Evaluasi	15
2.10 TensorFlow	15
2.11 Penelitian Terdahulu	16
BAB III PERENCANAAN DAN REALISASI.....	21
3.1 Rancangan Penelitian	21
3.2 Tahapan Penelitian.....	22



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

3.2.1 Identifikasi Masalah	22
3.2.2 Studi Literatur.....	22
3.2.3 Pengumpulan Dataset dan Pemrosesan Dataset	23
3.2.4 Perancangan Model	23
3.2.5 Pengujian Model	23
3.2.6 Pengujian Model Pada Web	24
3.3 Objek Penelitian	24
3.4 Model/ Framework yang Digunakan.....	24
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....	25
4.1 Analisa Kebutuhan	25
4.1.1 Kebutuhan Pengembangan Model.....	25
4.2 Perancangan Sistem.....	26
4.2.1 Perancangan Model <i>Deep Learning</i>	27
4.2.1.4 Perancangan Arsitektur Model <i>Deep Learning</i>	31
4.3 Implementasi Sistem	32
4.3.1.1 Pelatihan Model dengan <i>Deep Learning</i>	32
BAB V PENUTUP.....	56
5.1 Kesimpulan.....	56
5.2 Saran	56
DAFTAR PUSTAKA	57



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

DAFTAR TABEL

Tabel 1 Klasifikasi Tipe Kulit Manusia	7
Tabel 2 Evaluasi Matriks.....	15
Tabel 3 Penelitian Terdahulu.....	16
Tabel 4 Kebutuhan Dataset	25
Tabel 5 Kebutuhan Perangkat Keras	26
Tabel 6 Kebutuhan Perangkat Lunak	26
Tabel 7 Pembagian Dataset Setiap Kelas	29
Tabel 8 Pembagian Dataset	30
Tabel 9 <i>Hyperparameter</i>	32
Tabel 10 Kompilasi Model.....	32
Tabel 11 Optomasi Layer Convolution Model CNN	34
Tabel 12 Optomasi <i>Hyperparameter</i> Model CNN.....	34
Tabel 13 Optomasi <i>Hyperparameter</i> Model Resnet	35
Tabel 14 <i>Hyperparameter</i> Model Xception	36
Tabel 15 Optomasi <i>Hyperparameter</i> Model MobileNet.....	37
Tabel 16 Evaluasi Model.....	47
Tabel 17 Data Baru.....	48
Tabel 18 Hasil Pengujian Model CNN.....	50
Tabel 19 Hasil Pengujian Model Xception	51
Tabel 20 Hasil Pengujian Model MobileNet.....	51
Tabel 21 Hasil Pengujian Model ResNet	52
Tabel 22 Pengujian Skenario.....	53



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian , penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Arsitektur Model CNN	10
Gambar 2. 2 Arsitektur Model ResNet.....	11
Gambar 2. 3 Arsitektur Model Xception.....	13
Gambar 2. 4 Arsitektur Model MobileNet	14
Gambar 3. 1 Tahapan Penelitian	22
Gambar 4. 1 Alur Pelatihan Model Deep Learning.....	27
Gambar 4. 2 Script Pelatihan Model	33
Gambar 4. 3 Arsitektur Model CNN	38
Gambar 4. 4 Arsitektur Model ResNet.....	39
Gambar 4. 5 Arsitektur Model Xception.....	40
Gambar 4. 6 Arsitektur Model MobileNet	41
Gambar 4. 7 Confusion Matrix Model CNN	42
Gambar 4. 8 Confusion Matrix Model CNN	43
Gambar 4. 9 Confusion Matrix Model Xception	44
Gambar 4. 10 Confusion Matrix Model MobileNet	45
Gambar 4. 11 Tampilan Streamlit	46

**POLITEKNIK
NEGERI
JAKARTA**

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

BAB I PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Indonesia merupakan negara yang terletak di garis khatulistiwa dan memiliki iklim tropis, sehingga intensitas paparan sinar matahari di negara ini cukup tinggi. Paparan sinar matahari yang berlebihan dapat berdampak buruk bagi kesehatan kulit akibat radiasi sinar ultraviolet (UV). Sinar UV merupakan radiasi elektromagnetik yang terdiri dari tiga jenis, yaitu UVA, UVB, dan UVC, yang dibedakan berdasarkan panjang gelombangnya. Sinar UVC memiliki energi paling tinggi, namun terblokir oleh lapisan ozon, sementara sinar UVA dan UVB dapat menembus atmosfer dan mencapai permukaan bumi. Paparan berlebihan terhadap sinar UVA dan UVB dapat menyebabkan berbagai masalah kesehatan kulit, salah satunya adalah sunburn (Pratiwi, Indah, 2021). *Sunburn* terjadi akibat kerusakan sel kulit yang disebabkan oleh radiasi sinar UV, terutama UVB, yang mengakibatkan gangguan struktural pada lapisan kulit dan memicu peradangan. Selain itu, paparan UV yang berlebihan juga meningkatkan produksi melanin sebagai respons perlindungan kulit, namun paparan yang terus-menerus dapat menyebabkan perubahan warna kulit (Jennifer et al., 2021). Pada tahun 2024, dilakukan pengujian untuk mengkaji tingkat keparahan *sunburn* pada kulit atlet di Parepare. Hasil survei yang melibatkan 49 partisipan menunjukkan bahwa 53,1% responden tidak mengalami *sunburn*, sementara 46,9% melaporkan mengalami *sunburn* (W. Rini, 2024). Temuan ini mengindikasikan adanya hubungan signifikan antara durasi paparan sinar UV dan kejadian sunburn, yang merupakan salah satu gangguan kulit paling umum akibat paparan sinar ultraviolet terlalu lama.

Waktu kulit terpapar sinar ultraviolet dan tingginya indeks sinar ultraviolet perlu diperhatikan agar terhindar dari penyakit kulit seperti *sunburn*. Untuk mengetahui waktu maksimal kulit terpapar sinar ultraviolet memerlukan dua informasi, yaitu tipe kulit dan indeks sinar ultraviolet. Berdasarkan klasifikasi skala Fitzpatrick tipe kulit dibagi menjadi 6 (Gupta V dan



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

Sharma VK, 2019), untuk mengetahui tipe kulit perlu dilakukan pencocokan antara ciri-ciri dari masing-masing tipe kulit berdasarkan skala Fitzpatrick dengan keadaan kulit masing-masing individu.

Skala Fitzpatrick digunakan karena telah divalidasi untuk mengklasifikasikan tipe kulit berdasarkan respon kulit terhadap paparan sinar UV, dengan mempertimbangkan kadar *melanin* dan kecenderungan kulit mengalami *sunburn* atau penyakit kulit yang lain. Sebagai contoh, skala ini juga menjadi acuan penting dalam prosedur dermatologi kosmetik untuk memprediksi respons kulit terhadap perawatan laser atau *chemical peeling* (Ware et al., 2020). Klasifikasi ini menggunakan parameter seperti warna dasar kulit, reaksi terhadap paparan UV, dan kandungan pigmen *melanin epidermal*, yang diukur melalui rumus *Melanin Index (MI)* Nilai MI berkorelasi langsung dengan tipe Fitzpatrick (I-VI), di mana tipe I (kulit sangat terang) memiliki MI rendah biasanya berada pada kisaran 15–30 dan risiko *sunburn* tinggi, sedangkan tipe VI (kulit sangat gelap) memiliki MI tinggi, umumnya 60–90 dan perlindungan kulit yang lebih baik. Pendekatan ini didukung oleh studi Gupta & Sharma (2019) yang menunjukkan bahwa skala Fitzpatrick efektif dalam memprediksi kerentanan kulit terhadap kerusakan UV berdasarkan karakteristik biologis.

Kemudian untuk mengetahui tingkat indeks sinar ultraviolet memerlukan alat khusus untuk mengukurnya, jika hanya menggunakan cara manual hasilnya kurang akurat karena sifat radiasi yang tidak terlihat oleh mata manusia (Priya et al., 2024). Sehingga salah satu cara yang dapat digunakan untuk mendeteksi sinar ultraviolet adalah dengan memanfaatkan sensor.

Berdasarkan penjelasan sebelumnya, untuk mengetahui tipe kulit berdasarkan skala Fitzpatrick, dibutuhkan informasi mengenai warna kulit agar dapat ditentukan tipe kulitnya, penerapan model *deep learning* dapat dimanfaatkan guna mempermudah proses klasifikasi tipe kulit. Pada saat ini model *deep learning* kerap kali digunakan untuk membantu menyelesaikan masalah pada kulit. Contohnya pada penelitian klasifikasi jenis kulit wajah berdasarkan tiga label citra yaitu kulit normal, kering, dan berminyak, yang

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumpulkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

dilakukan oleh Dian Anisa Agustina pada tahun 2024 menunjukkan hasil yang baik karena model *deep learning* tersebut menghasilkan akurasi sebesar 99% , pada penelitian tersebut, model *convolutional neural network* dikombinasikan dengan arsitektur *transfer learning* ResNet-50. Selain itu, model *convolutional neural network* juga pernah digunakan pada penelitian yang dibuat oleh Luqman et al pada tahun 2021. untuk mengklasifikasi pigmen kanker kulit manusia, dan model tersebut menghasilkan akurasi sebesar 75%. Kemudian pada penelitian sebelumnya, yaitu pada *project base learning* di tahun 2024. Model *Convolutional Neural Network* yang dikombinasikan dengan *transfer learning* ResNet sudah pernah dibuat untuk mengklasifikasi tipe kulit berdasarkan skala Fitzpatrick dengan hasil akurasi sebesar 67,8%.

Penelitian ini dirancang untuk mengembangkan model *deep learning* yang dapat mendeteksi tipe kulit berdasarkan skala Fitzpatrick dengan 5 label data, berdasarkan klasifikasi Fitzpatrick yaitu tipe I hingga tipe VI. Penelitian ini bertujuan untuk membuat model *deep learning* dengan akursi yang baik serta menciptakan sistem yang dapat memberikan estimasi waktu aman bagi kulit berdasarkan jenis kulit dan tingkat indeks sinar ultraviolet menggunakan model *deep learning* yaitu *Convolutional Neural Network* yang dikombinasikan dengan beberapa model *transfer learning* yaitu ResNet, Xception dan MobileNet. Sistem ini dirancang untuk memberikan solusi inovatif dalam mengelola risiko kesehatan akibat paparan sinar ultraviolet. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam mencegah dampak buruk dari paparan sinar ultraviolet yang berlebih seperti *sunburn* dan penyakit kulit lainnya, sekaligus memperkuat peran teknologi informasi dalam menyelesaikan masalah Kesehatan.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan pemaparan latar belakang yang sudah dibahas, rumusan masalah dalam penelitian ini adalah:

1. Bagaimana membandingkan model deteksi citra digital tipe kulit manusia berdasarkan skala Fitzpatrick dengan *deep learning*?

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumpulkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

1.3 Batasan Masalah

Berdasarkan rumusan masalah yang sudah dipaparkan pada poin sebelumnya, maka batasan masalah yang ditetapkan adalah sebagai berikut:

1. Pembuatan model *deep learning* serta menggunakan *transer learning*.
2. Model ini hanya mendeteksi berdasarkan kelas-kelas yang sudah ditentukan yaitu tipe kulit 1-6 berdasarkan skala Fitzpatrick.
3. Dataset terdiri dari 5 kelas, tipe I & II, tipe III, tipe IV, tipe V dan tipe VI. Dengan masing-masing kelas terdiri dari 200 data gambar.
4. Dataset terdiri dari ras *East Asian*, *Middle Eastern*, *White*, *Indian*, *Southeast Asian*, *Latino/Hispanic* dan *Black*.
5. Pembuatan prototipe streamlit untuk visualisasi perbandingan performa model.

1.4 Tujuan dan Manfaat Penelitian

Tujuan dan manfaat dari penelitian perancangan model deteksi tipe kulit manusia dengan model *deep learning* adalah sebagai berikut:

1.4.1 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian meliputi:

1. Membandingkan model deteksi citra digital tipe kulit manusia berdasarkan skala Fitzpatrick dengan *deep learning*.

1.4.2 Manfaat Penelitian

Penelitian ini dapat memberikan kontribusi ilmiah dalam bidang teknologi dan kesehatan, khususnya dalam penerapan model *deep learning* untuk mendeteksi tipe kulit manusia. Hasil penelitian ini juga dapat menjadi referensi bagi penelitian serupa di masa depan

1.5 Sistematika Proposal

Sistematika penulisan disusun sebagai panduan umum untuk memberikan gambaran menyeluruh mengenai isi laporan penelitian. Berikut adalah rincian sistematika penulisan yang akan digunakan dalam skripsi ini:

a) BAB I PENDAHULUAN

Bab ini akan membahas hal yang melatarbelakangi topik ini dipilih, perumusan masalah, batasan masalah, tujuan dan manfaat, serta gambaran umum sistematika penulisan laporan.

b) BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini membahas teori-teori yang menjadi dasar dan mendukung pelaksanaan penelitian.

c) BAB III PERENCANAAN DAN REALISASI ATAU RANCANG BANGUN SISTEM

Bab ini memaparkan terkait rencana dan tahapan dalam pengerjaan penelitian ini. Bab ini memuat gambaran mengenai rancangan penelitian, tahapan penelitian, objek yang menjadi fokus penelitian, model dan teknik *transfer learning* yang diterapkan, metode pengumpulan dan analisis data, jadwal pelaksanaan, serta estimasi rincian biaya.

d) BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini memuat proses penelitian yaitu pembuatan model *deep learning*, proses *preprocessing* data dan membahas serta membandingkan hasil akhir model *deep learning*.

e) BAB V PENUTUP

Bab penutup adalah bagian yang mengungkapkan simpulan dan saran secara singkat terhadap pembahasan yang telah diuraikan pada bagian isi.

