KLASIFIKASI JENIS KULIT WAJAH DENGAN MENGGUNAKAN ALGORITMA SSD-MOBILENET

SKRIPSI

VANIA PUTRI SARYANDRA 171402080



PROGRAM STUDI S1 TEKNOLOGI INFORMASI FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI UNIVERSITAS SUMATERA UTARA MEDAN

2024

KLASIFIKASI JENIS KULIT WAJAH DENGAN MENGGUNAKAN ALGORITMA SSD-MOBILENET

SKRIPSI

Diajukan untuk melengkapi tugas dan memenuhi syarat memperoleh ijazah Sarjana Teknologi Informasi

> VANIA PUTRI SARYANDRA 171402080



PROGRAM STUDI S1 TEKNOLOGI INFORMASI FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI UNIVERSITAS SUMATERA UTARA

MEDAN

2024

PERSETUJUAN

Judul : Klasifikasi Jenis Kulit Wajah Dengan Menggunakan

Algoritma SSD-Mobilenet

Kategori : Skripsi

Nama Mahasiswa : Vania Putri Saryandra

Nomor Induk Mahasiswa : 171402080

Program Studi : Sarjana (S-1) Teknologi Informasi

Fakultas : Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi

Universitas Sumatera Utara

Medan, 12 Juli 2024

Komisi Pebimbing:

Pembimbing 2

Ainul Hizriadi S.Kom., M.Sc

NIP. 198510272017061001

Pembimbing 1

1

Fanindia Purnamasari S.TI., M.IT

NIP. 198908172019032023

Diketahui/disetujui oleh

Program Studi S1 Teknologi Informasi

Ketua,

PERNYATAAN

KLASIFIKASI JENIS KULIT WAJAH DENGAN MENGGUNAKAN ALGORITMA SSD-MOBILENET

SKRIPSI

Saya mengakui bahwa skripsi ini adalah hasil karya saya sendiri, kecuali beberapa kutipan dan ringkasan yang masing-masing telah disebutkan sumbernya.

Medan,12 Juli 2024

Vania Putri Saryandra 171402080

UCAPAN TERIMAKASIH

Dalam kesempatan ini penulis ingin menyampaikan terima kasih sebesar-besarnya dan penghargaan setinggi-tingginya kepada:

- 1. Puji syukur kepada Allah SWT, karena rahmat dan izinnya yang senantiasa mengiringi hari-hari penulis sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini.
- 2. Diri sendiri yang sudah bersabar dan tidak menyerah selama pengerjaan skripsi sehingga salah satu langkah yang sulit ini dapat dilalui.
- 3. Ibu Dr. Maya Sivi Lydia B.SC., M.SC. selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Sumatera Utara.
- 4. Bapak Dedy Arisandi ST., M.Kom. selaku Ketua Prodi S1 Teknologi Infommasi Universitas Sumatera Utara serta dosen penguji.
- 5. Bapak Ivan Jaya S.Si, M.Kom. selaku Sekretaris Prodi S1 Teknologi Informasi Universitas Sumatera Utara.
- 6. Ibu Fanindia Purnamasari S.TI., M.IT selaku dosen pembimbing pertama penulis yang telah banyak membimbing dan membantu penulis dalam penelitian serta penulisan skripsi ini.
- 7. Bapak Ainul Hizriadi S.Kom., M.Sc selaku dosen pembimbing kedua penulis yang telah banyak membimbing dan membantu penulis dalam penelitian serta penulisan skripsi ini.
- 8. Ibu Annisa Fadhillah Pulungan S.Kom., M.Kom selaku dosen penguji kedua yang telah banyak memberikan masukan kepada penulis
- 9. Seluruh Dosen Pengajar dan Staff Pegawai Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Sumatera Utara.
- 10. Terimakasih penulis kepada bapak Doni, ibuk Elvina, dan Rakha selaku keluarga penulis yang telah membesarkan, mendidik, memberikasih sayang serta memberikana semangat dengan sepenuh hati kepada penulis.
- 11. Terimakasih kepada bunda penulis ibuk Sari Narulita atas atas saran-saran dan dukungan dalam mengerjakan skripsi ini.
- 12. Terima Kasih penulis kepada Aditya Luthfi, yang selama ini telah membantu, memberikan semangat, dukungan, perhatian dan doa serta selalu ada untuk menemani penulis dalam keadaan susah maupun senang.

- 13. Terima Kasih kepada sahabat penulis dalam grup "Anak Kampus", Aditya Luthfi, Salsabila Maharani, Luthfiah Arbila Tiffani, M. Aflah Fauzan Siregar, Iman Prakarsa, yang selalu ada setia menemani, memberikan semangat, dan menghibur penulis sedari SMA sampai saat ini.
- 14. Terimakasih kepada sahabat penulis dalam grup " Galaksi", Nadia nasiwa Lubis, Nabila Azzahra, Bella Olivia Putrisani, Talitha Asvi Rayhan, Fakhirah Mentaya, Rezky Febrydawanti, Fadhilah Annisa yang setia menemani penulis dari awal perkuliahan hingga akhir perjalanan kuliah S-1.
- 15. Terimakasih kepada teman-teman penulis dalah grup "Bukan Galaksi", Tehak, Rafif, Dinul, Fajar, Gilbert, Ibnu yang menemani dan memberi saran kepada penulis.
- 16. Terimakasih kepada kak Pika, kak Melati, kak Riri, dan kak Dita atas dukungan dan bimbingan dalam menjalani perkuliahan di Teknologi Informasi Universitas Sumatera Utara.
- 17. Terimakasih kepada teman-teman seangkatan di fakultas Teknologi Informasi Universitas Sumatra Utara khususnya kom B yang banyak membatu penulis dalam menyelesaikan perkuliahan.
- 18. Seluruh pihak yang tidak dapat penulis ucapkan satu persatu yang telah turut andil, mendukung, serta membantu penulis mengerjakan skripsi ini.

Demikianlah yang dapat penulis sampaikan, akhir kata dengan segenap kerendahan hati penulis mengharapkan agar skripsi ini dapat berguna dan bermanfaat bagi kita semua. Sekian terima kasih.

Medan, Juli 2024

Hormat Penulis

KLASIFIKASI JENIS KULIT WAJAH DENGAN MENGGUNAKAN

ALGORITMA SSD-MOBILENET

ABSTRAK

Klasifikasi jenis kulit wajah merupakan aspek penting dalam bidang dermatologi

dan industri kosmetik karena setiap jenis kulit memerlukan perawatan yang

berbeda. Dengan mengetahui jenis kulit, produk dan perawatan yang lebih tepat

dapat direkomendasikan, sehingga meningkatkan kesehatan dan penampilan kulit.

Dalam penelitian ini, tiga jenis kulit wajah yang diklasifikasi adalah kulit normal,

kulit berminyak, dan kulit kering. Data yang digunakan dalam penelitian ini diolah

menggunakan algoritma SSD-MobileNet untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan

jenis kulit wajah. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma SSD-MobileNet

mampu mengklasifikasi jenis kulit dengan akurasi yang tinggi. Rata-rata akurasi

secara keseluruhan dari ketiga jenis kulit adalah 92,7%. Hasil ini menunjukkan

bahwa algoritma SSD-MobileNet dapat diandalkan dalam mengklasifikasi jenis

kulit wajah, yang dapat diterapkan dalam berbagai aplikasi seperti perawatan kulit

dan kosmetik. Dengan akurasi yang tinggi, algoritma ini dapat membantu para ahli

kulit dan industri kosmetik dalam memberikan rekomendasi yang lebih tepat dan

efisien, serta meningkatkan pengalaman pengguna dalam memilih produk

perawatan kulit yang sesuai.

Kata Kunci: Klasifikasi kulit wajah, SSD-MobileNet, algoritma deteksi, akurasi

V

CLASIFICATION FACIAL SKIN TYPE USING SSD-MOBILENET ALGORITHM

ABSTRACT

Identifying facial skin type is an important aspect in dermatology and the cosmetics industry because each skin type requires different care. By knowing your skin type, more appropriate products and treatments can be recommended, thereby improving your skin's health and appearance. In this study, three types of facial skin were identified, namely normal skin, oily skin and dry skin. The data used in this research was processed using the SSD-MobileNet algorithm to detect and classify facial skin types. The research results show that the SSD-MobileNet algorithm is able to identify skin types with high accuracy. The overall average accuracy for the three skin types was 92.7%. These results show that the SSD-MobileNet algorithm is reliable in identifying facial skin types, which can be applied in various applications such as skin care and cosmetics. With high accuracy, this algorithm can help skin experts and the cosmetics industry provide more precise and efficient recommendations, as well as improve user experience in choosing appropriate skin care products.

Keywords: Facial skin identification, SSD-MobileNet, detection algorithm, accuracy

DAFTAR ISI

PERSETUJUAN	i
PERNYATAAN	ii
UCAPAN TERIMAKASIH	iii
ABSTRAK	v
ABSTRACT	vi
DAFTAR ISI	vii
DAFTAR TABEL	
	ix
DAFTAR GAMBAR	x
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	4
1.3 Batasan Masalah	4
1.4 Tujuan Penelitian	4
1.5 Manfaat Penelitian	5
1.6 Metode Penelitian	5
1.7 Sistematika Penulisan	6
BAB 2 LANDASAN TEORI	8
2.1 Kulit	8
2.2 Jenis Kulit	9
2.2.1 Kulit Normal	9
2.2.2 Kulit Kering	9
2.2.3 Kulit Berminyak	10
2.3 Pengolahan Citra	10
2.3.1 Resizing	11
2.3.2 Tensorflow	12
2.3.3 Deteksi Objek	13
2.3.4 MobileNet	13
2.3.5 SSD (Single Shot Multibox Detector)	14
2.3.6 SSD-MobileNet	15

2.4 Penelitian Terdahulu	15
BAB 3 ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM	22
3.1 Data yang Digunakan	22
3.2 Arsitektur Umum	23
3.2.1 Image Acquisition	24
3.2.2 Image Preprocessing	25
3.2.3 Image Identification	28
3.2.4 Learned Model	29
3.2.5 TF Lite Model	29
3.2.6 Proses Training	30
3.2.7 Proses Testing	32
3.2.8 Output	32
3.3 Flowchart Sistem	33
3.4 Perancangan Antarmuka	33
BAB 4 IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN SISTEM	35
4.1 Implementasi Sistem	36
4.1.1 Perangkat Keras dan Perangkat Lunak	36
4.1.2 Implementasi Data	36
4.1.3 Implementasi Antarmuka	37
4.2 Prosedur Operasional	39
4.3 Pengujian Sistem	40
BAB 5 PENUTUP	50
5.1 Kesimpulan	50
5.2 Saran	50
DAFTAR PUSTAKA	51