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Skala Fitzpatrick

Skala Fitzpatrick adalah sistem klasifikasi yang digunakan untuk menentukan jenis kulit manusia berdasarkan respons kulit terhadap paparan sinar ultraviolet dan kecenderungan untuk terbakar atau berpigmentasi. Skala ini pertama kali diperkenalkan oleh Thomas B. Fitzpatrick pada tahun 1975 sebagai alat untuk mengevaluasi sensitivitas kulit terhadap paparan sinar matahari dan digunakan secara luas dalam dermatologi dengan mempertimbangkan kadar *melanin* dan kecenderungan kulit mengalami *sunburn* atau penyakit kulit yang lain. Klasifikasi ini menggunakan parameter seperti warna dasar kulit, reaksi terhadap paparan UV, dan kandungan pigmen *melanin epidermal*, yang diukur melalui rumus *Melanin Index (MI)* $MI = 100 \times \log_{10} \left(\frac{1.5 \times \text{reflectance at } 620 \text{ nm}}{\text{reflectance at } 650 \text{ nm}} \right)$, pada rumus tersebut terdapat dua Reflektansi yang digunakan untuk mengukur seberapa banyak cahaya yang diserap oleh komponen di dalam kulit dan melanin. (Gupta V dan Sharma VK, 2019). Pada tabel 2.1 terdapat enam skala tipe kulit, mulai dari Tipe I yang sangat terang dan sangat rentan terhadap sunburn, hingga Tipe VI yang sangat gelap dan jarang terbakar akibat paparan sinar matahari. Masing-masing tipe memiliki karakteristik unik dalam merespons sinar UV, yang berkaitan erat dengan kadar melanin di kulit. Individu dengan kulit yang lebih gelap (misalnya Tipe V dan VI) umumnya memiliki perlindungan alami yang lebih baik terhadap paparan sinar matahari dibandingkan mereka dengan kulit terang (Tipe I dan II).

Skala ini secara luas digunakan dalam literatur dermatologi untuk mengidentifikasi variasi pigmentasi kulit di berbagai populasi dunia. Tipe I dan II umumnya ditemukan pada individu keturunan Eropa Utara dan Barat seperti orang Irlandia dan Jerman yang memiliki risiko tinggi mengalami *sunburn*, Sedangkan Tipe III umumnya terdapat pada orang Eropa Selatan, Asia Timur, dan Hispanik yang kulitnya tidak terlalu mudah terbakar dan berwarna kecoklatan (Kawada, 2020). Tipe IV hingga VI lebih banyak

ditemukan pada individu dengan kulit berwarna termasuk keturunan Asia Selatan, Afrika, dan Melanesia yang menunjukkan resistensi lebih tinggi terhadap efek sinar UV (Visscher et al., 2017).

Skala ini memberikan panduan penting dalam berbagai aplikasi medis, seperti menentukan dosis terapi sinar, penilaian risiko kanker kulit, dan pengembangan produk perawatan kulit seperti sunscreen. Dalam penelitian ini, skala Fitzpatrick digunakan untuk mengklasifikasikan tipe kulit guna mengidentifikasi estimasi waktu maksimal kulit dapat bertahan dibawah paparan sinar ultraviolet.

Tabel 1 Klasifikasi Tipe Kulit Manusia

Tipe Kulit	Ciri Khas	Ras	Sampel
I	Kulit putih pucat	Kaukasia (Eropa Utara)	
II	Kulit putih	Kaukasia (Eropa)	
III	Kulit putih lebih gelap	Asia Timur	

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian , penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian , penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

Tipe Kulit	Ciri Khas	Ras	Sampel
IV	Kulit coklat muda	Mediterrania, Hispanik	
V	Kulit coklat	Asia Tenggara, Asia Selatan, Timur Tengah	
VI	Kulit coklat tua atau hitam	Afrika Sub-Sahara, Melanesia	

Sumber: Gupta, V. and Sharma, V.K. 2019; Kawada, 2020

2.2 Pengolahan Citra Digital

Pengolahan citra digital merupakan proses untuk meningkatkan kualitas gambar guna mendapatkan informasi dari sebuah gambar. Proses ini menggunakan citra sebagai input, kemudian menghasilkan citra yang telah mengalami perbaikan kualitas. Pengolahan citra sangat diperlukan untuk mengatasi berbagai masalah pada gambar, seperti adanya derau (*noise*), kabur (*blur*), atau warna yang kurang tajam, yang sering menyebabkan informasi di dalam gambar menjadi sulit dimanfaatkan. Salah satu langkah umum dalam pengolahan citra adalah konversi gambar ke skala abu-abu (*grayscale*), yang menyederhanakan warna untuk mempermudah analisis. Dengan melakukan pengolahan citra, gambar yang mengalami degradasi

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

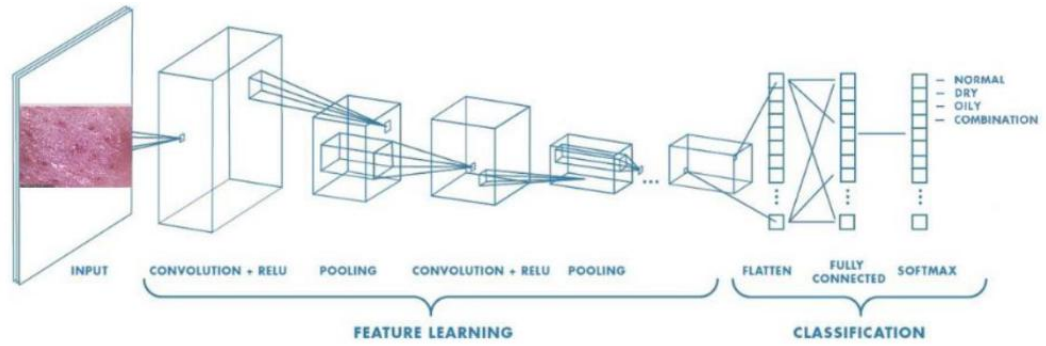
atau kerusakan dapat diperbaiki sehingga memudahkan proses analisis dengan model *deep learning* untuk mengidentifikasi atau mempresentasikan citra tersebut (Akhmad Fajeri et al., 2022)

2.3 Deep Learning

Deep learning merupakan bagian dari *machine learning* yang memanfaatkan jaringan saraf tiruan atau *neural networks* dengan sejumlah lapisan yang mendalam untuk memahami pola dan representasi data. Metode ini dirancang untuk meniru cara otak manusia memproses informasi dan mengambil keputusan, yang menjadikannya sangat efektif dalam tugas-tugas yang kompleks. *Deep learning* berfokus pada representasi data hierarkis, di mana jaringan belajar untuk mengekstrak fitur-fitur dari data mentah secara bertahap melalui beberapa lapisan. Setiap lapisan dalam jaringan memiliki peran spesifik, seperti mendeteksi pola sederhana di lapisan awal dan pola yang lebih kompleks di lapisan berikutnya (Arum dan Emi, 2021).

2.4 Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network adalah metode klasifikasi citra yang mampu secara mandiri mempelajari fitur-fitur penting dari gambar yang kompleks. Kemampuan *Convolutional Neural Network* dalam mengenali gambar sangat bergantung pada arsitektur model yang digunakan, yang umumnya terdiri dari dua tahap utama, yaitu ekstraksi fitur dan klasifikasi. *Convolutional Neural Network*, merupakan salah satu jenis jaringan saraf tiruan yang dirancang khusus untuk menangani data visual. Keunikan CNN terletak pada penggunaan lapisan konvolusi yang dirancang untuk mengenali pola dan fitur penting dalam gambar. Selain lapisan konvolusi, *Convolutional Neural Network* juga dapat memadukan jenis lapisan lain seperti *pooling* dan *fully connected layer* (Dian, 2024).



Gambar 2. 1 Arsitektur Model CNN

Convolutional Neural Network sering digunakan untuk mengklasifikasikan citra dalam jumlah besar. Model *Convolutional Neural Network* dikembangkan dengan mengambil inspirasi dari struktur sistem visual mamalia. CNN memiliki kerangka konseptual yang esensial, yang mencakup fitur seperti distribusi bobot, konsep persepsi, serta domain ruang untuk proses pengambilan sampel. (Luqman et al., 2021). Jadi model *Convolutional Neural Network* merupakan metode *deep learning* yang efektif dan andal dalam menganalisis data visual, terutama untuk tugas klasifikasi gambar. Dengan kemampuannya untuk secara otomatis mempelajari fitur-fitur penting dari gambar yang kompleks melalui lapisan konvolusi, *pooling*, dan *fully connected*, *Convolutional Neural Network* mampu menangkap pola, tekstur, serta variasi spasial dengan efisiensi tinggi.

2.5 Transfer Learning

Transfer Learning adalah teknik dalam *deep learning* yang memanfaatkan pelatihan sebuah model pada suatu tugas yang kemudian digunakan kembali untuk membantu menyelesaikan tugas lain yang berbeda tetapi terkait. Teknik ini memanfaatkan model yang sudah dilatih sebelumnya atau disebut sebagai *pre-trained* model pada dataset besar dan umum, seperti ResNet, dan kemudian diadaptasi untuk tugas baru, baik melalui *fine-tuning* dengan melatih ulang sebagian atau seluruh parameter model atau *feature extraction* dengan menggunakan lapisan awal model untuk mengekstrak fitur dan melatih lapisan terakhir. *Transfer learning* sangat berguna karena dapat mengurangi waktu dan biaya pelatihan, meningkatkan akurasi, dan efektif

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta



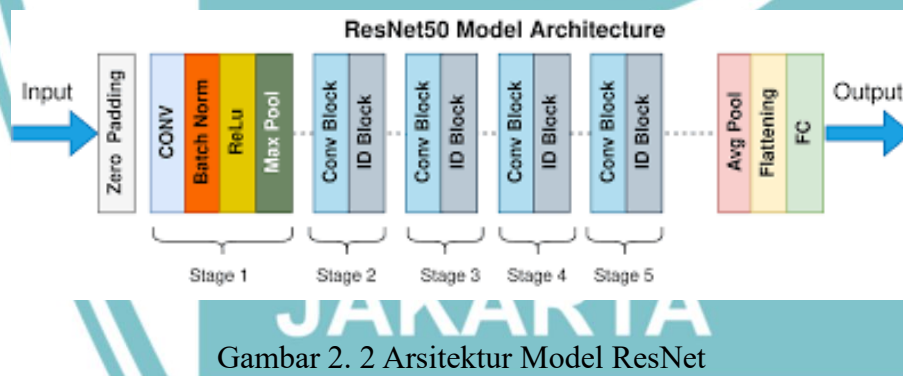
Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumpulkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

diterapkan pada dataset kecil, seperti dalam tugas klasifikasi gambar, pemrosesan bahasa alami, dan deteksi objek, sehingga memungkinkan penggunaan model *deep learning* dengan sumber daya yang lebih terbatas.

2.6 ResNet

ResNet (Residual Neural Network) merupakan pengembangan dari Convolutional Neural Network (CNN) yang dirancang khusus untuk mengatasi masalah vanishing gradient pada jaringan saraf yang sangat dalam. Arsitektur ini memperkenalkan konsep residual learning melalui skip connection, di mana jaringan mempelajari residual function (selisih antara input dan output) sehingga memungkinkan pelatihan model dengan ratusan layer tetap stabil. ResNet pertama kali diperkenalkan oleh He et al. pada tahun 2016 dan berhasil memenangkan kompetisi ImageNet dengan kedalaman mencapai 152 layer. Keunggulan utama ResNet terletak pada residual block-nya yang mempertahankan informasi dari layer awal ke layer yang lebih dalam, sehingga mempercepat proses pelatihan dan meningkatkan akurasi model (Dian, 2024).



Gambar 2. 2 Arsitektur Model ResNet

Struktur dasar ResNet terdiri dari beberapa komponen utama. Pertama, lapisan konvolusi awal menggunakan filter 7×7 dengan stride 2 diikuti max pooling 3×3 . Kemudian serangkaian *residual block*, ResNet-50 menggunakan bottleneck block (kombinasi konvolusi 1×1 , 3×3 , dan 1×1) untuk efisiensi komputasi. Bagian akhir arsitektur menggunakan *global average pooling* menggantikan *fully connected layer* untuk mengurangi *overfitting*, diikuti output layer dengan fungsi softmax untuk klasifikasi.

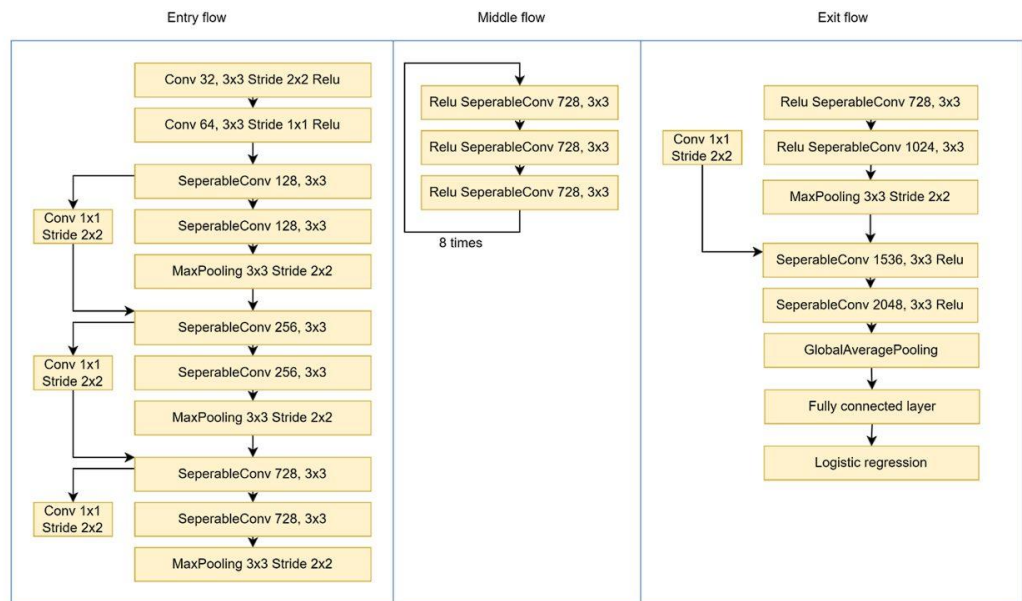
**Hak Cipta :**

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumpulkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

Perbedaan mendasar antara ResNet dan CNN tradisional terlihat pada kedalaman jaringan dan keberadaan *skip connection*. ResNet mampu mencapai kedalaman ratusan layer dengan tetap stabil, sementara CNN konvensional biasanya terbatas pada puluhan layer. *Skip connection* pada ResNet memungkinkan gradien mengalir lebih lancar selama *backpropagation*, mengatasi masalah *vanishing gradient* yang sering terjadi pada jaringan dalam.

2.7 Xception

Xception (Extreme Inception) merupakan arsitektur jaringan saraf convolutional mutakhir yang dikembangkan oleh François Chollet pada tahun 2017 sebagai evolusi dari model Inception. Arsitektur ini menerapkan pendekatan radikal dengan menggantikan operasi konvolusi tradisional menggunakan *depthwise separable convolution* yang memisahkan proses pembelajaran pola spasial dan hubungan antar-channel. Konsep utama Xception terinspirasi dari Inception, namun dengan penyederhanaan ekstrem dimana semua operasi 1x1 convolution diikuti oleh *spatial convolution* yang terpisah untuk setiap *channel input*. Xception terdiri dari tiga komponen utama: *Entry Flow* yang bertugas mengekstraksi fitur dasar melalui serangkaian separable convolution dan max pooling, *Middle Flow* yang terdiri dari 8 blok identik berulang untuk pemrosesan fitur mendalam, serta *Exit Flow* yang mengubah representasi fitur menjadi vektor untuk klasifikasi akhir (Ogundokun, et al, 2023).



Gambar 2. 3 Arsitektur Model Xception

Keunggulan utama Xception terletak pada efisiensi komputasinya yang signifikan berkat penggunaan depthwise separable convolution, yang mengurangi jumlah parameter hingga 33% dibanding Inception-v3 sambil mempertahankan atau bahkan meningkatkan akurasi. Arsitektur ini juga mengadopsi koneksi residual ala ResNet untuk memfasilitasi aliran gradien dan mempercepat pelatihan jaringan yang dalam. Dalam berbagai benchmark, Xception menunjukkan performa unggul pada dataset ImageNet dengan akurasi top-1 mencapai 79% sementara hanya membutuhkan 22.8 juta parameter.

2.8 MobileNet

MobileNetV2 adalah arsitektur jaringan saraf convolutional canggih yang dikembangkan khusus untuk perangkat mobile dan embedded system dengan sumber daya terbatas. Diterbitkan oleh tim Google AI pada tahun 2018, arsitektur ini merupakan penyempurnaan dari MobileNetV1 dengan memperkenalkan dua inovasi utama: *depthwise separable convolution* dan *inverted residual blocks* dengan *linear bottleneck*. *Depthwise separable convolution* bekerja dengan memisahkan operasi konvolusi menjadi dua tahap - *depthwise convolution* yang memproses setiap channel input secara

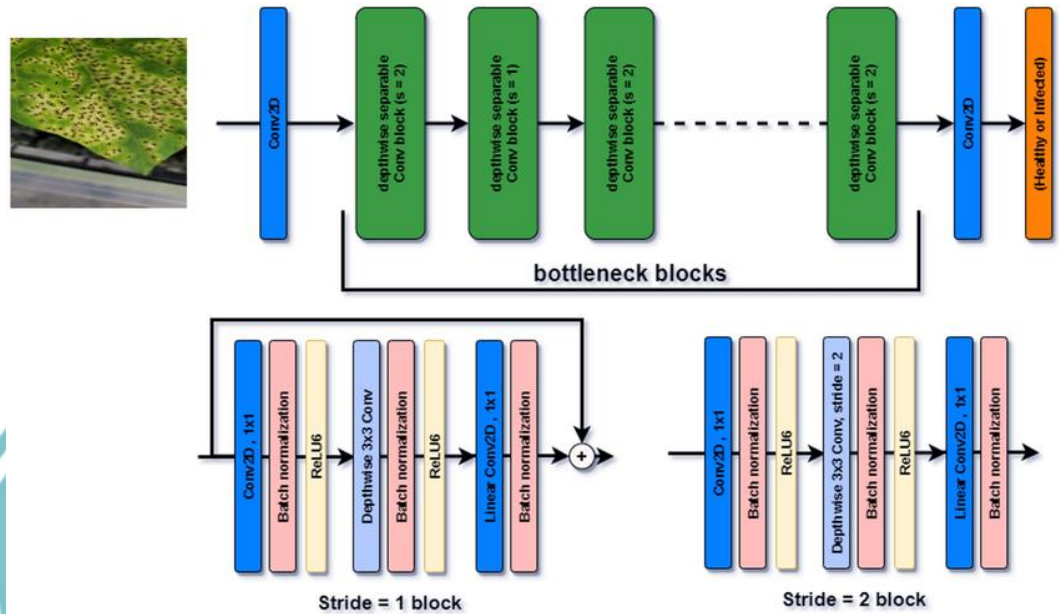
Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian , penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

terpisah, diikuti *pointwise convolution* yang menggabungkan informasi antar channel. Pendekatan ini mengurangi komputasi secara signifikan hingga 8-9 kali dibanding konvolusi tradisional. (Ogundokun et al., 2023).



Gambar 2. 4 Arsitektur Model MobileNet

Struktur MobileNetV2 terdiri dari lapisan konvolusi awal 3x3 dengan 32 filter, diikuti 17 blok residual terbalik yang menjadi ciri khasnya. Setiap blok residual terbalik menerapkan ekspansi channel menggunakan konvolusi 1x1, kemudian depthwise convolution 3x3, dan terakhir proyeksi channel dengan konvolusi 1x1. Yang unik, arsitektur ini menggunakan linear bottleneck dimana aktivasi non-linear (ReLU6) dihilangkan di layer bottleneck untuk mencegah hilangnya informasi penting. Lapisan akhir terdiri dari konvolusi 1x1 dan average pooling sebelum klasifikasi. Dengan hanya 3.4 juta parameter, MobileNetV2 mampu mencapai akurasi 72.0% pada ImageNet, lebih baik dari MobileNetV1 dengan parameter yang lebih sedikit.

2.9 Evaluasi

Evaluasi adalah sebuah struktur yang digunakan untuk menilai kinerja model *deep learning* berdasarkan hasil prediksinya. Matriks ini berisi sejumlah metrik yang membantu menganalisis seberapa baik model dalam melakukan tugas tertentu, misalnya klasifikasi atau regresi. Matriks evaluasi paling sering digunakan untuk masalah klasifikasi, di mana label yang diprediksi oleh model dibandingkan dengan label sebenarnya. Dengan menggunakan matriks evaluasi seperti *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* yang terdapat pada tabel 2, Dapat dimanfaatkan untuk menganalisis dan mengukur kinerja model dari berbagai perspektif, sekaligus membantu dalam menentukan model terbaik untuk diimplementasikan. (Dian, 2024).

Tabel 2 Evaluasi Matriks

Accuracy	$\frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$	Persentase prediksi yang benar dari total prediksi yang dilakukan.
Precision	$\frac{TP}{TP + FP}$	Memberikan informasi tentang seberapa baik model <i>deep learning</i> menemukan semua data positif.
Recall	$\frac{TP}{TP + FN}$	memberikan informasi tentang seberapa sering model <i>deep learning</i> membuat prediksi positif yang benar.
F1-Score	$2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$	Menghitung <i>precision</i> dan <i>recall</i> bersamaan untuk memberikan gambaran yang lebih lengkap tentang seberapa baik model.

2.10 TensorFlow

TensorFlow merupakan *framework open-source* yang dikembangkan oleh Google, dirancang untuk membangun, melatih, dan menjalankan model *machine learning* serta *deep learning*. Dirilis pertama kali pada tahun 2015,

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

TensorFlow telah menjadi salah satu *framework* paling populer dalam dunia *machine learning*. Model *deep learning* dan *artificial intelligence*. Pada dasarnya, TensorFlow adalah sebuah *library* yang mendukung komputasi berbasis grafik (*graph computation*), yang mana operasi matematika atau komputasi diwakili oleh grafik alir (*flow graphs*) di mana node mewakili operasi matematika (*seperti perkalian atau penjumlahan*), dan *edges tensor* (data yang diproses dalam bentuk array multi dimensi). Dengan pendekatan ini, TensorFlow dapat dengan mudah bekerja dengan hardware seperti CPU, GPU, atau TPU melakukan perhitungan secara paralel, yang sangat bermanfaat dalam mengolah data dalam jumlah besar (Rahma et al., 2021).

2.11 Penelitian Terdahulu

Tabel 3 Penelitian Terdahulu

Judul	Metode	Dataset	Hasil dan Kesimpulan
Sistem Pengenalan Penyakit Kulit Berbasis Computer Vision Dengan Metode Convolutional Neural Network (CNN) (Nourman S. Irjanto et al., 2024)	Convolutio nal Neural Network (CNN)	Eczema, Melanoma, Atopic Dermatitis, acne vulgaris, Varicella, Morbili, Vitiligo, Systemic Lupus Erythematosus, Urtikaria, Tinea Cruris, Papiloma	Model mencapai akurasi 83.09% pada pelatihan dan 84% pada validasi, dengan akurasi klasifikasi 97.91% berdasarkan confusion matrix. Beberapa kelas seperti melanoma memiliki recall lebih rendah (80%), sementara kelas lain seperti eczema mencapai precision dan recall sempurna (100%). Sistem yang dikembangkan terbukti efektif dalam mengklasifikasikan penyakit kulit dengan akurasi tinggi, terutama untuk aplikasi di daerah terpencil dengan keterbatasan tenaga medis. Namun, ketidakseimbangan data dan variasi citra

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian , penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

			menyebabkan beberapa kelas penyakit kurang terdeteksi dengan baik
CNN dapat digunakan untuk deteksi multi-kelas penyakit kulit, hal ini menunjukkan relevansi dengan penelitian yang akan dilakukan dengan menunjukkan kapasitas atau kemampuan CNN untuk mendeteksi citra kulit. Namun fluktuasi akurasi antarkelas menunjukkan perlunya optimasi lebih lanjut, seperti penambahan data atau fine-tuning model.			
Judul	Metode	Dataset	Hasil dan Kesimpulan
Klasifikasi Citra Pigmen Kanker Kulit Menggunakan Convolutional Neural Network. (Luqman Hakim et al., 2021)	Convolutio nal Neural Network (CNN)	Non- melanocytic malignant dan Benign	Model CNN dengan 8 lapisan konvolusi mencapai akurasi 75%, dengan performa terbaik pada kelas benign (precision 80%, recall 82%, F1-score 81%). Klasifikasi untuk kelas malignant memiliki akurasi lebih rendah (precision 64%, recall 61%). Hasil <i>confusion matrix</i> menunjukkan bahwa model lebih akurat dalam mengidentifikasi kelas <i>Benign</i> dibandingkan <i>Malignant</i> , yang masih mengalami kesalahan klasifikasi. Model CNN yang digunakan mampu mengklasifikasikan kanker kulit dengan akurasi moderat,
Pada jurnal kedua, arsitektur CNN yang terdiri dari 8 lapisan konvolusi dapat digunakan untuk klasifikasi biner kanker kulit. Augmentasi data dan penyeimbangan dataset diperlukan untuk meningkatkan kinerja, terutama pada kelas malignant.			

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian , penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

Judul	Metode	Dataset	Hasil dan Kesimpulan
Klasifikasi Citra Jenis Kulit Wajah Dengan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN) RESNET-50. (Anisa Dian., 2024)	RESNET-50	Normal, Kering, Berminyak	Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem klasifikasi jenis kulit wajah menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur ResNet-50. Model yang dibangun menunjukkan performa yang sangat baik pada data pelatihan dengan akurasi mencapai 0,9986. Namun, hasil validasi menunjukkan akurasi yang lebih rendah mengindikasikan adanya overfitting
Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa CNN dengan arsitektur ResNet-50 mampu mengklasifikasikan jenis kulit wajah (normal, kering, dan berminyak) dengan akurasi yang tinggi pada data pelatihan. Namun, ketidakseimbangan dataset menyebabkan overfitting, sehingga model kurang generalisir pada data validasi			
Judul	Metode	Dataset	Hasil dan Kesimpulan
Enhancing Skin Cancer Detection and Classification in Dermoscopic Images through Concatenated MobileNetV2 and Xception Models. Ogundokun et al., 2023	MobileNetV2 dan Xception	Cancer dan Non-cancer	Model hybrid SkinNetX mencapai akurasi 97.56% dengan sensitivitas sempurna (100%) dan AUC 97%, mengungguli model individual seperti MobileNetV2 (90.24%) dan Xception (85.37%).

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

			Metrik presisi (93.33%) dan F1-score (96.55%) menunjukkan konsistensi tinggi dalam membedakan kanker kulit dari non-kanker.
Penggunaan model <i>transfer learning</i> seperti MobileNetV2 dan Xception terbukti efektif untuk deteksi kanker kulit dengan akurasi tinggi yang dapat membantu model terhindar dari permasalahan <i>overfitting</i> .			
Judul	Metode	Dataset	Hasil dan Kesimpulan
Detection of Eight Skin Diseases Using Convolutional Neural Network with MobileNetV2 Architecture for Identification and Treatment Recommendation on Android Application (Ainul Furqon., 2024)	Mobile NetV2	Cellulitis, Impetigo, Athlete's Foot, Nail Fungus, Ringworm, Cutaneous Larva Migrans, Chickenpox, Shingles	Model CNN MobileNetV2 mencapai akurasi 97% pada data testing dan 84% pada data umum, dengan precision, recall, dan F1-score di atas 90% untuk sebagian besar kelas. Aplikasi Android yang dikembangkan berhasil menyediakan deteksi dan rekomendasi pengobatan untuk 8 penyakit kulit.
MobileNetV2 merupakan arsitektur efisien untuk klasifikasi multi-kelas penyakit kulit, terutama dalam aplikasi mobile. Kendala utama adalah ketergantungan pada informasi pengobatan statis yang perlu diperbarui secara berkala.			

Berdasarkan tinjauan penelitian terdahulu, dapat disimpulkan bahwa metode *Convolutional Neural Network* (CNN) merupakan pendekatan yang dominan dan efektif untuk berbagai tugas analisis citra kulit. Penelitian-penelitian tersebut menunjukkan keberhasilan CNN dalam mengklasifikasikan berbagai kondisi, mulai dari penyakit kulit umum



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

secara multi-kelas, klasifikasi biner untuk kanker kulit, hingga identifikasi jenis kulit wajah.