DAFTAR TABEL

Tabel 3. 1 Sumber Data	2.2.
Tabel 3. 2 Pembagian Dataset	23
Tabel 4. 1 Pengujian Tingkat Akurasi Jenis kulit	40
Tabel 4. 2 Confusion Matrix	48
Tabel 4. 3 Nilai TP, FP dan FN dari Kulit Wajah	48
Tabel 4. 4 Nilai Precission, Recall dan F1-Score	48

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Kulit Normal	9
Gambar 2. 2 Kulit Kering	10
Gambar 2. 3 Kulit Berminyak	10
Gambar 2. 4 Posisi Kordinat Citra	11
Gambar 2. 5 Resizing Citra	12
Gambar 2. 6 TensorFlow	13
Gambar 2. 7 Arsitektur MobileNet	14
Gambar 3. 1 Data Kulit	22
Gambar 3. 2 Arsitektur Umum	24
Gambar 3. 3 Data .xml setelah diconvert ke dalam tabel .csv	27
Gambar 3. 4 Flowchart Sistem	33
Gambar 3. 5 Tampilan Dashboard	34
Gambar 3. 6 Tampilan Deteksi	35
Gambar 3. 7 Tampilan Informasi	35
Gambar 4. 1 Data Citra Kulit	37
Gambar 4. 2 Tampilan Dashboard	37
Gambar 4. 3 Tampilan Deteksi	38
Gambar 4. 4 Tampilan Informasi	38
Gambar 4. 5 Prosedur Operasional	39

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kulit merupakan organ terluar dari tubuh yang melapisi tubuh manusia. Kulit membentuk 15% dari berat badan keseluruhan. Pada permukaan luar kulit terdapat poripori (rongga) yang menjadi tempat keluarnya keringat. Kulit memiliki banyak fungsi, diantaranya sebagai pelindung tubuh, sebagai alat indra peraba atau alat komunikasi, dan sebagai alat pengatur suhu. Keinginan sebagian besar manusia terutama wanita memiliki kulit wajah yang cerita, sehat, bersih dan terawat, akan tetapi dalam perawatannya tidak memperhatikan jenis kulit sehingga menimbulkan masalah baru seperti jerawat, kulit kering dan lain-lain. Untuk melakukan perawatan kulit dibutuhkan pengetahuan yang cukup (Kumaharadi, Arifin, Pambudi, dkk, 2020).

Faktor yang mempengaruhi mengapa banyak orang membiarkan begitu saja hal-hal yang terjadi pada kulit wajah adalah karena biaya konsultasi untuk dokter yang mungkin cukup tinggi. Situasi tersebut dapat dihindari jika orang tersebut memiliki pengetahuan tentang kesehatan. Pengetahuan dapat diperoleh dari bukubuku atau situs-situs internet yang membahas tentang kesehatan. Namun banyak juga produk-produk kecantikan yang diklaim dapat memberikan solusi pada masalah kulit wajah dengan beberapa kandungan yang dapat meredakan penyakit kulit wajah, namun banyak juga produk-produk kecantikan yang memiliki kandungan yang tidak baik untuk kulit, maka dari itu memiliki pengetahuan tentang jenis kulit wajah juga penting dan perlu kewaspadaan dalam menggunakan bahan untuk perawatan wajah

Di era modern ini, teknologi telah menjadi bagian integral dari kehidupan sehari-hari. Salah satu perkembangan teknologi yang signifikan adalah penggunaan kecerdasan buatan (AI) dalam berbagai aplikasi, termasuk dalam industri kecantikan dan perawatan kulit. Klasifikasi jenis kulit wajah merupakan langkah awal yang penting dalam menentukan rejimen perawatan kulit yang tepat.

Penggunaan algoritma deep learning, seperti *SSD-MobileNet*, telah menunjukkan kemampuan yang sangat baik dalam pengenalan objek dan klasifikasi. Algoritma ini merupakan gabungan dari *Single Shot Multibox Detector* (*SSD*) sebagai detektor objek dan *MobileNet* sebagai arsitektur jaringan neural konvolusional yang ringan, cocok untuk aplikasi pada perangkat mobile atau sumber daya terbatas.

Klasifikasi jenis kulit wajah adalah proses yang melibatkan analisis berbagai fitur, seperti tekstur, warna, dan kondisi kulit. Dengan menggunakan teknik deteksi objek dan klasifikasi yang canggih, seperti yang diberikan oleh algoritma *SSD-MobileNet*, kita dapat mengotomatiskan proses klasifikasi jenis kulit wajah. Dengan demikian, individu dapat dengan cepat mengetahui jenis kulit mereka tanpa harus bergantung pada evaluasi manual yang mungkin kurang akurat dan objektif.

Penerapan algoritma ini dapat membantu individu dan profesional kecantikan dalam merencanakan rejimen perawatan kulit yang disesuaikan dengan jenis kulit masing-masing individu. Selain itu, dengan menggunakan teknologi ini, kita dapat memperluas aksesibilitas layanan perawatan kulit yang terpersonalisasi, sehingga meningkatkan kepuasan konsumen dan efisiensi industri kecantikan secara keseluruhan.

Sebelumnya telah ada beberapa penelitian yang telah dilakukan sebagai referensi penelitian ini. Antara lain penelitian yang berjudul "Research on A Surface Defect Detection Algorithm Based on MobileNet-SSD" yang dibuat oleh Yiting Li et.al pada tahun 2018. Pada penelitian ini, Metode yang diusulkan diterapkan untuk mendeteksi cacat khas seperti pecah, penyok, dan lecet pada permukaan penyegelan wadah di jalur pengisian. Hasilnya menunjukkan bahwa metode tersebut dapat secara otomatis mendeteksi cacat permukaan dengan lebih akurat dan cepat dibandingkan metode jaringan ringan (lightweight network) dan metode pembelajaran mesin tradisional (traditional machine learning). Hasil penelitian ini memberikan pencerahan baru dalam deteksi cacat dalam skenario industri sebenarnya.

Kemudian ada penelitian yang dilakukan oleh Arwa Mohammed Taqi *et.al* pada tahun 2019 dengan judul "*Skin Lesion Detection by Android Camera based on SSD- Mo- bilenet and TensorFlow Object Detection API*". Dari hasil penelitian tersebut didapatkan yaitu kualitas deteksi skor kepercayaan (total mAP) sebesar 96,04% dengan total loss sebesar 0,78. Hasil percobaan mencapai akurasi deteksi 99% saat menggunakan Jupyter Notebook, sedangkan akurasi deteksi mencapai 100% dengan deteksi Android. Percobaan telah dijalankan pada sistem Ubuntu 16.04LTS GTX1070 @ 2.80GHZ x8.

Selanjutnya, penelitian dari Muhammad Rifqi Daffa Ulhaq et.al pada tahun 2023 yang meneliti tentang "Pengenalan Ekspresi Wajah Secara Real-Time Menggunakan Metode SSD MobileNet Berbasis Android". Pengenalan ekspresi wajah secara real-time menjadi topik yang menarik dalam bidang pengolahan citra dan kecerdasan buatan. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sebuah metode yang dapat mendeteksi objek ekspresi wajah secara akurat dan efisien. Untuk mencapai tujuan ini, peneliti mengadopsi pendekatan berbasis Single Shot MultiBox Detector (SSD) yang terkenal dalam deteksi objek. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode yang diusulkan mampu mendeteksi ekspresi wajah secara real-time dengan akurasi tinggi dan kecepatan pemrosesan yang baik. Hasil evaluasi menggunakan Metric Evaluation, model memiliki akurasi 0,51 detik dan kecepatan deteksi 31 frame per-detik dimana dengan demikian model dapat berjalan dengan komputasi rendah pada erangkat mobile. Temuan ini menunjukkan bahwa metode yang diusulkan berpotensi menjadi solusi efektif untuk pengenalan ekspresi wajah secara real-time dalam berbagai aplikasi, termasuk pengenalan emosi, interaksi manusia-mesin, dan keamanan.

Penelitian yang dilakukan oleh Rachmat Muwardi *et.al* pada tahun 2023 tentang "*Human Object Detection For Real-Time Camera Using MobileNet SSD*". Hasilnya dengan menggunakan *MobileNet-SSD V2* yang merupakan algoritma dengan deteksi dan akurasi yang tinggi diperoleh tingkat deteksi sebesar 100% dengan nilai FPS sebesar 5.

Serta penelitian yang dilakukan oleh Omar Bouazizi et.al yang berjudul "Road Object Detection Using SSD-MobileNet Algorithm: Case Study For Real-

Time ADAS Applications". Deteksi objek telah memainkan peran penting dalam aplikasi Advanced Driver Assistance Systems (ADAS), khususnya dalam mengintegrasikan teknik pembelajaran mendalam. Kemajuan ini telah meningkatkan aplikasi ADAS dengan memungkinkan klasifikasi objek yang lebih tepat, sehingga meningkatkan pengambilan keputusan secara real-time. Temuan kami menunjukkan hasil yang menjanjikan untuk model SSD-MobileNet yang dilatih ulang, mencapai skor F1 sebesar 0,801, dan Mean Average Precision (mAP) sebesar 65,41 pada 71 FPS.

Berdasarkan latar belakang serta pertimbangan menggunakan metode *SSD-MobileNet* maka penulis mengajukan judul dalam penelitian ini yaitu "**Klasifikasi Jenis Kulit Wajah Dengan Menggunakan Algoritma SSD-Mobilenet**"

1.2 Rumusan Masalah

Memiliki kulit wajah yang cerah, sehat, bersih dan terawat merupakan keinginan sebagian besar manusia. Dalam mengidentifikasi dan mengklasifikasi jenis kulit wajah secara manual dan *real time* memiliki persepsi yang cenderung subyektif apabila memiliki kekurangan pengetahuan mengenai kulit wajah. Maka dari itu, dibutuhkan suatu sistem dalam menentukan jenis kulit wajah secara efisien dan cepat menggunakan *SSD-Mobilnet*.