Pemanfaatan arsitektur *transfer learning* secara konsisten terbukti mampu meningkatkan performa model. Model seperti ResNet-50, MobileNetV2, dan Xception telah berhasil diterapkan untuk mencapai akurasi yang tinggi. Secara khusus, penelitian oleh Ogundokun menunjukkan bahwa penggabungan model (*concatenated models*) seperti MobileNetV2 dan Xception dapat menghasilkan akurasi yang lebih unggul (97.56%) dibandingkan model individual. Sementara itu, arsitektur MobileNetV2 juga terbukti efisien dan andal untuk implementasi pada aplikasi *mobile* dengan akurasi pengujian mencapai 97%.

Meskipun demikian, beberapa tantangan umum secara konsisten muncul dalam penelitian-penelitian ini. Masalah utama yang kerap kali dihadapi adalah ketidakseimbangan data dan variasi citra, yang dapat menyebabkan performa model menurun pada kelas tertentu dan klasifikasi yang kurang akurat. Tantangan signifikan lainnya adalah *overfitting*, di mana model menunjukkan performa sangat tinggi pada data pelatihan tetapi menurun pada data validasi, seperti yang terjadi pada penelitian yang menggunakan ResNet-50. Oleh karena itu, penelitian terdahulu menyiratkan bahwa untuk mencapai hasil yang optimal, diperlukan strategi seperti augmentasi data, penyeimbangan dataset, dan pemilihan arsitektur *transfer learning* yang tepat untuk menghindari *overfitting*.

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumpulkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

BAB III

PERENCANAAN DAN REALISASI

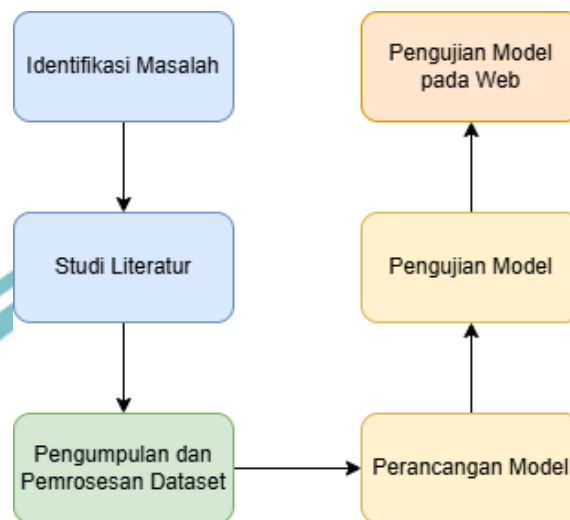
3.1 Rancangan Penelitian

Penelitian ini berfokus pada pengembangan sistem deteksi tipe kulit manusia berbasis teknologi *deep learning*. Tujuan utama dari penelitian ini adalah untuk menciptakan model deteksi tipe kulit manusia melalui citra secara otomatis. Pendekatan kuantitatif diterapkan untuk menganalisis data numerik dari performa model dalam mendeteksi tipe kulit untuk mengevaluasi efektivitas sistem yang dikembangkan. Oleh karena itu, penelitian ini termasuk dalam kategori riset eksperimental, yang berfokus pada eksperimen dalam pengembangan dan peningkatan model guna mendapatkan hasil deteksi tipe kulit yang akurat. Pengumpulan data dilakukan melalui pengujian model *deep learning* dengan menggunakan dataset citra yang telah diberi label tipe I-VI. Data tersebut kemudian dianalisis menggunakan teknik statistik untuk menilai kinerja model berdasarkan matriks evaluasi yaitu, akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*. serta untuk memanau proses pelatihan model dilihat berdasarkan matrik akurasi validasi dan *loss* validasi, serta dinilai berdasarkan *confusion matrix* untuk melihat performa prediksi model untuk masing-masing kelas atau label data. Penelitian ini juga bertujuan untuk menganalisis kelebihan dan kekurangan yang dimiliki oleh model *deep learning* dalam mendeteksi tipe kulit manusia. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan rekomendasi untuk pengembangan lebih lanjut dari sistem deteksi tipe kulit manusia yang lebih efektif, dengan tujuan untuk memberikan kontribusi dalam mencegah dampak buruk dari paparan sinar ultraviolet yang berlebih.

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun

3.2 Tahapan Penelitian



Gambar 3. 1 Tahapan Penelitian

Gambar 3.1 merupakan tahapan penelitian ini terdiri dari beberapa langkah yang sistematis perancangan model *deep learning* untuk deteksi tipe kulit. Setiap tahapan akan dijelaskan sebagai berikut:

3.2.1 Identifikasi Masalah

Dari latar belakang yang sudah dijabarkan, dibutuhkan suatu teknologi yang dapat mengidentifikasi tipe kulit berdasarkan skala Fitzpatrick. Model *convolutional neural network* dapat membantu mengklasifikasi tipe kulit dengan menggunakan input citra yang akan memberikan informasi tipe kulit berdasarkan labelnya I-VI.

3.2.2 Studi Literatur

Pada tahap ini, dilakukan kajian terhadap literatur yang relevan untuk mengidentifikasi masalah serta mengumpulkan informasi yang diperlukan dalam penelitian ini. Kajian mencakup studi terhadap jurnal penelitian sebelumnya yang membahas model *deep learning*, khususnya Convolutional Neural Network (CNN), ResNet, Xception dan MobileNet. Selain itu, penelitian ini juga mengkaji buku-buku terkait yang menyampaikan teori dan aplikasi teknik-teknik tersebut. Analisis akan mencakup berbagai penelitian yang telah ada mengenai pengembangan aplikasi deteksi objek berbasis web, guna memahami implementasi



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumpulkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

praktis dan tantangan yang mungkin dihadapi. Dengan cara ini, diharapkan dapat dibangun landasan teoritis yang kuat untuk mendukung pengembangan aplikasi deteksi objek yang efektif.

3.2.3 Pengumpulan Dataset dan Pemrosesan Dataset

Penelitian ini menggunakan data sekunder yang diperoleh dari platform *online* Kaggle. Pengumpulan data dilakukan dengan menggunakan dataset tipe kulit manusia yang diperoleh dari hasil pengklasifikasian berdasarkan skala Fitzpatrick yang dibagi menjadi 6 tipe kulit, pada penelitian dataset yang digunakan terdiri dari beberapa ras, berikut persentase dataset berdasarkan rasnya *East Asian* (20%), *White* (20%), *Latino/Hispanic* (20%), *Black* (20%), *Indian* (7.63%), *Southeast Asian* (6.27%), dan *Middle Eastern* (6.10%). Data ini akan diproses untuk membersihkan dan memformatnya sesuai dengan kebutuhan model. Tahap ini mencakup pembersihan data, augmentasi data untuk meningkatkan keragaman input, serta pembagian data menjadi set pelatihan, validasi, dan pengujian. Data yang telah diproses akan digunakan untuk melatih model deteksi tipe kulit berdasarkan skala Fitzpatrick.

3.2.4 Perancangan Model

Model yang dikembangkan akan dirancang untuk menganalisis citra dalam mendeteksi tipe kulit manusia. Dengan menggunakan arsitektur *deep learning*, seperti *Convolutional Neural Networks* dan model *transfer learning* ResNet, Xception dan MobileNet

3.2.5 Pengujian Model

Pada tahap ini, berbagai model yang telah dikembangkan akan diuji untuk mengevaluasi performanya. Model akan diuji menggunakan berbagai metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score untuk membandingkan kinerja model satu sama lain. Pengujian ini bertujuan untuk memilih model terbaik yang dapat diimplementasikan dalam sistem deteksi tipe kulit. Data hasil pengujian juga akan dianalisis secara statistik untuk mengevaluasi kelebihan dan kekurangan masing-masing model.



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian , penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

3.2.6 Pengujian Model Pada Web

Tahap terakhir adalah pengujian model pada tingkat aplikasi dengan menggunakan *platform* berbasis web Streamlit. Pengujian terdiri dari beberapa skenario kelas dan data yang akan menguji seberapa baik kinerja model dalam memprediksi data baru. Pengujian ini dilakukan untuk mensimulasikan kondisi ketika pengguna akan mengunggah gambar secara langsung melalui antarmuka web, dan sistem akan memberikan hasil prediksi. Setiap skenario pengujian dirancang untuk mencakup berbagai variasi input, baik dari sisi kualitas data maupun keberagaman kelas yang tersedia, guna memastikan model tetap akurat

3.3 Objek Penelitian

Objek penelitian ini berfokus pada perancangan model deteksi tipe kulit menggunakan *deep learning*. Pemilihan objek penelitian ini didasarkan pada relevansinya dengan tujuan penelitian, yakni untuk mengembangkan sistem yang dapat mendeteksi estimasi ketahanan kulit manusia saat terpapar sinar ultraviolet melalui analisis citra secara otomatis. Objek penelitian ini akan dianalisis dan dievaluasi berdasarkan performa model deteksi tipe kulit yang dikembangkan. Selanjutnya, hasil dari analisis dan evaluasi terhadap model ini akan menjadi dasar untuk penulisan

3.4 Model/ Framework yang Digunakan

Dalam penelitian ini, model yang digunakan adalah *Convolutional Neural Networks* serta teknik *Transfer Learning* menggunakan arsitektur terkenal seperti ResNet, Xception, dan MobileNet. *Convolutional Neural Networks* digunakan untuk klasifikasi citra dengan mengidentifikasi pola visual pada berbagai tingkatan, mulai dari tepi hingga fitur kompleks, yang membantu model dalam membuat keputusan klasifikasi. *Convolutional Neural Networks* juga memiliki kemampuan untuk memproses data gambar dalam jumlah besar dan menghasilkan output yang sangat akurat. Selain itu, penggunaan model *pre-trained* seperti ResNet, Xception, dan MobileNet diharapkan mampu meningkatkan akurasi klasifikasi.

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Analisa Kebutuhan

Analisa kebutuhan merupakan langkah awal dalam pengembangan perangkat lunak. Analisa kebutuhan menjadi sebuah syarat penting karena menjadi landasan dalam pengembangan aplikasi maupun sistem yang akan dibuat. Dalam tahapan ini terbagi menjadi analisa kebutuhan fungsional dan analisa kebutuhan non fungsional. Hal tersebut termasuk analisis kebutuhan perangkat keras, kebutuhan perangkat lunak, pengembangan model serta pengujian.

4.1.1 Kebutuhan Pengembangan Model

Dalam pengembangan model *deep learning* untuk deteksi tipe kulit manusia, beberapa kebutuhan yang perlu diperhatikan.

4.1.1.1 Kebutuhan Dataset

Dataset merupakan komponen penting dalam proses pengembangan model kecerdasan buatan, terutama dalam proses pelatihan dan pengujian model (Akhmad Fajeri et al., 2022). Oleh karena itu, diperlukan dataset yang sesuai dengan tujuan sistem yang akan dibangun. Dataset harus memiliki kualitas yang baik, relevan dengan permasalahan yang diangkat, serta memiliki jumlah data yang memadai agar model dapat belajar secara optimal. Tabel 4 merupakan kebutuhan dataset yang diperlukan pada penelitian ini.

Tabel 4 Kebutuhan Dataset

No	Nama	Deskripsi
1	Gambar	Dataset berupa gambar-gambar wajah manusia.
2	Cakupan Kelas	Dataset harus mencakup seluruh kelas tipe kulit berdasarkan skala Fitzpatrick yaitu tipe I - VI.
3	Jumlah Data	Setiap kelas harus memiliki minimal 200 gambar

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

4.1.1.2 Kebutuhan Model

Model yang mampu memprediksi tipe kulit manusia berdasarkan skala Fitzpatrick secara otomatis. Model ini dirancang untuk memproses input berupa tipe kulit.

4.1.1.3 Kebutuhan Perangkat Keras

Kebutuhan perangkat keras untuk membangun model *deep learning* bervariasi tergantung pada kompleksitas model, ukuran dataset, dan performa yang diharapkan. Tabel 5 menunjukkan beberapa komponen utama yang diperlukan:

Tabel 5 Kebutuhan Perangkat Keras

No	Nama	Deskripsi
1	CPU	Minimal Core i5 atau AMD Ryzen 5
2	GPU	NVIDIA GeForce RTX 3050
3	RAM	Minimal 8GB

4.1.1.4 Kebutuhan Perangkat Lunak

Penelitian ini memiliki kebutuhan perangkat lunak berupa *Library* yang digunakan dalam pengembangan model. Tabel 6 menunjukkan kebutuhan library yang digunakan dalam pengembangan model

Tabel 6 Kebutuhan Perangkat Lunak

No	Nama	Deskripsi
1	<i>Library Tensorflow</i>	<i>Library deep learning dan pre-trained model</i>
2	<i>Library Scikit-learn</i>	<i>Library evaluasi matrix</i>
3	<i>Library Matplotlib</i>	<i>Library visualisasi</i>

4.2 Perancangan Sistem

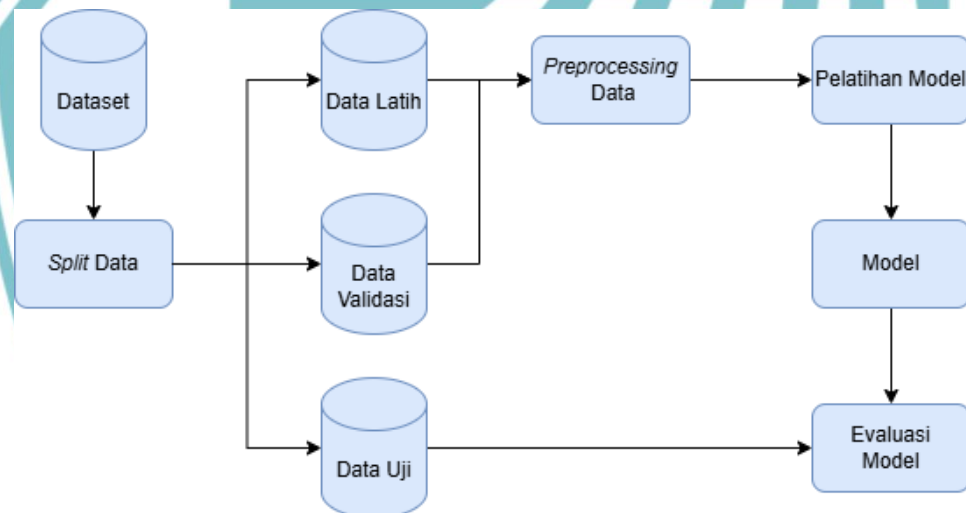
Proses pencangan sistem pada penelitian ini berfokus pada pembuatan model *deep learning*.