1.3 Batasan Masalah

Adapun batasan masalah pada penelitian ini antara lain :

- Jenis Kulit Wajah yang digunakan pada penelitian ini adalah Normal, Kering, dan Berminyak.
- 2. Sistem tidak bisa mengklasifikasikan jika jarak objek lebih dari 25 setimeter dari kamera.
- 3. Kulit Wajah yang di klasifikasikan harus *bareface* atau tanpa makeup.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan pada penelitian ini berguna untuk klasifikasi jenis kulit wajah dengan

menggunakan algoritma SSD-Mobilenet.

1.5 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat pada penelitian ini yaitu:

- 1. Memberikan informasi kepada masyarakat tentang bagaimana mengenali jenis-jenis kulit wajah pada manusia.
- 2. Mengetahui hasil klasifikasi jenis-jenis kulit wajah dengan menggunakan *SSD-MobileNet*.
- 3. Dapat menjadi referensi pada penelitian bidang *Image Processing*, khususnya dalam penerapan.

1.6 Metode Penelitian

Tahapan-tahapan yang akan dilakukan dalam penelitian ini untuk mencapai tujuan penelitian meliputi:

1. Studi Pustaka dan Literatur

Pada tahap studi literatur ini dilakukan dengan mengumpulkan data citra dari kulit wajah dan mempelajari referensi tentang *SSD-MobileNet*, ciriciri dari tiap jenis kulit yang diperoleh dengan mengumpulkan bahan dari jurnal, skripsi, artikel, buku, panduan dan sumber referensi lainnya untuk proses pengumpulan bahan.

2. Analisis

Pada tahap ini dilakukan analisis terhadap tahapan yang ada dilakukan sebelumnya untuk mendapatkan penelitian dari berbagai informasi yang terkait dari penelitian beberapa sumber yang didapatkan.

3. Perancangan Sistem

Setelah dilakukan analisis, dilakukan tahap selanjutnya yakni perancangan sistem. Tahap ini merupakan tahap yang di lakukan untuk perancangan arsitektur umum dan *user interface* penelitian.

4. Implementasi

Tahap dimana dilakukan implementasi dan penerapan dari sistem yang

telah dibangun.

5. Pengujian Sistem

Pada tahap ini dilakukan pengujian terhadap sistem yang telah dibangun apakah sistem berjalan sesuai yang diinginkan atau tidak.

6. Dokumentasi

Merupakan tahap akhir dari seluruh tahap penelitian. Tahap ini dilakukan untuk penyusunan laporan serta mengambil kesimpulan dari penelitian yang telah dilakukan.

1.7 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan dari skripsi ini terdiri data lima bagian utama sebagai berikut:

Bab 1: Pendahuluan

Pada bab pendahuluan, tentang hal - hal yang dibahas yaitu latar belakang, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, metodologi penelitian, dan sistematika penulisan.

Bab 2: Landasan Teori

Bab ini berisikan teori-teori atau istilah-istilah yang digunakan untuk memahami permasalahan yang dibahas dalam penelitian ini. Seperti pengertian *Computer Vision, Image Processing, SSD-MobileNet* dan teori lainnya yang terkait dalam penelitian ini.

Bab 3: Analisis dan Perancangan

Pada bab analisis dan perancangan, akan dijabarkan mengenai arsitektur umum penelitian, bagaimana proses *pre-processing* yang dilakukan, tahap *training* dan *testing* data dan metode *SSD-MobileNet*.

Bab 4: Implementasi dan Pengujian

Pada bab ini, akan dijelaskan implementasi dan pembahasan dari rancangan

aplikasi dari penelitian yang telah dibuat pada bab 3. Hasil dari pengujian aplikasi dan implementasi juga akan dijabarkan pada bab ini.

Bab 5: Kesimpulan dan Saran

Pada bab ini, berisi kesimpulan dan ringkasan dari rancangan yang dibahas pada bab 3 dan hasil penelitian yang dijelaskan pada bab 4. Pada bab ini juga dimuat saran—saran untuk pengembangan penelitian yang selanjutnya.

BAB 2

LANDASAN TEORI

Pada bab ini membahas tentang teori-teori yang berkaitan dalam memahami permasalahan-permasalahan yang diangkat dalam penelitian ini. Teori-teori yang terdapat pada bab ini adalah pembahasan tentang Jenis Kulit, Pengolahan citra, *MobileNet* dan penelitian-penelitian terdahulu sebagai pendukung penelitian.

2.1 Kulit

Kulit merupakan pembungkus yang elastik yang melindungi tubuh dari pengaruh lingkungan. Kulit juga merupakan alat tubuh yang terberat dan terluas ukurannya, yaitu 15% dari berat tubuh dan luasnya 1,50-1,75 m2 Rata rata tebal kulit 1-2mm, paling tebal (6 mm) ada ditelapak tangan dan kaki dan paling tipis (0,5 mm) ada di penis (Putra & Winaya, 2018). Kulit terbagi atas tiga lapisan pokok yaitu epidermis, dermis atau korium, dan jaringan subkutan atau subkutis (Berliana, 2015).

Kulit yang membalut seluruh tubuh berfungsi sebagai pelindung dari benturan, pengatur suhu tubuh, sekresi dan merupakan anggota tubuh yang memiliki rasa sensitif, karena kulit merupakan salah satu organ peraba. Keadaan kulit seseorang sangat bervariasi dari waktu ke waktu tergantung pada kesehatan dari orang tersebut dan faktor yang mempengaruhinya, termasuk suasana tempat kerja atau keadaan dirumah, kondisi asupan makanan, gaya hidup dan keseimbangan hormonal.

Menurut Rachmi Primadiati (2001), kulit merupakan organ tubuh manusia yang luasnya paling besar dan memiliki peran yang sangat penting oleh karena itu selayaknya kulit senantiasa dijaga dan dipelihara kesehatannya. Bukan hanya kulit wajah atau bagian yang terbuka, melainkan kulit diseluruh tubuh harus dijaga. Memahami struktur dan fungsi kulit dapat menjadi langkah awal dalam keseluruhan rangkaian upaya untuk merawat dan menjaga kesehatan kulit.

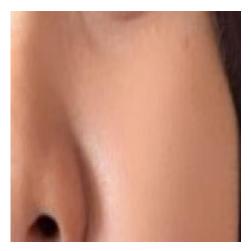
Jenis-jenis kulit pada manusia akan berbeda-beda tergantung dengan kondisi

lingkungan dan keturunan. Oleh karena itu, kegiatan perawatan kulit akan disesuaikan dengan jenis kulit tersebut. Karena jenis kulit yang berbeda juga tentunya memiliki perawatan yang berbeda juga.

2.2 Jenis Kulit

2.2.1 Kulit Normal

Kulit normal merupakan jenis kulit yang cenderung mudah dirawat. Kelenjar minyak (*sebaceous gland*) pada kulit normal biasanya tidak terlalu menjadi masalah, karena minyak (sebum) yang dikeluarkan seimbang, tidak berlebihan ataupun kekurangan.



Gambar 2. 1 Kulit Normal

2.2.2 Kulit Kering

Kulit kering merupakan jenis kulit yang kekurangan sebum. Karena jumlah sebum yang terbatas, maka kulit kering sering mengalami kekurangan sebum dan kelembaban berkurang dengan cepat.



Gambar 2. 2 Kulit Kering

2.2.3 Kulit Berminyak

Kulit berminyak merupakan jenis kulit yang diakibatkan oleh kelenjar *sebaceous* sangat aktif pada saat pubertas, ketika distimulasi oleh hormon pria yaitu androgen.

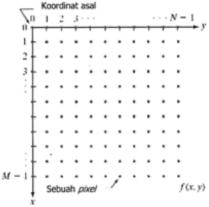


Gambar 2. 3 Kulit Berminyak

2.3 Pengolahan Citra

Pengolahan citra (*Image Processing*) merupakan ilmu yang melakukan olahan citra berdasarkan input maupun output. Bisa saja output dari pengolahan citra berupa citra atau sekumpulan karakteristik atau parameter yang berhubungan

dengan citra. Istilah pengolahan citra digital secara umum didefinisikan sebagai pemrosesan citra dua dimensi dengan komputer. Dalam definisi yang lebih luas, pengolahan citra digital juga mencakup semua data dua dimensi. Pengolahan citra digital adalah sebuah disiplin ilmu yang mempelajari hal-hal yang berkaitan dengan perbaikan kualitas gambar (peningkatan kontras, transformasi warna, restorasi citra), transformasi gambar (rotasi, translasi, skala, transformasi geometrik), melakukan pemilihan citra ciri (*feature images*) yang optimal untuk tujuan analisis, melakukan proses penarikan informasi atau deskripsi objek atau pengenalan objek yang terkandung pada citra, melakukan kompresi atau reduksi data untuk tujuan penyimpanan data, transmisi data, dan waktu proses data. Input dari pengolahan citra adalah citra, sedangkan outputnya adalah citra hasil pengolahan (Avif, 2019).



Gambar 2. 4 Posisi Kordinat Citra

2.3.1 Resizing

Resizing merupakan proses mengubah ukuran besar citra dalam satuan piksel (Ichsan, 2021). Tahapan resizing pada normalisasi dilakukan dengan tujuan menyesuaikan ukuran citra latih & citra uji. Perubahan ukuran citra dapat menghasilkan citra yang lebih besar maupun lebih kecil dari citra asli. Resizing bertujuan untuk menyeragamkan ukuran data citra sehingga data yang diperoleh mudah untuk di olah. Memperkecil ukuran citra (skala) merupakan teknik terpenting dalam pengolahan citra dikarenakan ketika melakukan pengolahan

menggunakan komputasi lebih mudah.

Pada penelitian ini seluruh citra yang didapat melalui kamera *smartphone* akan diubah ukuran piksel dan ukuran *file* nya, pada awalnya data citra yang diambil masih memiliki ukuran *pixel* 3000 x 4000 dan berukuran kurang lebih 5MB per data, yang mana itu masihlah tergolong sangat besar dan tentunya sangat mempengaruhi proses komputasi. Maka dari itu proses *resizing* data dilakukan menjadi 1000 x 2000 *pixel* dan ukuran perdata yang semula 5MB dikompres menjadi kurang lebih 200KB.