4.2.1 Perancangan Model *Deep Learning*

Pada tahap perancangan sistem, menjelaskan langkah-langkah dalam merancang arsitektur model deteksi tipe kulit, mulai dari proses pembagian dataset dan pelatihan model.

4.2.1.1 Pelatihan Model *Deep Learning*

Dalam penelitian ini, digunakan pendekatan *transfer learning* untuk mengklasifikasikan tipe kulit manusia berdasarkan gambar. Dengan menggunakan model yang telah dilatih sebelumnya pada dataset berskala besar, sistem dapat memanfaatkan pengetahuan yang sudah ada dan menyesuaikannya dengan karakteristik data yang digunakan dalam penelitian ini.



Gambar 4. 1 Alur Pelatihan Model *Deep Learning*

Sumber: Nadya, 2024

Gambar 4.1 merupakan alur pada penelitian ini, model dilatih menggunakan dataset gambar yang telah dikumpulkan dan disesuaikan dengan klasifikasi tipe kulit berdasarkan skala Fitzpatrick. Beberapa proses seperti augmentasi data untuk meningkatkan variasi visual, normalisasi citra, serta pemilihan parameter pelatihan seperti jumlah *layer*, *learning rate*, dan *fine-tuning* dengan beberapa metode yang digunakan untuk meningkatkan performa dan akurasi model. Setelah data dibagi, proses selanjutnya adalah memproses data dengan augmentasi data seperti *flip*, *zoom* dan rotasi

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian , penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

gambar. Kemudian model akan dilatih menggunakan data latih dan data validasi serta menggunakan algoritma CNN, dan penambahan model CNN dengan beberapa arsitektur *transfer learning* ResNet, Xception dan MobileNet. Setelah itu model akan di evaluasi dengan cara membandingkan hasil prediksi dari model dan data aktual yang diambil dari data uji.

4.2.1.2 Pengumpulan dan Pembagian Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari sumber terbuka (*open-source*) yang tersedia pada platform Kaggle serta hasil pencarian dari beberapa situs web yang menyediakan dataset foto wajah secara bebas. Pemilihan dataset dilakukan secara cermat dengan mempertimbangkan kesesuaian antara data yang tersedia dengan kebutuhan penelitian, khususnya menilai dan mempertimbangkan kecocokan gambar dengan klasifikasi tipe kulit manusia berdasarkan skala Fitzpatrick.

Setiap gambar yang dipilih mewakili salah satu dari kelas-kelas tipe kulit yang telah ditentukan, namun pada penelitian ini untuk tipe kulit I dan II keduanya digabungkan menjadi satu kelas tunggal. Keputusan ini didasarkan pada pengamatan awal bahwa keduanya memiliki karakteristik visual warna kulit yang sangat mirip, yaitu sama-sama sangat terang dan sangat rentan terhadap paparan sinar matahari. Alasan ini diperkuat oleh justifikasi klinis. Secara klinis, kedua tipe ini yang secara demografis paling umum ditemukan pada populasi Kaukasia yang menunjukkan respon fisiologis dan profil risiko kanker kulit yang sangat mirip (American Cancer Society, 2024). Selain itu, diferensiasi antara Tipe I dan II secara praktik terbukti memiliki subjektivitas yang tinggi dan variabilitas antar penilai yang signifikan, bahkan di kalangan ahli dermatologi (Gupta & Sharma, 2019). Oleh karena itu, dengan menggabungkan kedua kelas ini bertujuan untuk menciptakan dataset yang konsisten dan mengurangi potensi *label noise* pada dataset.

Tabel 7 Pembagian Dataset Setiap Kelas

Tipe Dataset	Jumlah	Sampel Dataset
I & II	200	
III	200	
IV	200	
V	200	
VI	200	

Tabel 7 merupakan pembagian dataset untuk setiap kelas yang digunakan pada penelitian ini. Setelah seluruh gambar berhasil dikumpulkan, tahap selanjutnya adalah pembagian dataset menjadi tiga kelompok, yaitu data latih (*training set*), data validasi (*validation set*), dan data uji (*testing set*). Pembagian ini bertujuan untuk memisahkan data yang digunakan untuk melatih model, mengevaluasi performa model selama pelatihan, dan menguji kemampuan model terhadap data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya. Berikut merupakan hasil pembagian dataset yang ada pada penelitian ini pada Tabel 8.

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

Tabel 8 Pembagian Dataset

Dataset	Jumlah	Total
Data Latih	90%	90%
Data Validasi	10%	
Data Uji	10%	10%

4.2.1.3 Pre-Processing Dataset

Preprocessing merupakan tahap awal dalam mempersiapkan data sebelum digunakan dalam model *deep learning*. Tahapan ini melibatkan beberapa proses penting, seperti mengubah ukuran gambar agar sesuai dengan dimensi input model, melakukan normalisasi nilai piksel untuk mempercepat proses pelatihan, serta menerapkan *augmentasi* data guna menambah variasi gambar. Dengan demikian, model dapat lebih mudah mengenali tipe kulit dalam berbagai kondisi dan sudut pandang. Langkah ini memastikan bahwa data yang digunakan berkualitas dan konsisten, sehingga dapat meningkatkan kinerja model secara keseluruhan.

1. *Resize* Ukuran Gambar

Semua gambar diubah ukurannya menjadi 128, 128 piksel. Pengubahan ukuran gambar digunakan untuk memastikan semua input ke model memiliki dimensi yang seragam.

2. Normalisasi Piksel Gambar

Nilai piksel gambar, yang biasanya berkisar antara 0-255, dinormalisasi ke rentang 0-1 dengan fungsi *rescale*.

3. Augmentasi

Proses *augmentasi* dalam tahap *preprocessing* bertujuan untuk memperkaya kumpulan data saat melatih model. Teknik ini mencakup rotasi, *zoom* dan yang lainnya untuk menghasilkan variasi baru dari gambar asli tanpa perlu menambah data secara manual. Dengan *augmentasi*, model dapat belajar mengenali data dari berbagai sudut dan kondisi pencahayaan, sehingga kemampuan generalisasi meningkat dan risiko *overfitting* berkurang. Langkah ini membantu model lebih siap dalam mengenali gambar baru yang

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumpulkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

berbeda dari data pelatihan. Augmentasi yang digunakan pada penelitian ini:

- a. *rotation_range*=20: Gambar diputar secara acak hingga 20 derajat.
- b. *width_shift_range*=0.1: Gambar digeser secara horizontal hingga 10% dari lebarnya.
- c. *height_shift_range*=0.1: Gambar digeser secara vertikal hingga 10% dari tingginya.
- d. *zoom_range*=0.1: Gambar diperbesar (zoom) secara acak hingga 10%.
- e. *horizontal_flip*=True: Gambar dibalik secara horizontal.
- f. *fill_mode*='nearest': Piksel baru yang mungkin muncul setelah rotasi atau pergeseran diisi dengan nilai piksel terdekat.

4.2.1.4 Perancangan Arsitektur Model *Deep Learning*

Pada tahap ini, arsitektur model yang akan dilatih dirancang terlebih dahulu. Proses perancangan arsitektur ini meliputi penentuan jumlah lapisan konvolusi yang digunakan, ukuran input citra yang disesuaikan dengan kebutuhan model, pemilihan fungsi aktivasi, penerapan lapisan *max pooling*, serta penyesuaian ukuran kernel untuk setiap lapisan konvolusi. Setelah arsitektur dasar model ditetapkan, perancangan dilanjutkan pada konfigurasi proses pelatihan untuk menemukan performa terbaik. Tahap ini melibatkan serangkaian percobaan dengan beberapa *hyperparameter* kunci yang sangat memengaruhi hasil akhir model. Salah satunya adalah *batch size*, yaitu jumlah sampel citra yang diproses dalam satu iterasi sebelum model memperbarui bobotnya. Eksperimen dengan nilai *batch size* yang berbeda dilakukan untuk mencari keseimbangan antara kecepatan komputasi dan kemampuan model untuk generalisasi. Selain itu, *learning rate* juga menjadi fokus utama. Parameter ini menentukan seberapa besar langkah penyesuaian bobot pada setiap iterasinya; jika terlalu tinggi dapat menyebabkan model gagal konvergen, sementara jika terlalu rendah proses pelatihan menjadi sangat lambat. Untuk mencegah *overfitting* dan

meningkatkan efisiensi waktu, diterapkan pula mekanisme *Early Stopping*. Mekanisme ini akan menghentikan pelatihan secara otomatis jika performa model pada data validasi tidak menunjukkan peningkatan setelah beberapa epoch. Tabel 9 berisikan *hyperparameter* yang diuji pada penelitian ini.

Tabel 9 *Hyperparameter*

Hyperparameter
Jumlah Layer Model
Batch Size
Learning Rate

4.3 Implementasi Sistem

Berbagai rancangan arsitektur model yang telah dibuat, kemudian direalisasikan pada tahap implementasi sistem. Model akan dilatih dan dibandingkan untuk mencari model yang paling baik.

4.3.1.1 Pelatihan Model dengan *Deep Learning*

Pada tahap ini model akan dilatih menggunakan *hyperparameter* yang sudah ditentukan. Kemudian setelah dilatih, performa model akan diuji berdasarkan akurasi serta *confusion matrix* untuk menilai apakah kinerja sudah berjalan dengan baik atau masih memiliki masalah *overfitting* ataupun *underfitting*.

4.3.1.1.1 Kompilasi Model

Sebelum dilatih, model CNN harus dikompilasi dengan menentukan optimizer, fungsi loss, dan metrik, seperti dijelaskan dalam tabel berikut:

Tabel 10 Kompilasi Model

Parameter	Nilai
Optimizer	Adam
Loss	Categorical Crossentropy
Metrics	Accuracy

Tabel 10 diatas menampilkan parameter kompilasi model yang dilakukan berupa Algoritma optimizer yang digunakan untuk mengupdate bobot

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian , penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

selama pelatihan yaitu adam, Fungsi loss yang digunakan untuk mengukur kesalahan antara deteksi model dan label aktual, khusus untuk klasifikasi *multi-class*.

4.3.1.1.2 Callback

Callback EarlyStopping digunakan untuk menghentikan proses pelatihan secara otomatis ketika kinerja model pada data validasi tidak mengalami peningkatan selama beberapa epoch berturut-turut. Hal ini bertujuan untuk mencegah overfitting dan menghemat waktu pelatihan. *Callback* diatur berdasarkan parameter *patience*.

4.3.1.1.3 Pelatihan Model

Berikut script pelatihan model:

```
from tensorflow.keras.layers import BatchNormalization, Dropout
from tensorflow.keras.callbacks import EarlyStopping

early_stopping = EarlyStopping(monitor='val_loss', patience=5, restore_best_weights=True)
history = model.fit(train_gen, epochs=50, validation_data=valid_gen, callbacks=[early_stopping])
```

Gambar 4. 2 Script Pelatihan Model

Gambar 4.2 merupakan proses *script* ketika model dilatih selama maksimal 50 epoch dengan menggunakan data generator untuk data latih dan validasi. Pada proses pelatihan, *callback EarlyStopping* diterapkan untuk memantau nilai *validation loss* (*val_loss*). Jika tidak terjadi perbaikan pada nilai *validation loss* selama 5 epoch berturut-turut (*patience=5*), proses pelatihan akan dihentikan lebih awal secara otomatis guna mencegah overfitting dan menghemat waktu komputasi.

4.3.1.1.3 Optimasi Model

Pada tahap ini model akan diuji dengan skema beberapa *layer* serta percobaan dengan index hyperparamter yang berbeda-beda.

4.3.1.1.3.1 Optimasi Model CNN

Tahap pertama dalam proses optimasi adalah mencari jumlah layer yang memberikan output performa paling baik. Pada percobaan ini, *learning rate* diatur dengan nilai 0,001. Kemudian *batch size* diatur dengan nilai 32 dan

patience pada *early stopping* menggunakan nilai 5. Berikut hasil percobaan pada model CNN.

Tabel 11 Optomasi *Layer Convolution* Model CNN

Jumlah Layer Convolution	Akurasi	Validasi Akurasi
2	0.6250	0.6700
3	0.6911	0.7400
4	0.6534	0.6800
5	0.6739	0.7100
6	0.7876	0.7100
7	0.7021	0.7200

Learning rate 0.001, batch size 32

Berdasarkan tabel 11 diatas, dapat diketahui jumlah *layer* yang paling baik merupakan dengan 6 *layer* dengan akurasi 78.76% dan akurasi validasi 71%. *Layer* dengan jumlah 3 menunjukkan akurasi validasi yang paling tinggi yaitu 74%, tetapi akurasi pelatihannya lebih rendah yaitu 69.11% yang mengindikasikan model mengalami *underfitting*. Tahap selanjutnya adalah menguji model CNN dengan *hyperparameter*.

Tabel 12 Optomasi *Hyperparameter* Model CNN

Batch Size	Learning Rate	Akurasi	Akurasi Validasi
32	0.01	0.1724	0.2000
32	0.001	0.7876	0.7100
32	0.0001	0.6521	0.6800
64	0.01	0.2081	0.2000
64	0.001	0.7711	0.7700
64	0.0001	0.6776	0.7200

Berdasarkan tabel 12 diatas, *hyperparameter* terbaik adalah *batch size* dengan nilai 64 dan *learning rate* denan nlai 0.001.

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian , penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

4.3.1.1.3.2 Optimasi Model Resnet

Model ResNet megolah terlebih terdahulu data yang diinput dengan metode *residual block* dan *skip connection* untuk mendapatkan nilai vektor atau hasil akhir yang sudah di *flatten*, kemudian output tersebut akan diproses oleh dua *layer convolution* untuk mendapatkan hasil prediksi akhir. Sehingga untuk semua model *transfer learning* memiliki arsitektur yang sama. Langkah selanjutnya adalah mencoba dengan *hyperparameter* yang berbeda.