Gambar 2. 5 Resizing Citra

2.3.2 Tensorflow

Tensorflow adalah platform end-to-end yang bersifat open-source digunakan untuk aplikasi machine learning. Ini adalah library simbol matematika yang menggunakan aliran data dan pemrograman yang berbeda untuk melakukan berbagai tugas yang berfokus pada training dan inference deep neural network. Saat ini library deep learning yang paling terkenal adalah Tensorflow Google. Produk Google menggunakan machine learning untuk meningkatkan mesin pencarian, terjemahan, pemberian keterangan gambar atau rekomendasi. Library API tensorflow berisi beberapa struktur deteksi objek yang siap untuk digunakan diantaranya, SSD (Single Shot Detector), Faster-CNN (Faster Region-based Convolutional Neural Network), dan RFCN (Region-based Fully Convolutional Network) (Al-Azzo et al, 2018). Beberapa kemampuan umum pada Tensorflow

yang popular antara lain:

- 1. *Support* semua bahasa pemrograman popular seperti *Python*, C++, Java, R dan Go.
- 2. TensorFlow memungkinkan kemudahan dan penerapan model.
- 3. TensorFlow memiliki dukungan komunitas yang baik.



Gambar 2. 6 TensorFlow

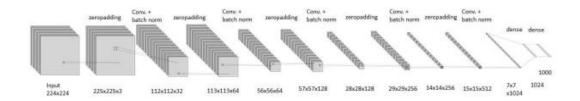
2.3.3 Deteksi Objek

Deteksi Objek adalah metode dari *computer vision* untuk menemukan lokasi objek dalam sebuah gambar atau video. Algoritma deteksi objek biasanya memanfaatkan *machine learning* atau *deep learning* untuk menghasilkan suatu output. Manusia mampu mengenali objek dan menemukan objek menarik dengan cepat. Tujuan dari objek deteksi adalah meniru kecerdasan ini menggunakan komputer. Ada beberapa macam metode yang dapat dilakukan untuk pembacaan fitur-fitur dari seluruh objek. Sistem objek deteksi harus melatih dan menguji data yang sudah dilabeli pada objek disetiap kelasnya untuk proses pengenalan. Ada banyak sekali tipe model data pada *deep learning* salah satunya yang digunakan pada penelitian ini adalah PASCAL-VOC.

2.3.4 MobileNet

MobileNet merupakan salah satu arsitektur dari convolutional neural network (CNN). Para peneliti dari google membuat arsitektur tersebut untuk kebutuhan mobile. Perpedaan mendasar dari MobileNet dengan arsitektur CNN lainnya ialah

pada penggunaan layer konvolusi dengan ketebalan filter yang sesuai dengan input gambar. *MobileNet* juga digunakan untuk konvolusi *depthwise* dan *pointwise* (Rahman, 2020).



Gambar 2. 7 Arsitektur MobileNet

Seperti namanya mobile, para peneliti dari Google membuat arsitektur CNN yang mampu digunakan untuk ponsel. *MobileNet* merupakan salah satu arsitektur CNN (convolutional neural network) yang digunakan untuk memenuhi kebutuhan resource berlebih. Perbedaan arsitektur *MobileNet* dan CNN adalah penggunaan layer konvulasi atau penggunaan lapisan dengan ketebalan filter yang sesuai dengan ketebalan dari input image. *MobileNet* membagi konvulasi menjadi depthwise convulation dan pointwise convulation. Model dari *MobileNet* didasarkan pada depthwise separable convolution yang merupakan bentuk dari standart convolution menjadi depthwise convolution dan 1x1 convolution atau disebut juga pointwise convolution.

Depthwise convolution menerapkan single filter untuk setiap masukan pada channel, pada pointwise convolution menerapkan 1x1 convolution untuk menggabungkan output dari depthwise convolution dan pada standart convolution menggabungkan dan memfilter input menjadi satu set output baru dalam satu langkah. Depthwise separable convolution membagi ini menjadi 2 layer, yaitu lapisan pemfilteran dan lapisan penggabungan yang digunakan untuk mengurangi komputasi dan ukuran model secara drastis (Howard et al, 2017).

2.3.5 SSD (Single Shot Multibox Detector)

SSD merupakan kepanjangan dari Single Shot Multibox Detector yang

didasarkanpada *feed-forward convolutional network* yang menghasilkan kumpulan *bounding box* dan nilai dari setiap kelas objek tersebut kemudian diikuti oleh langkah *non-maximum suppression* untuk menghasilkan deteksi akhir. Lapisan jaringan awal didasarkan pada standar arsitektur yang digunakan untuk klasifikasi gambar berkualitas tinggi yang disebut dengan *base network* (Liu, 2016). *SSD* termasuk arsitektur *neural network* yang dirancang untuk tujuan deteksi yang berarti lokalisasi (*bounding box*) dan juga bertujuan untuk klasifikasi objek.

2.3.6 SSD-MobileNet

SSD-MobileNet merupakan pengembangan dari Single Shot MultiBox Detector (SSD). SSD menggunakan VGG16 sedangkan SSD-MobileNet menggunakan MobileNet sebagai feature extraction. Proses MobileNet unggul dalam hal kecepatan karena menggunakan depthwise separable convolution (DSC). DSC menggunakan depthwise convolution sebagai filtering dan pointwise convolution yang digabungkan dari hasil depthwise untuk menghasilkan beban komputasi yang kecil. Ukuran MobileNet 30 kali lebih kecil dibandingkan VGG16 dan juga memiliki kecepatan 10 kali lebih cepat dengan hasil akurasi yang sama. Perbedaan lainnya SSD-MobileNet menggunakan ground truth box untuk proses training sama seperti SSD namun berbeda feature extraction.

2.4 Penelitian Terdahulu

Yiting Li et.al (2018) bertujuan untuk mencapai deteksi cacat permukaan secara real-time dan akurat dengan menggunakan metode pembelajaran mendalam. Untuk tujuan ini, jaringan Single Shot MultiBox Detector (SSD) diadopsi sebagai struktur meta dan digabungkan dengan jaringan saraf konvolusi dasar (CNN) MobileNet ke dalam MobileNet-SSD. Kemudian, metode deteksi cacat permukaan diusulkan berdasarkan MobileNet-SSD. Secara khusus, struktur SSD dioptimalkan tanpa mengorbankan keakuratannya, dan struktur serta parameter jaringan disesuaikan untuk menyederhanakan model deteksi. Metode yang diusulkan diterapkan untuk mendeteksi cacat khas seperti pecah, penyok dan lecet pada

permukaan penyegelan wadah di jalur pengisian. Hasilnya menunjukkan bahwa metode kami dapat secara otomatis mendeteksi cacat permukaan dengan lebih akurat dan cepat dibandingkan metode jaringan ringan dan metode pembelajaran mesin tradisional. Hasil penelitian ini memberikan pencerahan baru dalam deteksi cacat dalam skenario industri sebenarnya.

Arwa Mohammed Taqi et.al (2019) menjelaskan bahwa Dengan pesatnya evolusi studi pencitraan medis, minat yang besar terhadap deteksi kanker kulit telah diselidiki dengan berbagai algoritma komputer. Umumnya, lesi kulit diperiksa dengan pelabelan kebenaran dasar dalam jumlah terbatas. Bagian terpenting dari deteksi citra medis adalah menghitung fungsi lokalisasi yang biasanya dievaluasi pada Intersection over Union ambang batas (IoU). Ini membantu untuk menemukan lokasi lesi secara akurat untuk mengumpulkan fitur dominan dari lesi kulit. Dalam karya ini, lokalisasi objek untuk deteksi lesi kulit telah diusulkan menggunakan model SSD-Mobilenet pada ISIC 2018 sebagai dataset pelatihan dan pengujian. Untuk mengevaluasi kinerja deteksi, proses deteksi dilakukan dengan menggunakan dua metode berbeda; aplikasi seluler realtime kamera Android (Galaxy S6), dan Notebook Jupyter dari Antarmuka Program Aplikasi Deteksi Objek (API) TensorFlow. Total kualitas deteksi skor kepercayaan (total mAP) sebesar 96,04% dengan total loss sebesar 0,78. Hasil percobaan mencapai akurasi deteksi 99% saat menggunakan Jupyter Notebook, sedangkan akurasi deteksi mencapai 100% dengan deteksi Android. Percobaan telah dijalankan pada sistem Ubuntu 16.04LTS GTX1070 @ 2.80GHZ x8.

Muhammad Rifqi Daffa Ulhaq et.al (2023) memiliki tujuan untuk mengembangkan sebuah metode yang dapat mendeteksi objek ekspresi wajah secara akurat dan efisien. Untuk mencapai tujuan ini, peneliti mengadopsi pendekatan berbasis Single Shot MultiBox Detector (SSD) yang terkenal dalam mendeteksi objek. Peneliti melatih model SSD menggunakan dataset wajah dengan berbagai ekspresi. Metode yang diusulkan memanfaatkan fitur-fitur wajah yang penting untuk memperoleh lokalisasi dan klasifikasi ekspresi wajah. Peneliti melakukan pelatihan menggunakan algoritma pembelajaran mendalam dengan menggunakan data wajah yang ditentukan berdasarkan ekspresi tertentu.

Eksperimen dilakukan pada citra wajah yang diambil secara real-time, dan hasil deteksi objek wajah dievaluasi berdasarkan ukuran akurasi dan kecepatan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode yang diusulkan mampu mendeteksi ekspresi wajah secara real-time dengan akurasi tinggi dan kecepatan pemrosesan yang baik. Hasil evaluasi menggunakan Metric Evaluation, model memiliki akurasi 0,51 detik dan kecepatan deteksi 31 frame per-detik dimana dengan demikian model dapat berjalan dengan komputasi rendah pada erangkat mobile. Temuan ini menunjukkan bahwa metode yang diusulkan berpotensi menjadi solusi efektif untuk pengenalan ekspresi wajah secara real-time dalam berbagai aplikasi, termasuk pengenalan emosi, interaksi manusia-mesin, dan keamanan.

Nita Andrini (2023) yang meneliti tentang karakteristik dan perawatan kulit untuk orang asia. Dijelaskan pada penelitian tersebut bahwasannya perawatan kulit rutin merupakan proses merawat kulit yang merupakan tugas penting untuk menjamin agar kulit tetap dalam kondisi baik dan sehat. Terdapat beberapa cara merawat kulit yang berbeda, tergantung pada jenis kulit masing-masing. Penentuan tipe kulit membutuhkan pengetahuan tentang kondisi dan gejala kulit tersebut. Tipe kulit dapat dibedakan berdasarkan beberapa faktor seperti jenis kelamin, usia, waktu tidur, dan kondisi kulit. Tipe kulit dapat dikategorikan menjadi 4 tipe, yaitu kering, berminyak, normal, dan kombinasi. Kulit kering adalah kulit yang terasa kering seperti kulit terkelupas, bersisik dan kasar. Kulit berminyak adalah kondisi kulit seperti mengkilap, licin, atau dapat memiliki poripori yang besar. Sedangkan kulit normal adalah kondisi peralihan di antara kulit berminyak dan kering yang seimbang, bersih, dan tidak sensitif. Perbedaan kulit kombinasi dengan kulit normal adalah kulit kombinasi mengalami kekeringan di beberapa tempat, dan berminyak di tempat lain. Kulit Asia menunjukkan karakteristik yang berbeda dalam kaitannya dengan etnis lain, yang harus dipertimbangkan dalam manajemen klinis dan kosmiatrik dari patologi dan kelainan kulit pada populasi etnis ini. Perawatan kulit paling mendasar yang dapat digunakan sehari – hari sebaiknya berupa pembersih wajah, pelembab, dan sunscreen. Penambahan produk perawatan atau bahan kimiawi lain disesuaikan dengan kondisi kulit masing masing. Kondisi kulit orang Asia juga tidak

semuanya sama, harus dipertimbangkan faktor intrinsik dan ekstrinsik, baik tipe kulitnya berdasarkan hidrasi maupun berdasarkan warna kulitnya, lingkungan sekitar, gaya hidup, dan kebiasaan sehari – harinya.

Rachmat Muwardi et.al (2023) menjelaskan bahwa perkembangan teknologi sangat pesat, sehingga segala bidang dituntut untuk mengembangkan teknologi guna meningkatkan efektifitas dan efisiensi kerja. Salah satu fokusnya adalah terkait teknologi pengolahan gambar. Sistem ini dapat kita manfaatkan, sehingga berbagai bidang telah menerapkan sistem pengolahan citra, seperti keamanan, kesehatan, dan pendidikan. Salah satu kendala yang ada saat ini adalah aspek keselamatan yaitu dalam pencarian orang masih dilakukan secara manual. Mencari tim untuk menemukan orang sering kali merupakan tantangan karena area pencarian yang luas, kondisi cahaya redup, dan bidang pencarian yang rumit. Oleh karena itu diperlukan suatu alat yang mampu mendeteksi manusia untuk membantu dalam mencari manusia. Oleh karena itu, untuk mendeteksi objek manusia, peneliti mencoba melakukan penelitian pendeteksian objek manusia dengan menggunakan perangkat sederhana pada sistem pendeteksi objek manusia. Peneliti menggunakan MobilenetV2-SSD, dimana algoritma ini mempunyai deteksi dan akurasi yang tinggi. Dengan menggunakan metode simulasi mobilenetV2-SSD untuk pengenalan objek manusia diperoleh tingkat deteksi sebesar 100% dengan nilai FPS sebesar 5.

Omar Bouazizi et.al (2024) yang meneliti tentang "Road Object Detection using SSD-MobileNet Algorithm: Case Study for Real-Time ADAS Applications" menjelaskan bahwa Deteksi objek telah memainkan peran penting dalam aplikasi Advanced Driver (ADAS), khususnya Assistance Systems dalam mengintegrasikan teknik pembelajaran mendalam. Kemajuan ini telah meningkatkan aplikasi ADAS dengan memungkinkan identifikasi objek yang lebih tepat, sehingga meningkatkan pengambilan keputusan secara real-time. Model deteksi objek dapat dikategorikan menjadi dua kelompok utama: model dua tahap dan satu tahap. Meskipun penelitian sebelumnya mengungkapkan bahwa detektor satu tahap umumnya mencapai frame per detik (FPS) yang lebih tinggi dengan mengorbankan beberapa akurasi, namun detektor ini tetap lebih

cocok untuk aplikasi ADAS waktu nyata. Penelitian kami bertujuan untuk menganalisis kinerja model deteksi objek yang dibuat menggunakan SSD-MobileNet, pendekatan detektor satu tahap. Kami fokus pada mengidentifikasi objek yang berhubungan dengan jalan seperti kendaraan, dan rambu lalu lintas. Kontribusi pekerjaan kami terletak pada pengembangan model deteksi objek menggunakan SSD-MobileNet terlatih dan menggunakan pembelajaran transfer. Proses ini melibatkan pengenalan lapisan baru yang terhubung sepenuhnya yang disesuaikan untuk identifikasi spesifik objek dalam pemandangan jalan raya. Pelatihan ulang model SSD-MobileNet dilaksanakan melalui pembelajaran transfer yang dipercepat GPU pada kumpulan data MS COCO, menggabungkan pra-pemrosesan yang sesuai untuk secara eksklusif menyertakan objek terkait jalan raya. Temuan kami menunjukkan hasil yang menjanjikan untuk model SSD-MobileNet yang dilatih ulang, mencapai skor F1 sebesar 0,801, dan Mean Average Precision (mAP) sebesar 65,41 pada 71 FPS. Analisis komparatif dengan detektor satu tahap dan dua tahap lainnya menunjukkan kinerja model, melampaui beberapa karya yang ada dalam literatur terkait dengan deteksi objek jalan. Khususnya, model kami menunjukkan peningkatan mAP sambil mempertahankan FPS yang lebih tinggi, menjadikannya lebih cocok untuk aplikasi ADAS.

Tabel 2.1 Penelitian Terdahulu

No	Peneliti	Judul Penelitian	Keterangan
1	Omar		
	Bouazizi,		
	Chaimae	Road Object Detection	
	Azroumah	using SSD-MobileNet	Skor F1 sebesar 0,801, dan Mean
	li, Aimad	Algorithm: Case Study for Real-Time ADAS	Average Precision (mAP) sebesar
	El	Applications	65,41 pada 71 FPS.
	Mourabit,		05,41 pada /1115.
	Mustapha		
	Oussouad		
	di(2024)		

2	Nita Andrini (2023)	Karakteristik Dan Perawatan Kulit Untuk Orang Asia	Untuk memilih perawatan kulit yang baik, perlu dilakukan penelitian untuk mempelajari karakteristik kulit Asia dan perbedaan dari jenis kulit lainnya. Perawatan kulit paling mendasar yang dapat dipilih untuk etnis Asia maupun lainnya dapat berupa pembersih wajah, pelembab, dan sunscreen, dengan tetap memperhatikan faktor intrinsik dan ekstrinsik kulit pasien dalam pemilihan kandungan dan rejimen yang dipilih
3	Rachmat Muwardi, Joe Mada Ranseda Permana, Hongmin Gao, Mirna Yunita (2023)	Human Object Detection For Real- Time Camera using Mobilenet-SSD	Mengembangkan alat deteksi manusia dengan menggunakan algoritma <i>MobilenetV2-SSD</i> , yang mencapai tingkat deteksi 100% dengan FPS 5.
4	Muhamma d Rifqi Daffa Ulhaq, Diash Firdaus, Muammar Alfien Zaidan (2023)	Pengenalan Ekspresi Wajah Secara Real- Time Menggunakan Metode SSD Mobilenet Berbasis Android	Hasil evaluasi menggunakan <i>Metric Evaluation</i> , model memiliki akurasi 0,51 detik dan kecepatan deteksi 31 <i>frame</i> per-detik dimana dengan demikian model dapat berjalan dengan komputasi rendah pada perangkat <i>mobile</i>
5	Arwa Mohamme d Taqi, Fadwa Al- Azzo,	Skin Lesion Detection by Android Camera based on SSD- Mo- bilenet and TensorFlow Object	Total kualitas deteksi skor kepercayaan (total mAP) sebesar 96,04% dengan total loss sebesar 0,78. Hasil percobaan mencapai akurasi deteksi 99% saat

	Ahmed Awad, Mariofann a Milanova (2019)	Detection API	menggunakan Jupyter Notebook, sedangkan akurasi deteksi mencapai 100% dengan deteksi Android.
6	Yiting Li, Haisong Huang, Qingsheng Xie, Liguo Yao, Qipeng Chen (2018)	Research on a Surface Defect Detection Algorithm Based on MobileNet-SSD	Metode deteksi cacat permukaan menggunakan jaringan <i>MobileNet-SSD</i> untuk mengidentifikasi jenis dan lokasi cacat. Pendekatan ini memotong bagian utama cacat, mengurangi parameter, dan meningkatkan kecepatan deteksi serta akurasi. Hasil eksperimen menunjukkan kemampuan metode ini dalam mengidentifikasi cacat dengan cepat dan akurat, namun memiliki ketergantungan pada perangkat keras yang intensif secara komputasi.

BAB 3

ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

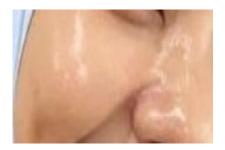
Pada bab analisis dan perancangan berisi tentang data yang digunakan, teknik yang digunakan untuk klasifikasi jenis kulit, perancangan sistem, arsitektur umum, alur kerja sistem dalam bentuk *use case diagram* dan *user interface*.

3.1 Data yang Digunakan

Dalam penelitian ini citra yang dikumpulkan melalui Kaggle serta Roboflow. Untuk sumber data dapat dilihat pada tabel 3.1. Citraa diambil dalam format JPG dengan ukuran 640x640 dan pengaturan orientasi *portrait* maupun *landscape*. Berikut adalah contoh citra dari jenis kulit yang akan melalui proses klasifikasi pada Gambar 3.1.

Tabel 3. 1 Sumber Data

No.	Sumber	Link		
	Data			
1	Kaggle	https://www.kaggle.com/datasets/shakyadissanayake/oily-		
		dry-and-normal-skin-types-dataset		
2	Roboflow	https://universe.roboflow.com/skincareexperiments/skintypes		



Gambar 3. 1 Data Kulit

Keseluruhan data yang diperoleh berjumlah 900 citra kemudian digabungkan menjadi dataset citra jenis kulit. Data citra kulit normal berjumlah 300 citra, kulit kering berjumlah 300 citra, dan kulit berminyak berjumlah 300 citra. Dalam

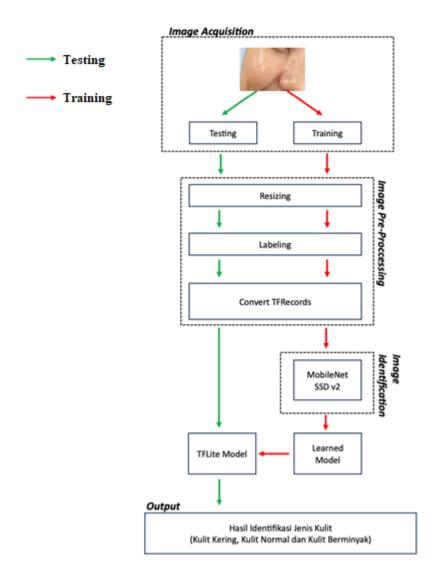
pengujian klasifikasi, total seluruh data dibagi secara acak menjadi dua dataset berbeda dan dilabeli sebagai dataset pelatihan dan dataset pengujian. Bobot nilai data latih dengan data uji 80:20. Pembagian testing *dataset* dan *training* dataset untuk klasifikasi jenis kulit terlihat di Tabel 3.2.