Tabel 13 Optomasi *Hyperparameter* Model Resnet

Batch Size	Learning Rate	Akurasi	Akurasi Validasi
32	0.01	0.1819	0.2000
32	0.001	0.3336	0.3300
32	0.0001	0.4106	0.5400
64	0.01	0.1941	0.2000
64	0.001	0.4747	0.4800
64	0.0001	0.3391	0.5300

Berdasarkan tabel 12, optimasi hyperparameter pada model ResNet menunjukkan bahwa performa model masih relatif rendah dengan akurasi terbaik tercapai pada kombinasi batch size 64 dan learning rate 0.001, yaitu 47.47% pada data pelatihan dan 48.00% pada data validasi. Secara umum, terlihat bahwa penurunan learning rate dari 0.01 ke 0.001 memberikan peningkatan akurasi, tetapi penurunan lebih lanjut ke 0.0001 (pada batch size 32) hanya sedikit memperbaiki akurasi validasi (54.00%) namun belum signifikan. Selain itu, variasi batch size (32 atau 64) tidak memberikan dampak besar terhadap akurasi.

4.3.1.1.3.3 Optimasi Model Xception

Model Xception megolah terlebih terdahulu data yang diinput dengan metode *depthwise separable convolution* untuk mendapatkan nilai vektor atau hasil akhir yang sudah di *flatten*, kemudian output tersebut akan diproses oleh dua *layer convolution* untuk mendapatkan hasil prediksi akhir. Sehingga untuk semua model *transfer learning* memiliki arsitektur yang

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian , penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

sama. Langkah selanjutnya adalah mencoba dengan *hyperparameter* yang berbeda.

Tabel 14 *Hyperparameter* Model Xception

Batch Size	Learning Rate	Akurasi	Akurasi Validasi
32	0.01	0.6792	0.6800
32	0.001	0.8914	0.8800
32	0.0001	0.9296	0.9400
64	0.01	0.8489	0.8500
64	0.001	0.8810	0.9200
64	0.0001	0.9430	0.9300

Berdasarkan tabel 13, hasil optimasi hyperparameter pada model Xception menunjukkan bahwa kombinasi batch size yang lebih besar (64) dan learning rate yang lebih kecil (0.0001) memberikan performa terbaik. Kombinasi ini menghasilkan akurasi pelatihan sebesar 94.30% dan akurasi validasi sebesar 93.00%, yang merupakan nilai tertinggi di antara seluruh percobaan. Secara umum, terlihat bahwa semakin kecil learning rate, semakin baik akurasi yang diperoleh, baik pada data pelatihan maupun validasi. Sementara itu, perubahan batch size juga memengaruhi hasil, di mana batch size 64 cenderung memberikan akurasi yang lebih stabil dibanding batch size 32, khususnya pada learning rate yang rendah.

4.3.1.1.3.3 Optimasi Model MobileNet

Model Xception megolah terlebih terdahulu data yang diinput dengan metode *depthwise convolution* dan *pointwise convolution* untuk mendapatkan nilai vektor atau hasil akhir yang sudah di *flatten*, kemudian output tersebut akan diproses oleh dua *layer convolution* untuk mendapatkan hasil prediksi akhir. Sehingga untuk semua model *transfer learning* memiliki arsitektur yang sama. Langkah selanjutnya adalah mencoba dengan *hyperparameter* yang berbeda.

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

Tabel 15 Optomasi *Hyperparameter* Model MobileNet

Batch Size	Learning Rate	Akurasi	Akurasi Validasi
32	0.01	0.2176	0.2000
32	0.001	0.7685	0.6800
32	0.0001	0.8381	0.7200
64	0.01	0.1774	0.2000
64	0.001	0.8367	0.6900
64	0.0001	0.8713	0.7300

Optimasi hyperparameter pada tabel 15 untuk model MobileNet menunjukkan bahwa kombinasi batch size 64 dengan learning rate 0.0001 menghasilkan performa terbaik, dengan akurasi pelatihan sebesar 87.13% dan akurasi validasi 73.00%. Secara umum, pola yang terlihat adalah semakin kecil learning rate, semakin baik akurasi yang dicapai, baik pada data pelatihan maupun validasi. Perubahan batch size dari 32 ke 64 tidak terlalu memengaruhi hasil secara drastis, namun batch size 64 sedikit lebih stabil pada learning rate kecil.

4.3.1.1.4 Arsitektur Model

Pada tahap ini akan ditampilkan arsitektur model dengan performa yang paling baik berdasarkan pengujian dari langkah sebelumnya

4.3.1.1.4.1 Arsitektur Model CNN

Model *Convolutional Neural Network* yang digunakan pada penelitian ini dirancang secara berlapis dengan tujuan untuk mengekstraksi fitur dari gambar secara bertahap dan mengklasifikasikannya ke dalam kelas yang sesuai. Arsitektur diawali dengan lapisan input yang menerima citra berdimensi 128×128 piksel dengan tiga saluran warna (RGB). Lapisan konvolusional pertama terdiri atas 32 filter berukuran 3×3, menggunakan fungsi aktivasi *Rectified Linear Unit* (ReLU) dan strategi *padding* "same" untuk mempertahankan dimensi spasial keluaran agar identik dengan masukan. Lapisan ini segera diikuti oleh lapisan *max pooling* dengan jendela (kernel) berukuran 2×2 yang bertujuan untuk mereduksi dimensi spasial dari fitur. Lapisan-lapisan konvolusional berikutnya secara berturut-

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian , penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

turut memiliki jumlah filter sebanyak 64, 128, 256, 512, dan 1024. Diakhiri dengan lapisan *flatten*.

```
import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.optimizers import Adam

class_count = len(classes)
model_name = '1 CNN filter 1024 lr 0.001 early stop'

model = tf.keras.Sequential([
    tf.keras.layers.Input(shape=img_shape), # img_shape = (128, 128, 3)

    tf.keras.layers.Conv2D(32, (3, 3), activation='relu', padding='same'),
    tf.keras.layers.MaxPooling2D((2, 2)),

    tf.keras.layers.Conv2D(64, (3, 3), activation='relu', padding='same'),
    tf.keras.layers.MaxPooling2D((2, 2)),

    tf.keras.layers.Conv2D(128, (3, 3), activation='relu', padding='same'),
    tf.keras.layers.MaxPooling2D((2, 2)),

    tf.keras.layers.Conv2D(256, (3, 3), activation='relu', padding='same'),
    tf.keras.layers.MaxPooling2D((2, 2)),

    tf.keras.layers.Conv2D(512, (3, 3), activation='relu', padding='same'),
    tf.keras.layers.MaxPooling2D((2, 2)),

    tf.keras.layers.Conv2D(1024, (3, 3), activation='relu', padding='same'),
    tf.keras.layers.MaxPooling2D((2, 2)),

    tf.keras.layers.Flatten(),
    tf.keras.layers.Dense(class_count, activation='softmax')
])

# Atur optimizer dengan learning rate kecil
optimizer = Adam(learning_rate=0.001)

# Kompilasi model dengan optimizer yang telah diatur
model.compile(optimizer=optimizer, loss='categorical_crossentropy', metrics=['accuracy'])
```

Gambar 4. 3 Arsitektur Model CNN

Pada gambar 4.3 merupakan arsitektur model CNN yang digunakan pada penelitian ini yang dikombinasikan dengan *hyperparameter batch size* 64 dan *learning rate* 0.001.

4.3.1.1.4.2 Arsitektur Model Resnet

Percobaan keempat dalam penelitian ini mengadopsi pendekatan *transfer learning* dengan menggunakan arsitektur ResNet-50 sebagai *base model*. Model ini diawali dengan lapisan input yang menerima citra berukuran 128×128 piksel dengan tiga saluran warna (RGB). Lapisan ini diteruskan ke arsitektur ResNet yang digunakan sebagai *feature extractor*. Output dari ResNet berupa representasi fitur beresolusi rendah namun memiliki

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

kedalaman informasi yang tinggi. Representasi ini kemudian diproses melalui sebuah lapisan konvolusional (Conv2D) dengan 32 filter berukuran 3×3 dan fungsi aktivasi ReLU, yang berperan dalam mendeteksi pola-pola lokal dari fitur yang telah diekstraksi. Selanjutnya, diterapkan operasi MaxPooling2D dengan ukuran kernel 2×2 yang bertujuan untuk mereduksi dimensi spasial serta menekan kompleksitas komputasi. Proses ini diulangi pada lapisan konvolusional kedua dengan 64 filter untuk menangkap fitur yang lebih kompleks, diikuti oleh pooling yang serupa. Setelah proses ekstraksi dan penyaringan fitur selesai, hasil dari lapisan konvolusional diratakan (*flatten*) agar dapat diteruskan ke lapisan padat (Dense). Lapisan Dense ini memiliki jumlah unit neuron yang sesuai dengan jumlah kelas target dan menggunakan fungsi aktivasi softmax untuk menghasilkan output berupa probabilitas dari masing-masing kelas.

```
from tensorflow.keras.models import Model

input_layer = Input(shape=(128, 128, 3))
x = base_model(input_layer)
x = Conv2D(32, (3, 3), activation='relu', padding='same')(x)
x = MaxPooling2D((2, 2))(x)
x = Conv2D(64, (3, 3), activation='relu', padding='same')(x)
x = MaxPooling2D((2, 2))(x)
x = Flatten()(x)
output = Dense(class_count, activation='softmax')(x)

model = Model(inputs=input_layer, outputs=output)

# Atur optimizer dengan learning rate kecil
optimizer = Adam(learning_rate=0.001)

# Kompilasi model dengan optimizer yang telah diatur
model.compile(optimizer=optimizer, loss='categorical_crossentropy', metrics=['accuracy'])
```

Gambar 4. 4 Arsitektur Model ResNet

Pada gambar 4.4 merupakan arsitektur model Resnet yang digunakan pada penelitian ini yang dikombinasikan dengan *hyperparamter batch size* 64 dan *learning rate* 0.001.

4.3.1.1.4.3 Arsitektur Model Xception

Arsitektur model percobaan kedua dalam penelitian ini merupakan kombinasi antara arsitektur *transfer learning* dan jaringan konvolusional (CNN) konvensional. Pada tahap awal, digunakan model Xception sebagai *base model* yang berfungsi sebagai ekstraktor fitur. Model Xception ini telah



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

dilatih sebelumnya pada dataset ImageNet dan digunakan tanpa lapisan klasifikasi akhirnya (*include_top=False*) agar hanya mengekstraksi representasi fitur dari citra masukan berukuran 128×128 piksel dengan tiga saluran warna (RGB). Keluaran dari Xception kemudian diteruskan ke beberapa lapisan konvolusional tambahan, masing-masing terdiri dari lapisan Conv2D dengan jumlah filter 32 dan 64, kernel berukuran 3×3 , fungsi aktivasi ReLU, serta padding bertipe *same*, yang masing-masing diikuti oleh lapisan MaxPooling2D berukuran 2×2 untuk mereduksi dimensi spasial. Setelah proses ekstraksi fitur selesai, fitur yang dihasilkan diratakan melalui lapisan Flatten dan diteruskan ke lapisan Dense dengan fungsi aktivasi softmax untuk menghasilkan prediksi klasifikasi ke dalam sejumlah kelas yang telah ditentukan.

```
from tensorflow.keras.models import Model

input_layer = Input(shape=(128, 128, 3))
x = base_model(input_layer)
x = Conv2D(32, (3, 3), activation='relu', padding='same')(x)
x = MaxPooling2D((2, 2))(x)
x = Conv2D(64, (3, 3), activation='relu', padding='same')(x)
x = MaxPooling2D((2, 2))(x)
x = Flatten()(x)
output = Dense(class_count, activation='softmax')(x)

model = Model(inputs=input_layer, outputs=output)

# Atur optimizer dengan learning rate kecil
optimizer = Adam(learning_rate=0.0001)

# Kompilasi model dengan optimizer yang telah diatur
model.compile(optimizer=optimizer, loss='categorical_crossentropy', metrics=['accuracy'])
```

Gambar 4. 5 Arsitektur Model Xception

Pada gambar 4.5 merupakan arsitektur model Resnet yang digunakan pada penelitian ini yang dikombinasikan dengan *hyperparamter batch size* 64 dan *learning rate* 0.0001.

4.3.1.1.4.4 Arsitektur Model MobileNet

Arsitektur model percobaan ketiga dalam penelitian ini mengadopsi pendekatan *transfer learning* dengan memanfaatkan arsitektur MobileNetV2 sebagai *base model* untuk ekstraksi fitur awal. Input gambar berukuran 128×128 piksel dengan tiga saluran warna (RGB) diteruskan ke MobileNetV2 untuk menghasilkan representasi fitur yang lebih abstrak.