Tabel 3. 2 Pembagian Dataset

No.	Kategori	Data Latih	Data Uji	Jumlah Data
1.	Kulit Normal	240	60	300
2.	Kulit Kering	240	60	300
3. Kulit Berminyak		240	60	300
Total		720	180	600

3.2 Arsitektur Umum

Di dalam penelitian ini, dilakukan beberapa tahapan. Tahapan yang pertama mengumpulkan citra kulit yaitu kulit kering, kulit berminyak dan kulit normal yang akan digunakan sebagai data latih. Setelah itu tahap pre-processing yaitu resizing yang merupakan proses mengubah ukuran citra data menjadi 640 x 640, kemudian data yang telah melewati tahap resizing selanjutnya akan melalui tahap labeling, yaitu sebuah proses untuk melakukan anotasi atau klasifikasi terhadap unsur penting di dalam sebuah citra, proses ini akan membuat citra mampu untuk dibaca oleh sistem yang akan dibangun. Selanjutnya citra yang sudah melalui proses labeling akan dilakukan ekstraksi fitur dan klasifikasi menggunakan metode Mobilenet-SSD. Setelah model berhasil terbentuk, model yang ada kemudian akan diconvert ke dalam bentuk TFLite Model untuk kemudian dapat dimasukkan ke dalam sistem yang akan dibuat. Setelah tahap-tahap tersebut dilakukan, maka citra kulit telah berhasil diklasifikasi dan menghasilkan output berupa jenis kulit. Adapun tahapan yang telah disebutkan terlihat rinciannya dalam bentuk arsitektur umum pada Gambar 3.2.



Gambar 3. 2 Arsitektur Umum

Pada penelitian ini, arsitektur umum dari perancangan sistem ditunjukkan pada Gambar 3.2, dimana kerja sistem ini dibagi menjadi beberapa bagian:

3.2.1 Image Acquisition

Tahap ini adalah tahap dimana dilakukan pengambilan data citra kulit yang akan digunakan sebagai input untuk sistem yang akan dibangun. Citra kulit diambil dari *kaggle* dan *roboflow*. Citra berekstensi JPG dengan ukuran 640 x 640 piksel.

3.2.2 Image Preprocessing

Berikutnya, citra kulit yang sudah dibagi ke dalam data *training* akan masuk ke dalam tahap *image preprocessing*, dimana disini citra kulit akan melalui tiga proses. Tahapannya adalah sebagai berikut.

3.2.2.1 Resizing

Proses pertama yang akan dilakukan pada tahap *preprocessing* adalah *resizing*. Pada tahap ini, dilakukan proses sederhana mengubah ukuran citra kulit menjadi berukuran 640 x 640 piksel. Hal ini dilakukan agar citra yang ada dapat diinput ke dalam sistem dan mengurangi besaran data supaya sistem tidak terlalu berat. Proses dari *resizing* ini dapat dilihat pada *pseudocode* dibawah ini:

```
Mulai
  Definisikan path folder untuk citra asli
  Definisikan path folder untuk menyimpan citra yang telah di-resize
  Definisikan ukuran pixel baru
 Fungsi resize image (image path, output path, target size)
   Mulai
      Baca citra dari image path
      Ubah ukuran citra menjadi target size
      Simpan citra yang telah di-resize ke output path
    Selesai
 Akhir Fungsi
 Untuk setiap file citra dalam folder citra asli
      Panggil fungsi resize image dengan parameter (path file citra asli, path
folder output, ukuran pixel baru)
    Selesai
Selesai
```

Pseudocode yang diberikan mendeskripsikan langkah-langkah untuk melakukan proses *resizing* citra secara otomatis. Pertama, kita mendefinisikan path folder untuk citra asli yang akan diproses dan path folder untuk menyimpan citra yang telah di-resize, serta menentukan ukuran *pixel* baru (misalnya 640 x 640 piksel). Selanjutnya, kita membuat fungsi `resize_image(image_path,

output_path, target_size)` yang bertanggung jawab untuk membaca citra dari path yang diberikan, mengubah ukurannya sesuai dengan target_size, dan menyimpan hasil citra yang telah di-resize ke lokasi output yang ditentukan. Setelah itu, kita melakukan iterasi melalui setiap *file* citra dalam folder citra asli. Untuk setiap *file* citra yang ditemukan, fungsi `resize_image` dipanggil dengan parameter path *file* citra asli, path folder output, dan ukuran *pixel* baru. Dengan cara ini, setiap citra dalam folder asli akan diresize ke ukuran yang telah ditentukan dan disimpan di folder output, sehingga memudahkan proses input ke dalam sistem dan mengurangi beban data yang harus diproses oleh sistem.

3.2.2.2 Labeling

Tahapan selanjutnya setelah citra selesai melalui tahap *resizing* adalah *labeling*. Pada tahap ini, dilakukan proses memberikan sebuah label kepada citra untuk mendapat objek khusus yang akan mampu dibaca oleh sistem. *Labeling* yang dilakukan pada citra dibuat menggunakan aplikasi Labellmg yang berfungsi untuk memberikan label pada citra kulit berdasarkan kategori yang sudah ditentukan. Output yang dikeluarkan adalah citra kulit yang sudah dilabel akan tersimpan dalam bentuk xml. Informasi yang tersimpan dalam *file* xml tersebut berupa klasifikasi dari objek khusus yang sudah ditandai beserta koordinat dari objek yang berguna pada proses selanjutnya.

3.2.2.3 Convert TFRecord

Tahapan selanjutnya adalah Convert TFRecord. Pada tahap ini, data pelabelah berupa xml selanjutnya akan diubah ke dalam bentuk *File Tensorflow* Record (TFRecord). Hal ini dilakukan akibat data yang ada cukup banyak dan mengakibatkan ukuran yang cukup besar. Melalui TFRecord, data yang ada akan disimpan ke dalam bentuk string biner. Sehingga akan berdampak terhadap kecepatan proses *training* yang akan dilakukan selanjutnya. Data xml dan citra berupa Kulit Wajah akan diconvert menjadi *file* TFRecord. Data yang sudah diconvert menjadi *file* TFRecord ini akan menggunakan lebih sedikit ruang pada *disk* sehingga proses yang akan dilakukan sistem akan membutuhkan waktu yang

lebih sedikit pula.

filename	width	height	class	xmin	ymin	xmax	ymax
Berninyak10_jpg.#3	300	200	Kulit Berninyak	1	1	299	19
Derminyakt 1_jpg.rf.8	300	200	Kulit Berninysk	1	1	274	18
Berninyakt7_jpg.#.t	300	200	Kulit Berminyak	22	3	300	19
Berninyak17_jpg.fl.8	300	200	Kulit Berninysk	30	1	300	19
Demiryakt_jpg.rl.dt	300	200	Kulit Berninyak	4	2	296	19
Berninyal@1_jpg.fl0	300	200	Kulit Berminyak	3	1	259	18
Berninyak31_jpg.rl.i	300	200	Kulit Berninyak	4	4	294	19
Berninyak39_jpg:#3	300	200	Kulit Berminyak	3	2	291	19
Berninyak3_jpg:rl.3c	300	200	Kulit Berninysk	4	2	295	12
Berninyal40_jpg.ff.	300	200	Kulit Berminyak	2	1	289	18
Berninyal41_jpg:f.1	300	200	Kulit Berminyak	4	3	289	19
Berninyal45_jpg.rl.	300	200	Kulit Berminyak	4	4	296	19
Berninyal45_jpg:f(1	300	200	Kulit Berminyak	3	4	294	19
Berninyal62_jpg:#3	300	200	Kulit Berminyak	2	2	293	19
Berniryal6_jpg.fl87	300	200	Kulit Berminyak	3	2	290	19
Berninyald_jpg:f.9t	300	200	Kulit Berminyak	5	3	288	19
Berniryal6_jpg.rf.da	300	200	Kulit Berminyak	2	3	290	19
Berninyald_jpg:fl61	300	200	Kulit Berminyak	3	1	281	19
69_003e3600c061a	640	640	Kulit Kering	130	117	577	44
dy_0x04656x29dax	640	640	Kulit Kering	135	127	477	50
dy_GeBee7ea2431e	640	640	Kulit Kering	140	225	363	43
dy_0efsf2018714de	640	640	Kulit Kering	232	50	517	51
oy_1a196382bc7b0	640	640	Kulit Kering	59	221	564	44
dy_16746573a6a4d	640	640	Kulit Kering	209	104	426	33
0y_1c6eb0e638985	640	640	Kulit Kering	153	102	472	41
6y_16361641c0674	640	640	Kulit Kering	31	147	526	49
oy_10e35335e31611	640	640	Kulit Kering	96	50	608	59
6y_155332514604	640	640	Kulit Kering	150	73	463	54
ey_155332514604	640	640	Kulit Kering	157	69	482	52
dry_1f7d8c0seed1bl	640	640	Kulit Kering	218	42	530	42
dy_1f7d8c0seed1bi	640	640	Kulit Kering	111	73	425	44