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

Selanjutnya, hasil ekstraksi fitur ini diproses melalui dua buah lapisan konvolusional tambahan yang masing-masing terdiri atas Conv2D dengan 32 dan 64 filter, kernel berukuran 3×3 , fungsi aktivasi ReLU, serta padding *same*. Masing-masing lapisan konvolusional ini diikuti oleh lapisan MaxPooling2D berukuran 2×2 untuk mereduksi dimensi spasial dari peta fitur. Hasil dari proses ini kemudian diratakan menggunakan lapisan Flatten dan dilanjutkan ke lapisan Dense dengan fungsi aktivasi softmax guna melakukan klasifikasi terhadap sejumlah kelas yang telah ditentukan. Selama tahap pelatihan awal, seluruh bobot pada MobileNetV2 dibekukan (*frozen*) agar fokus pelatihan berada pada lapisan tambahan yang ditambahkan di atasnya.

kelas.

```
from tensorflow.keras.models import Model

input_layer = Input(shape=(128, 128, 3))
x = base_model(input_layer)
x = Conv2D(32, (3, 3), activation='relu', padding='same')(x)
x = MaxPooling2D((2, 2))(x)
x = Conv2D(64, (3, 3), activation='relu', padding='same')(x)
x = MaxPooling2D((2, 2))(x)
x = Flatten()(x)
output = Dense(class_count, activation='softmax')(x)

model = Model(inputs=input_layer, outputs=output)

# Atur optimizer dengan learning rate kecil
optimizer = Adam(learning_rate=0.0001)

# Kompilasi model dengan optimizer yang telah diatur
model.compile(optimizer=optimizer, loss='categorical_crossentropy', metrics=['accuracy'])
```

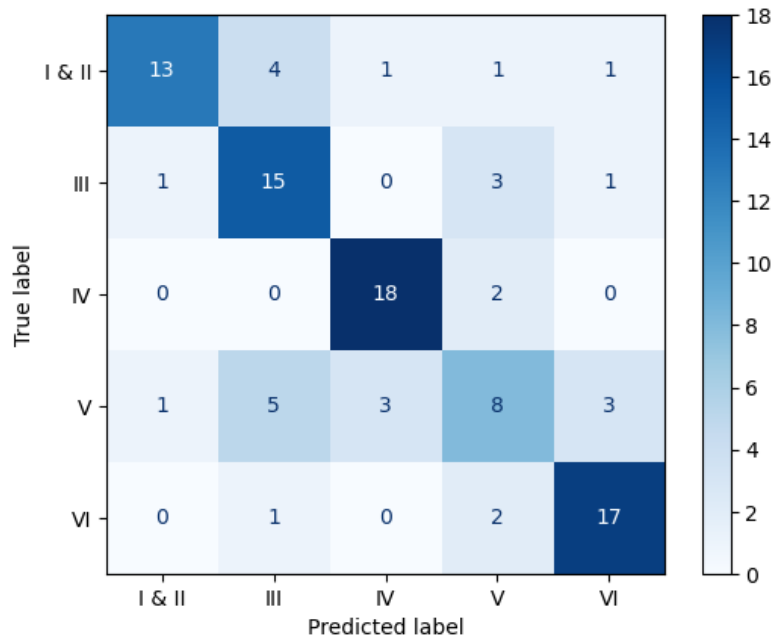
Gambar 4. 6 Arsitektur Model MobileNet

Pada gambar 4.6 merupakan arsitektur model Resnet yang digunakan pada penelitian ini yang dikombinasikan dengan *hyperparamter batch size* 64 dan *learning rate* 0.0001.

4.3.1.1.5 Confusion matrix

Confusion matrix digunakan untuk menganalisis lebih lanjut hasil klasifikasi model, seperti gambar berikut:

1. Model CNN



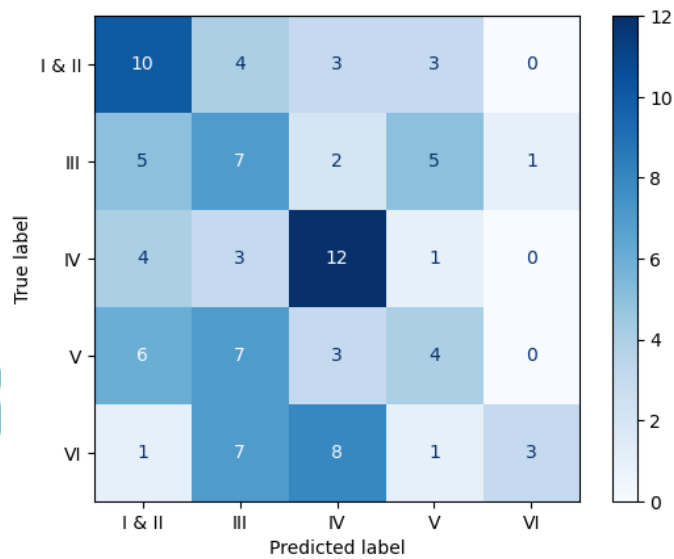
Gambar 4. 7 Confusion Matrix Model CNN

Model CNN menunjukkan kinerja yang cukup baik dalam mengklasifikasikan kelima kelas (I & II, III, IV, V, VI), dengan sebagian besar prediksi terkonsentrasi pada diagonal utama yang mengindikasikan klasifikasi bernilai benar. Kelas I & II, III, IV, dan VI menunjukkan akurasi yang relatif tinggi dengan prediksi benar masing-masing 13, 15, 18, dan 17. Meskipun demikian, kelas V menunjukkan misklasifikasi yang sedikit lebih tinggi yaitu 8 prediksi benar dan sering tertukar dengan kelas III dan VI. Secara umum, misklasifikasi relatif kecil, menunjukkan model ini cukup efektif, namun diperlukan perbaikan dalam membedakan kelas V.

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian , penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

2. Model Resnet



Gambar 4. 8 Confusion Matrix Model CNN

Model ResNet menunjukkan kinerja yang kurang optimal dalam mengklasifikasikan enam kelas (I & II, III, IV, V, VI). Meskipun sebagian prediksi berada pada diagonal utama (prediksi benar), jumlah misklasifikasi cukup tinggi di seluruh kelas. Kelas IV memiliki prediksi benar tertinggi (12 prediksi tepat), diikuti oleh kelas I & II (10 prediksi tepat). Namun, kelas III, V, dan VI menunjukkan tingkat kebingungan yang besar, dengan banyak prediksi salah diarahkan ke kelas III dan IV. Misalnya, kelas V sering salah diklasifikasikan sebagai kelas I & II (6 kali) dan kelas III (7 kali). Begitu juga kelas VI sering tertukar menjadi kelas III (7 kali) dan kelas IV (8 kali). Secara keseluruhan, model ResNet memerlukan peningkatan dalam membedakan antar kelas, terutama kelas yang saling tumpang tindih.

Hak Cipta :

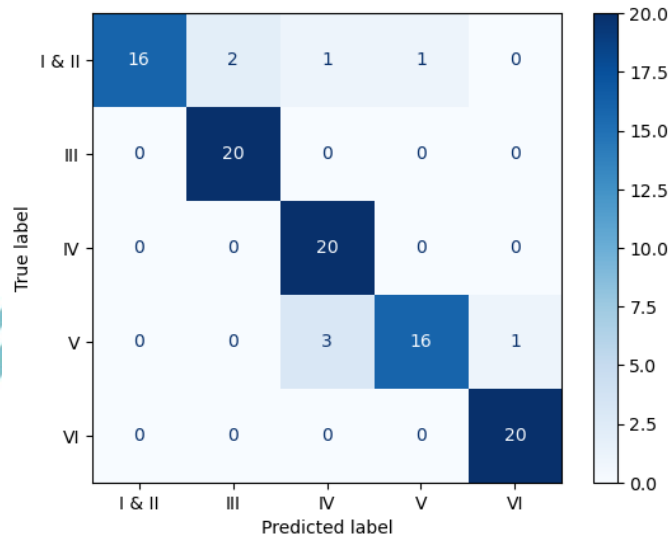
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

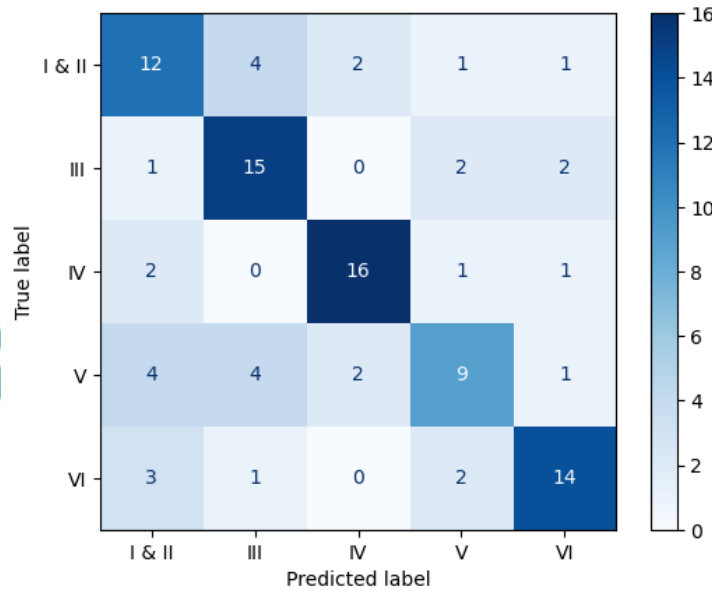
3. Model Xception



Gambar 4. 9 Confusion Matrix Model Xception

Model Xception menunjukkan kinerja yang sangat baik dalam mengklasifikasikan enam kelas (I & II, III, IV, V, VI). Sebagian besar prediksi tepat berada pada diagonal utama, dengan akurasi tinggi pada semua kelas. Kelas III, IV, dan VI berhasil diklasifikasikan sempurna tanpa kesalahan (20 prediksi benar masing-masing). Kelas I & II juga menunjukkan hasil baik dengan 16 prediksi benar, meskipun masih terdapat sedikit misklasifikasi ke kelas III (2), IV (1), dan V (1). Pada kelas V, terdapat 16 prediksi benar, dengan sebagian kecil tertukar ke kelas IV (3) dan VI (1). Secara umum, model ini efektif dan akurat, namun masih ada ruang untuk penyempurnaan pada kelas I & II dan V.

4. Model MobileNet



Gambar 4. 10 Confusion Matrix Model MobileNet

Model MobileNet menunjukkan kinerja yang cukup baik dalam mengklasifikasikan enam kelas (I & II, III, IV, V, VI), dengan sebagian besar prediksi berada pada diagonal utama. Kelas IV (16 prediksi benar) dan III (15 prediksi benar) menunjukkan akurasi yang cukup tinggi. Kelas I & II dan VI juga memiliki hasil yang baik, masing-masing dengan 12 dan 14 prediksi benar, meskipun masih terjadi misklasifikasi ke beberapa kelas lain. Kelas V menjadi kelas dengan akurasi terendah (9 prediksi benar) dan sering tertukar dengan kelas I & II (4), III (4), dan IV (2). Secara umum, model ini sudah efektif, namun perbaikan diperlukan terutama dalam membedakan kelas V yang cenderung tertukar dengan kelas lain.

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian , penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

4.3.1.1.6 Visualisasi Hasil Model *Deep Learning* dengan Streamlit



Gambar 4. 11 Tampilan *Streamlit*

Implementasi visualisasi hasil pemodelan untuk pengguna berbasis web menggunakan Streamlit dengan menyajikan hasil prediksi model *deep learning* secara interaktif dan mudah dipahami. Dalam aplikasi ini, pengguna dapat mengunggah citra kulit, yang kemudian diproses oleh berbagai model (CNN, Xception, MobileNet, ResNet) untuk menghasilkan prediksi tipe kulit Fitzpatrick beserta tingkat keyakinannya. Streamlit akan menampilkan hasil prediksi dari setiap model, rekomendasi prediksi terbaik, dan deskripsi tipe kulit yang relevan ditampilkan secara jelas. Streamlit akan digunakan untuk menguji model dalam skala aplikasi untuk menilai performa model.

4.3.1.1.7 Pengujian Model

Pengujian model dilakukan dengan menggunakan dataset uji yang terpisah dari dataset latih. Ini memastikan bahwa evaluasi model memberikan gambaran yang akurat tentang kemampuan generalisasi model. Evaluasi performa model diukur berdasarkan beberapa metrik utama, yaitu akurasi validasi, *loss* validasi, akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*. Akurasi validasi dan *loss* validasi berfungsi untuk memantau kinerja model selama proses

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian , penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

pelatihan, sementara akurasi, presisi, recall, dan F1-score digunakan untuk mengukur performa akhir model secara komprehensif, mulai dari ketepatan hingga kemampuannya dalam mengenali semua kelas positif dengan penekanan pada recall.

Tabel 16 Evaluasi Model

	CNN	CNN+Xception	CNN+MobileNet	CNN+ResNet
Akurasi Validasi	0.7700	0.9300	0.7300	0.4800
Loss Validasi	0.6563	0.1988	0.7109	1.1579
Akurasi	0.7100	0.9272	0.6600	0.3600
<i>Recall</i>	0.7100	0.9200	0.6600	0.3600
Presisi	0.7115	0.9272	0.6615	0.4198
F1-Score	0.7041	0.9182	0.6571	0.3485

Berdasarkan hasil pada Tabel 4.7, dapat disimpulkan bahwa model Xception menunjukkan kinerja terbaik di antara semua model yang diuji. Xception unggul pada seluruh metrik evaluasi dengan akurasi validasi tertinggi 0.8800, akurasi pengujian 0.9300, dan F1-Score 0.9295, serta memiliki nilai loss validasi terendah 0.3816. Model CNN dan MobileNet menunjukkan performa yang cukup baik namun masih di bawah Xception, sedangkan model ResNet memiliki performa paling rendah di semua metrik.

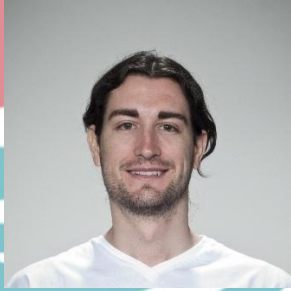
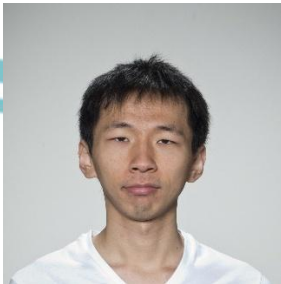
Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

4.3.1.1.8 Pengujian Model Dalam Web

Pengujian model dalam web dilakukan guna mengetes performa model dalam skala aplikasi, pengujian ini juga akan menilai performa model ketika diberika data baru diluar dataset uji maupun dataset latih serta beberapa skema ketika data input kurang sesuai seperti data latih.