Gambar 3. 3 Data .xml setelah diconvert ke dalam tabel .csv

Sebelumnya, citra kulit yang sudah berbentuk xml akan diconvert ke dalam tabel .csv untuk membuat sistem dapat memetakan hasil citra yang sudah melalui proses pelabelan. Selanjutnya, *file* yang sudah diconvert akan diconvert kembali ke dalam bentuk TFRecord yang akan digunakan untuk proses *training* selanjutnya. Langkah-langkah dalam convert ke bentuk TFRecord dapat dilihat pada *pseudocode* dibawah ini:

```
Mulai
  Definisikan path folder untuk file XML
 Definisikan path untuk menyimpan file CSV
 Definisikan path untuk menyimpan file TFRecord
 Fungsi convert_xml_to_csv(xml_folder_path, csv_output_path)
     Inisialisasi tabel CSV kosong
     Untuk setiap file XML dalam folder XML
       Mulai
         Baca file XML
         Ekstrak dan tambahkan informasi ke tabel CSV
     Simpan tabel CSV ke path output
    Selesai
 Akhir Fungsi
 Fungsi convert_csv_to_tfrecord(csv_path, tfrecord_output_path)
   Mulai
     Baca file CSV
      Inisialisasi file TFRecord
     Untuk setiap baris dalam file CSV
```

```
Mulai
Konversi baris CSV ke format TFRecord dan tambahkan ke file TFRecord
Selesai
Simpan file TFRecord ke path output
Selesai
Akhir Fungsi

Panggil convert_xml_to_csv(path folder XML, path file CSV)
Panggil convert_csv_to_tfrecord(path file CSV, path file TFRecord)
Selesai
```

3.2.3 Image Identification

Selanjutnya pada tahap ini, data *training* yang sudah ada akan melalui tahap klasifikasi jenis kulit dengan menggunakan *Mobilenet-SSD*. *MobileNet-SSD* terdiri dari SSD yang berperan sebagai base model, dan *MobileNet* sebagai network model. SSD akan mengatur pendeteksian objek dengan bounding box sementara *MobileNet* akan bekerja untuk mengekstrak fitur yang nantinya akan diklasifikasi. Dua fitur utama dalam *Mobilenet-SSD* adalah sebagai berikut:

3.2.3.1 Extract Feature Maps

SSD menggunakan VGG16 untuk mengekstrak feature maps yang kemudian mendeteksi objek menggunakan Conv4_3 layer. SSD akan memprediksi anchor box offset yang telah ditentukan sebelumnya untuk setiap lokasi feature maps. Setiap kotak akan memiliki ukuran dan posisi yang tetap pada sel. Feature Maps akan diskalakan ulang sehingga hanya bertanggung jawab untuk objek pada skala tertentu.

SSD menandai area bounding box yang diprediksi kepada default bounding box melalui berbagai skala dan rasio untuk setiap lokasi feature map. SSD membandingkan objek dengan default bounding box dengan berbagai rasio selama masa *training*. Setiap default box dengan IoU > 0.5 dikategorikan cocok. Setiap sel atau lokasi yang ada, akan terbuat 4 objek klasifikasi. Setiap klasifikasi terdiri dari kotak batas sebagai kelas untuk objek yang dibatasi.

3.2.3.2 Convolution Filters

SSD dalam prosesnya tidak menggunakan jaringan proposal region yang didelegasikan. Sebaliknya, SSD menggunakan metode yang sangat sederhana, yaitu menghitung sel atau lokasi dan confidence scores menggunakan filter konvolusi yang kecil. Setelah melakukan Extract Feature Maps, SSD akan menerapkan filter konvolusi 3 x 3 untuk setiap sel atau lokasi yang berguna untuk membuat prediksi. Proses ini akan bekerja untuk menyesuaikan posisi bounding box dengan ground truth boxes yang asli. Penyesuaian ini jauh lebih baik daripada melakukan prediksi dengan koordinat yang acak. Untuk itu Multibox akan bekerja sebagai prediksi untuk memastikan bounding box berada di posisi yang dekat dengan ground truth boxes yang asli.

3.2.4 Learned Model

Setelah proses *training*, kita akan mendapatkan sebuah file learned model yang bernama savedmodel dengan ekstensi .pb dikarenakan menggunakan *Tensorflow* versi 2. Informasi yang ada di dalam *file* tersebut berupa sebuah grafik serta weights (bobot) model hasil *training*, dimana objek kulit mempunyai 3 jenis yaitu Kulit Normal, Kulit Kering dan Kulit Berminyak. Hasil klasifikasi data *training* yang ada akan menjadi learned model. Learned model tersebut merupakan sebuah data yang sudah dilatih untuk selanjutnya akan di convert ke dalam bentuk *Tensorflow* ILite agar bisa digunakan pada aplikasi mobile berbasis android.

3.2.5 TF Lite Model

Pada tahap sebelumnya, hasil *training* mengeluarkan output berupa savedmodel yang berekstensi .pb. Pada tahap ini, *file* tersebut akan diconvert ke dalam bentuk *tensorflow* lite. *File* diconvert ke dalam bentuk tflite dikarenakan sistem yang akan dibangun akan berbasis android. *Tensorflow* Lite menyediakan sebuah framework untuk model *tensorflow* yang sudah selesai dilatih untuk selanjutnya akan dikompresi lalu diterapkan pada perangkat mobile, hal ini menyebabkan *file* yang telah diconvert ke dalam bentuk tflite akan berubah menjadi ukuran biner yang lebih kecil untuk bisa masuk ke dalam perangkat mobile. Proses convert ke dalam bentuk TFLite dapat dilihat pada code dibawah ini:

```
Mulai

Definisikan path file model TensorFlow asli

Definisikan path untuk menyimpan file model TF Lite

Fungsi convert_to_tflite(model_path, output_path):

Load model TensorFlow dari model_path

Buat converter TF Lite dari model TensorFlow

Konversi model menggunakan converter

Simpan model yang telah di-convert ke output_path

Panggil fungsi convert_to_tflite dengan parameter (path file model TensorFlow asli, path untuk menyimpan file model TF Lite)

Selesai
```

Pseudocode di atas menjelaskan langkah-langkah untuk mengonversi model TensorFlow ke format TensorFlow Lite (TF Lite). Proses dimulai dengan mendefinisikan path file model TensorFlow asli dan path untuk menyimpan file model yang telah di-konversi ke format TF Lite. Sebuah fungsi bernama convert_to_tflite dibuat untuk menangani proses konversi ini. Fungsi tersebut pertama-tama memuat model TensorFlow dari path yang ditentukan. Kemudian, fungsi ini membuat objek converter TF Lite dari model yang telah dimuat. Dengan menggunakan objek converter tersebut, fungsi mengonversi model ke format TF Lite. Setelah itu, model yang telah di-konversi disimpan ke path output yang telah ditentukan. Langkah terakhir dalam proses adalah memanggil fungsi convert_to_tflite dengan parameter path file model TensorFlow asli dan path untuk menyimpan file model TF Lite.

3.2.6 Proses *Training*

Proses pelatihan model *SSD MobileNet* untuk deteksi objek melibatkan beberapa langkah utama yang mencakup persiapan data, konfigurasi model, pelatihan model, dan evaluasi kinerja. Pertama, data pelatihan yang terdiri dari gambar dan anotasi (*label*) objek dipersiapkan. Gambar-gambar ini kemudian diubah ke dalam format yang sesuai untuk pelatihan, seringkali dalam bentuk *TFRecord* pada *TensorFlow*. Selanjutnya, konfigurasi model *SSD MobileNet* diatur melalui file

konfigurasi, yang mencakup pengaturan seperti jalur ke data pelatihan, parameter jaringan, dan hyperparameter pelatihan (misalnya, laju pembelajaran, jumlah langkah, dan lainnya).

Proses pelatihan dimulai dengan menggunakan optimasi berbasis *gradient descent*, di mana model belajar untuk mengidentifikasi dan mendeteksi objek dari data input melalui iterasi berulang-ulang. Setiap iterasi mencakup perhitungan kesalahan (*loss*) antara prediksi model dan anotasi yang benar, kemudian memperbarui bobot model untuk mengurangi kesalahan ini. Proses *training* pada penelitian ini menggunakan *Mobilenet-SSD* serta *tensorflow*-gpu dapat dilihat pada *pseudocode* dibawah ini:

```
Mulai
  Definisikan path folder untuk data citra asli
  Definisikan path folder untuk menyimpan file XML
  Definisikan path folder untuk menyimpan file train.record
  Definisikan file labelmap.txt
  Definisikan file pipeline.config
  Definisikan path untuk menyimpan model hasil training
 Fungsi label_data(data_path, output_xml_path):
    Untuk setiap file citra dalam folder data path:
     Beri label pada citra
      Simpan label sebagai file XML di output xml path
  Fungsi convert to tfrecord(xml folder, output record path):
    Baca semua file XML dari xml folder
    Konversi file XML menjadi file train.record
    Simpan file train.record ke output record path
  Panggil fungsi label data dengan parameter (path folder data citra asli, path
folder untuk menyimpan file XML)
  Panggil fungsi convert to tfrecord dengan parameter (path folder untuk
menyimpan file XML, path folder untuk menyimpan file train.record)
 Fungsi buat labelmap(labelmap path):
    Tentukan banyaknya kategori dan nama dari setiap kategori
    Simpan data klasifikasi objek ke labelmap path sebagai labelmap.txt
 Panggil fungsi buat_labelmap dengan parameter (file labelmap.txt)
  Definisikan konfigurasi pipeline:
```

```
Tentukan path untuk file train.record
   Tentukan path untuk file labelmap.txt
    Tentukan path untuk file model pralatih SSD MobileNet
   Tentukan nilai input citra
   Tentukan bobot awal
   Tentukan batch size
   Tentukan jumlah steps maksimal
    Simpan konfigurasi ke file pipeline.config
  Fungsi train model (pipeline config path, output model path):
   Load pipeline configuration dari pipeline config path
   Load dataset dan labelmap
   Load model pralatih SSD MobileNet
   Mulai proses training
    Simpan model hasil training ke output model path
  Panggil fungsi train model dengan parameter (file pipeline.config, path untuk
menyimpan model hasil training)
Selesai
```

Setelah proses *training* selesai, akan menghasilkan sebuah model dengan ekstensi .pb yang kemudian akan dikonversi ke dalam bentuk tflite agar dapat digunakan pada perangkat mobile

3.2.7 Proses *Testing*

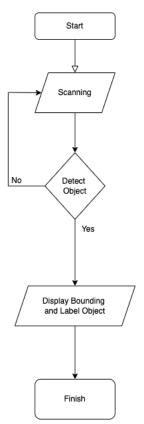
Selanjutnya adalah proses *testing* yang merupakan tahapan pengujian dari model yang sudah terbentuk setelah proses *training* di tahap sebelumnya. Proses ini dilakukan untuk dapat mengetahui apakah model yang sudah ada dapat dibaca oleh sistem, apakah objek yang sudah dibuat berupa jenis kulit dapat dikenali oleh sistem, dan apakah sistem dapat melakukan klasifikasi objek kulit menjadi tiga kategori yaitu Kulit Normal, Kulit Kering dan Kulit Berminyak, serta untuk menghitung tingkat keakuratan metode *Mobilenet-SSD* yang telah diterapkan pada sistem klasifikasi jenis Kulit Wajah di penelitian ini.