Tabel 17 Data Baru

Data	Gambar	Tipe
1		I & II
2		I & II
3		III

Hak Cipta :

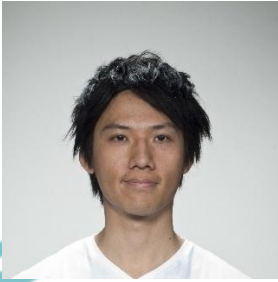
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian , penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta



© Hak Cipta milik Politeknik Negeri Jakarta

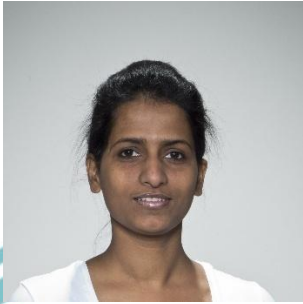
Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian , penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

4		III
5		IV
6		IV
7		V

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian , penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

8		V
9		VI
10		VI

Hasil Pengujian Model CNN:

Tabel 18 Hasil Pengujian Model CNN

Data	Tipe Aktual	Hasil Prediksi
1	I & II	V
2	I & II	V
3	III	V
4	III	V
5	IV	I & II
6	IV	IV

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian , penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

7	V	V
8	V	V
9	VI	VI
10	VI	VI
Skor		5

Hasil Pengujian Model Xception:

Tabel 19 Hasil Pengujian Model Xception

Data	Tipe Aktual	Hasil Prediksi
1	I & II	V
2	I & II	I & II
3	III	III
4	III	V
5	IV	I & II
6	IV	IV
7	V	V
8	V	V
9	VI	VI
10	VI	VI
Skor		7

Hasil Pengujian Model MobileNet:

Tabel 20 Hasil Pengujian Model MobileNet

Data	Tipe Aktual	Hasil Prediksi
1	I & II	V
2	I & II	III
3	III	III
4	III	V
5	IV	VI
6	IV	IV
7	V	V
8	V	V



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

9	VI	VI
10	VI	VI
Skor		6

Hasil Pengujian Model ResNet:

Tabel 21 Hasil Pengujian Model ResNet

Data	Tipe Aktual	Hasil Prediksi
1	I & II	V
2	I & II	V
3	III	V
4	III	V
5	IV	III
6	IV	IV
7	V	V
8	V	V
9	VI	V
10	VI	VI
Skor		2

Hasil pengujian terhadap 10 data uji menunjukkan bahwa model Xception memiliki performa terbaik dengan skor prediksi benar sebesar 7 dari 10. Model MobileNet menyusul dengan skor 6 dari 10, disusul oleh CNN dengan skor 5 dari 10, dan yang terendah adalah ResNet dengan skor 2 dari 10.

Model Xception menunjukkan kemampuan klasifikasi yang lebih stabil dan akurat pada berbagai tipe aktual, sedangkan model ResNet mengalami kesulitan membedakan antar kelas dan cenderung sering salah memprediksi menjadi kelas V.

Uji coba berikutnya adalah dengan penggunaan scenario yang menyebabkan dataset tidak sesuai seperti data latih. Pengujian menggunakan model terbaik yaitu model Xception.

Tabel 22 Pengujian Skenario

Kondisi	Gambar	Hasil Prediksi	Tipe Aktual
Terdapat lebih dari satu wajah		II	Undefined
Gambar wajah terlalu kecil pada dimensi gambar		V	V
<i>Backgroud</i> gambar memiliki warna yang kontras dengan warna kulit		V	VI
Gambar yang di input bukan gambar wajah		V	Undefined

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian , penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

Hasil pengujian terhadap kondisi khusus menunjukkan bahwa model mengalami kesulitan dalam memberikan prediksi yang akurat pada gambar yang tidak sesuai standar input. Pada gambar dengan lebih dari satu wajah, model gagal memberikan prediksi yang valid (Undefined). Gambar dengan wajah berukuran terlalu kecil masih dapat diprediksi dengan benar (V). Sementara itu, gambar dengan background yang memiliki warna kontradiktif dengan warna kulit menghasilkan kesalahan prediksi, yaitu tipe aktual VI diprediksi sebagai V. Pada gambar yang bukan wajah, model juga tidak dapat memberikan hasil prediksi yang valid (Undefined). Hal ini menunjukkan bahwa model sensitif terhadap kualitas dan karakteristik gambar input, sehingga diperlukan pra-pemrosesan gambar yang lebih baik (misalnya deteksi wajah, cropping, atau normalisasi warna) untuk meningkatkan akurasi prediksi dalam kondisi khusus tersebut.

4.3.1.1.6 Perbandingan Hasil Model *Deep Learning*

Berdasarkan hasil evaluasi model yang sudah dilakukan, keempat arsitektur model menunjukkan performa yang sangat beragam, baik selama fase pelatihan yang dinilai melalui metrik validasi, maupun pada fase pengujian akhir. Perbedaan ini menyoroti bagaimana pilihan arsitektur transfer learning secara signifikan memengaruhi kemampuan model untuk belajar dan melakukan generalisasi pada data yang diberikan.

Di antara keempat model yang diuji, arsitektur CNN+Xception menunjukkan performa yang paling superior secara mutlak. Selama proses pelatihan, model ini menunjukkan kemampuan generalisasi yang luar biasa, terlihat dari akurasi validasi tertinggi sebesar 93,00% dan nilai loss validasi terendah di angka 0.1988. Performa ini menandakan model berhasil mempelajari pola data dengan sangat efektif. Keunggulan tersebut berlanjut hingga tahap pengujian, di mana model CNN+Xception mencapai akurasi puncak 92,72%, didukung oleh nilai presisi dan recall yang sangat seimbang dan tinggi, masing-masing 92,72% dan 92,00%. Dengan F1-Score mencapai 91,82%, CNN+Xception terbukti menjadi model yang paling andal dan akurat dalam penelitian ini.



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

Menyusul di posisi kedua, model CNN murni menampilkan kinerja yang cukup solid sebagai model dasar. Dengan akurasi validasi 77,00% dan loss 0.6563, model ini menunjukkan kemampuan generalisasi yang baik. Pada tahap pengujian, hasilnya menunjukkan performa yang cukup konsisten dengan akurasi 71,00%, presisi 71,15%, dan recall 71,00%. Keseimbangan performa ini menunjukkan bahwa arsitektur CNN murni berfungsi dengan baik, meskipun performanya jelas berada jauh di bawah CNN+Xception.

Sementara itu, arsitektur CNN+MobileNet menunjukkan performa yang lebih terbatas. Akurasi validasinya sebesar 73,00%, namun pada tahap pengujian performanya menurun dengan akurasi hanya 66,00%. Hasil presisi (66,15%) dan recall (66,00%) yang lebih rendah dibandingkan CNN murni mengindikasikan bahwa kombinasi dengan MobileNet dalam kasus ini kurang efektif dalam mempelajari fitur-fitur yang relevan dari data kulit.

Model CNN+ResNet memberikan hasil terburuk dan menunjukkan indikasi kuat terjadinya underfitting atau kegagalan dalam pelatihan. Performanya selama pelatihan sangat rendah, dengan akurasi validasi hanya 48,00% dan loss validasi yang melonjak tinggi hingga 1.1579. Angka-angka ini secara jelas memperlihatkan bahwa model tersebut gagal mempelajari pola data secara efektif. Kegagalan ini terkonfirmasi pada hasil pengujian yang sangat rendah, dengan akurasi, presisi, dan recall yang semuanya berada di bawah 42%. Kinerja yang buruk ini menegaskan bahwa arsitektur CNN+ResNet tidak cocok untuk dataset atau konfigurasi yang digunakan dalam penelitian ini.

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

BAB V PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan penelitian perbandingan model *deep learning* untuk deteksi tipe kulit skala Fitzpatrick, arsitektur CNN yang dikombinasikan dengan Xception terbukti memberikan performa terbaik secara signifikan. Model ini menunjukkan kemampuan generalisasi superior dengan akurasi validasi 88,00% dan nilai loss 0,3816. Keunggulan model Xception semakin terlihat pada hasil pengujian akhir, di mana model ini mencapai keseimbangan yang sangat baik antara presisi 93,02% dan recall 93,00%. Keseimbangan ini sangat penting karena menunjukkan kinerja model sangat baik dalam membuat prediksi yang benar sekaligus mampu mengidentifikasi hampir semua kasus secara tepat. Di sisi lain, model lainnya menunjukkan performa yang lebih rendah, CNN murni memberikan hasil yang cukup baik, diikuti oleh MobileNet. Adapun arsitektur ResNet terindikasi *underfitting*, terlihat dari akurasi validasinya yang hanya 33,00%. *Underfitting* pada model ResNet kemungkinan disebabkan oleh ketidaksesuaian kompleksitas model dan ukuran input data. Oleh karena itu, penelitian ini menyimpulkan bahwa Xception tidak hanya unggul dari segi akurasi, tetapi merupakan arsitektur yang seimbang secara keseluruhan untuk tugas klasifikasi tipe kulit berdasarkan skala Fitzpatrick pada penelitian ini.

5.2 Saran

Untuk pengembangan penelitian selanjutnya, sangat disarankan untuk fokus pada dua aspek utama guna meningkatkan performa sistem deteksi tipe kulit. Pertama, memperbanyak dan memperkaya dataset yang saat ini terdiri dari 1000 citra untuk lima kelas. Penambahan volume data dengan variasi yang lebih luas, mencakup kondisi pencahayaan, sudut pengambilan, demografi subjek yang lebih beragam. Kedua, meskipun kombinasi CNN dengan Xception menunjukkan hasil terbaik dibandingkan CNN, MobileNet, dan ResNet, eksplorasi terhadap arsitektur *deep learning* alternatif lain serta percobaan dengan lebih banyak *hyperparameter*.

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumpulkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

DAFTAR PUSTAKA

- Pratiwi, I. (2021) *Analisis Stabilitas Avobenzon dan Turunannya Sebagai Bahan Dasar Sunscreen Menggunakan Metode DFT*. Skripsi Sarjana Kimia. Padang: Universitas Andalas.
- Mantu, M.R., Yogie, G.S., Satyanagara, W.G., Tan, S.T. and Moniaga, C.S. (2023) 'Profil hidrasi kulit dan kerusakan kulit akibat matahari pada remaja di Panti Asuhan Pondok Kasih Agape', *Journal of Educational Innovation and Public Health*, 1(3), pp. 125–138.
- Wijayaningsih, R. (2024) *The Relationship of the Duration of Ultraviolet Ray Exposure to the Incident of Sunburn on Athlete's Skin in the City of Parepare*. Skripsi. Makassar: Universitas Muhammadiyah Makassar.
- Bowers, J.M., Hamilton, J.G., Lobel, M., Kanetsky, P.A., and Hay, J.L. (2021) 'Sun exposure, tanning behaviors, and sunburn: examining activities associated with harmful ultraviolet radiation exposures in college students', *Journal of Primary Prevention*, 42(5), pp. 425–440.
- Shetti, P.P., Farheen, H., Kubade, M.Y., and Gurao, R.P. (2024) 'Development and validation of UV visible spectrophotometric method for estimation of quercetin', *Journal of Chemical Health Risks*, 14(4), pp. 1784–1792.
- Fitzpatrick, T.B. (1988) 'The validity and practicality of sun-reactive skin types I through VI', *Archives of Dermatology*, 124(6)
- Gupta, V. and Sharma, V.K. (2019) 'Skin typing: Fitzpatrick grading and others', *Clinical Dermatology*, 37(5), pp. 430–436. DOI: 10.1016/j.clindermatol.2019.07.010.
- Visscher, M. O., Robinson, M., & Laruffa, A. A. (2017). Skin color, pigmentation, and melanin. In *Dermatology for Skin of Color* (pp. 45-58). McGraw-Hill.
- Agustina, D.A., 2024. *Klasifikasi Citra Jenis Kulit Wajah dengan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN) ResNet-50*. Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi), 5(2), pp.379-385.
- Hakim, L., Sari, Z. & Handhajani, H., 2021. *Klasifikasi Citra Pigmen Kanker Kulit Menggunakan Convolutional Neural Network*. Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi), 5(2), pp.265-271.

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

- Fadjeri, A., Saputra, B.A., Ariyanto, D.K.A. and Kurniatin, L., 2022. Karakteristik Morfologi Tanaman Selada Menggunakan Pengolahan Citra Digital. *Jurnal Ilmiah Sinus (JIS) Vol*, 20(2).
- TiaraSari, A. and Haryatmi, E., 2021. Penerapan Convolutional Neural Network Deep Learning dalam Pendeteksian Citra Biji Jagung Kering. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, 5(2), pp.265-271.
- Hermawan, E., 2021. Klasifikasi Pengenalan Wajah Menggunakan Masker atau Tidak Dengan Mengimplementasikan Metode CNN (Convolutional Neural Network). *Jurnal Industri Kreatif dan Informatika Series (JIKIS)*, 1(1), pp.33-43.
- Widyaya, J.E. and Budi, S., 2021. Pengaruh Preprocessing Terhadap Klasifikasi Diabetic Retinopathy dengan Pendekatan Transfer Learning Convolutional Neural Network. *Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, 7(1).
- Ogundokun, R.O., Li, A., Babatunde, R.S., Umezuruike, C., Sadiku, P.O., Abdulahi, A.T. and Babatunde, A.N., 2023. Enhancing skin cancer detection and classification in dermoscopic images through concatenated MobileNetV2 and xception models. *Bioengineering*, 10(8), p.979.
- Rahma, L., Syaputra, H., Mirza, A.H. and Purnamasari, S.D., 2021. Objek Deteksi Makanan Khas Palembang Menggunakan Algoritma YOLO (You Only Look Once). *Jurnal Nasional Ilmu Komputer*, 2(3), pp.213-232.
- Shetti, P.P., Farheen, H., Kubade, M.Y. & Gurao, R.P., 2024. *Development and Validation of UV Visible Spectrophotometric Method for Estimation of Quercetin*. JCHR, 14(4), pp.1784-1792. ISSN: 2251-6727.
- Rahmadani, N.Z. (2024) Rancang Bangun Aplikasi Deteksi Motif Batik Berbasis Web dengan Metode Deep Learning. Skripsi. Politeknik Negeri Jakarta.
- American Cancer Society. (2024) *Skin Cancer Risk Factors*. <https://www.cancer.org/cancer/risk-prevention/sun-and-uv/skin-cancer-risk-factors.html>. [2 Juli 2025]
- Ware, O. R., Dawson, A. Z., Shinohara, M. M., & Taylor, S. (2020). Racial limitations of Fitzpatrick skin type. *Cutis*, 105(2)



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

DAFTAR RIWAYAT HIDUP PENULIS



Ramadhani Isya. Lahir di Jakarta, 17 November 2002. Anak pertama dari 2 bersaudara. Lulus dari SDN Kayumanis 1 Bogor pada tahun 2015, SMPIT Ummul Quro Bogor pada tahun 2018, SMAIT Ummul Quro Bogor pada tahun 2021. Saat ini sedang menempuh Pendidikan Diploma Empat di Politeknik Negeri Jakarta pada Jurusan Teknik Informatika dan Komputer di Program Studi Teknik Informatika. Penulis tertarik pada bidang Data *Analyst* dan Data *Science*.

**POLITEKNIK
NEGERI
JAKARTA**