3.2.8 *Output*

Hasil akhir dari sistem yang telah dibuat yaitu berupa informasi akurasi dan bounding box yang menunjukkan hasil klasifikasi jenis kulit dengan 3 kategori yaitu kulit normal, kuring kering dan kulit berminyak yang dilakukan pada saat proses *testing*.

3.3 Flowchart Sistem

Pada sub-bab ini dijelaskan alur kerja sistem, serta aspek-aspek teknik yang merupakan solusi perancangan sistem. Adapun cara kerja sistem dapat dilihat pada Gambar 3.4.



Gambar 3. 4 Flowchart Sistem

3.4 Perancangan Antarmuka

Perancangan antarmuka merupakan tahapan yang menjelaskan alur kerja sistem, tahapan ini diharapkan dapat membuat pengguna lebih tertarik dan mendapatkan kemudahan dalam pengaplikasian sistem. Sistem dalam aplikasi ini memiliki 3 tampilan yaitu tampilan dashboard, tampilan deteksi dan tampilan informasi. Pada tampilan dashboard menampilkan 2 tombol yaitu tombol deteksi dan tombol

informasi dapat dilihat pada gambar 3.5. Tampilan deteksi merupakan tampilan yang ditunjukan kamera yang berguna untuk mengklasifikasi objek ketika diarahkan ke objek yang dituju beserta munculnya *bounding box* yang berisi informasi jenis kulit yang di sorot dapat dilihat pada gambar 3.6. Tampilan informasi merupakan tampilan yang berisi tentang jenis-jenis kulit yaitu kulit normal, kulit kering dan kulit berminyak yang dapat dilihat pada gambar 3.6.



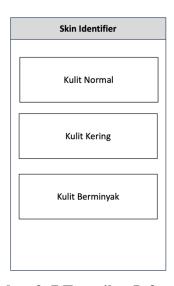
Gambar 3. 5 Tampilan Dashboard

Gambar 3.5 merupakan tampilan awal ketika membuka aplikasi yang berisi *button* deteksi, informasi dan informasi mengenai kepemilikan aplikasi yang dibangun. Di *button* deteksi ini mengarah ke fitur untuk mengklasifikasikan jenis kulit dengan menampilkan *bounding box* serta persentase. Untuk *button* informasi menampilkan keterangan mengenai jenis-jenis kulit.



Gambar 3. 6 Tampilan Deteksi

Gambar 3.6 merupaka rancangan tampilan untuk mengklasifikasi jenis kulit. Kulit wajah yang terklasifikasi akan menampilkan nama jenis kulit serta persentase nya. *Bounding box* akan tampil ketika berhasil mengkasifikasikan jenis kulit yang tampak pada aplikasi.



Gambar 3. 7 Tampilan Informasi

Gambar 3.7 merupakan rancangan tampilan informasi yang menjelaskan mengenai jenis-jenis kulit yang ada diaplikasi seperti jenis kulit kering, kulit berminyak dan kulit normal. Informasi untuk kulit normal menampilkan gambar dan keterangan yaitu Kulit wajah normal merupakan jenis kulit yang memiliki keseimbangan antara minyak alami

(sebum) dan kandungan air pada kulit wajah. Informasi untuk kulit berminyak menampilkan gambar kulit berminyak dan keterangannya yaitu Kulit wajah berminyak adalah tipe kulit wajah yang cenderung licin dan terlihat mengilap akibat produksi sebum atau minyak berlebih oleh kelenjar sebaceous. Dan untuk kulit kering juga menampilkan gambar contoh kulit kering serta penjelasannya yaitu Kulit kering merupakan jenis kulit wajah yang ditandai dengan rendahnya tingkat kelembapan dan elastisitas kulit.

BAB 4

IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN

Pada bab ini akan membahas implementasi *SSD-Mobilenet* dalam klasifikasi jenis kulit dari bab sebelumnya serta membahas hasil pengujian terhadap sistem yang telah dirancang.

4.1 Implementasi Sistem

Pada tahap ini, implementasi *SSD-Mobilenet* dalam klasifikasi jenis kulit secara real time menggunakan perangkat android. Oleh karena itu sistem ini memerlukan perangkat keras dan perangkat lunak pendukung, yaitu:

4.1.1 Perangkat Keras dan Perangkat Lunak

Spesifikasi perangkat keras dan perangkat lunak yang digunakan untuk membangun sistem klasifikasi jenis kulit ini adalah:

- 1. Perangkat laptop yang digunakan adalah MacBook Pro 2017
- 2. Processor 3,1 GHz Dual-Core Intel Core i5
- 3. Kapasitas RAM sebesar 8 GB
- 4. Kapasitas *Hardisk* sebesar 128 GB
- 5. Sistem operasi yang digunakan macOs Ventura

4.1.2 Implementasi Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan dua data yaitu data train dan data test. Dataset yang ada berdasarkan data yang diambil dari internet yaitu Kaggle dan Roboflow dengan tiga (3) jenis kulit yaitu kulit normal, kulit kering dan kulit berminyak sebanyak 900 citra dengan 300 kulit normal, 300 kulit kering dan 300 kulit berminyak. Contoh data jenis kulit yang sudah dilabeling dapat dilihat secara pada Gambar 4.1.



Gambar 4. 1 Data Citra Kulit

4.1.3 Implementasi Antarmuka

Implementasi antarmuka dibuat berdasarkan perancangan antarmuka sistem yang telah dibahas sebelumnnya pada bab 3. Tampilan sistem terdiri dari satu (3), yaitu tampilan dashboard, tampilan deteksi dan tampilan informasi.

1. Tampilan Dasboard

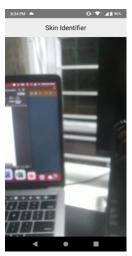
Tampilan dashboard merupakan halaman awal saat pengguna pertama kali membuka atau menjalankan aplikasi. Pada tampilan ini pengguna dapat memilih ingin mengarah ke deteksi objek atau ke halaman informasi. Tampilan dashboard dapat dilihat pada gambar 4.2



Gambar 4. 2 Tampilan Dashboard

2. Tampilan Deteksi

Pada tampilan ini pengguna langsung bisa menggunakan aplikasi dengan cara mengarahkan ke objek yang ingin diklasifikasikan. Tampilan klasifikasi ditunjukan pada gambar 4.3.



Gambar 4. 3 Tampilan Deteksi

3. Tampilan Informasi

Pada tampilan ini pengguna dapat melihat penjelasan mengenai jenis kulit. Tampilan informasi dapat dilihat pada gambar 4.4.



Gambar 4. 4 Tampilan Informasi

4.2 Prosedur Operasional

Tampilan aplikasi yang dibangun terdiri dari halaman klasifikasi. Halaman klasifikasi yang dibangun dapat dilihat pada Gambar 4.5 dimana pengguna dapat mengarahkan kamera pada objek jenis kulit yang ingin diketahui jenisnya yaitu kulit normal, kulit berminyak atau kulit kering.



Gambar 4. 5 Prosedur Operasional

Ketika objek di deteksi menggukan *smartphone* maka bounding box akan terbentuk seperti Gambar 4.5. Pada Gambar 4.5 dapat dilihat bahwasannya objek yang berada di depan kamera merupakan Kulit Normal yang berada di dalam bounding box bewarna kuning.

Bounding box akan bergerak mengikuti arah kamera *smartphone* yang akan mengklasifikasikan kulit yang ada pada dataset yang telah dibuat. Sistem yang dibuat juga mampu mengklasifikasi jenis kulit lainnya yaitu kulit kering dan kulit berminyak.

4.3 Pengujian Sistem

Pada tahap ini dilakukan pengujian sistem untuk melihat hasil menggunakan *SSD-Mobilenet* dalam mengklasifikasi jenis kulit yaitu kulit normal, kulit kering dan kulit berminyak. Tabel pengujian sistem dapat dilihat pada Tabel. 4.1.

Tabel 4. 1 Pengujian Tingkat Akurasi Jenis kulit

No	Data Kulit	Actual Output	Desired Output	Keterangan
1	Kulit Berminyak 85%	Kulit Berminyak	Kulit Berminyak	Berhasil
2	Kulit Kering 85%	Kulit Berminyak	Kulit Kering	Gagal
3	Kulit Berminyak 82%	Kulit Berminyak	Kulit Berminyak	Berhasil

4	Kulit Kering 88%	Kulit Normal	Kulit Kering	Gagal
5	Kulit Berminyak 87%	Kulit Berminyak	Kulit Berminyak	Berhasil
6	Kulit Kering 81%	Kulit Kering	Kulit Kering	Berhasil
7	Kulit Berminyak 87%	Kulit Normal	Kulit Berminyak	Gagal

8	Kulit Berminyak 82%	Kulit Berminyak	Kulit Berminyak	Berhasil
9	Kulit Kering 88%	Kulit Kering	Kulit Kering	Berhasil
10	Kulit Berminyak 87%	Kulit Berminyak	Kulit Berminyak	Berhasil
11	Kulit Normal 89%	Kulit Normal	Kulit Normal	Berhasil

12	Kulit Normal 89%	Kulit Berminyak	Kulit Normal	Gagal
13	Kulit Kering 85%	Kulit Kering	Kulit Kering	Berhasil
14	Kulit Berminyak 84%	Kulit Berminyak	Kulit Berminyak	Berhasil
15	Kulit Berminyak 89%	Kulit Berminyak	Kulit Berminyak	Berhasil

16	Kulit Normal 91%	Kulit Normal	Kulit Normal	Berhasil
17	Kulit Kering 83%	Kulit Kering	Kulit Kering	Berhasil
18	Kulit Normal 89%	Kulit Normal	Kulit Normal	Berhasil
19	Kulit Kering 85%	Kulit Kering	Kulit Kering	Berhasil

20	Kulit Kering 81%	Kulit Normal	Kulit Kering	Gagal
21	Kulit Berminyak 83%	Kulit Berminyak	Kulit Berminyak	Berhasil
22	Kulit Normal 80%	Kulit Normal	Kulit Normal	Berhasil
23	Kulit Kering 93%	Kulit Kering	Kulit Kering	Berhasil

24	Kulit Normal 89%	Kulit Berminyak	Kulit Normal	Gagal
25	Kulit Normal 8%	Kulit Normal	Kulit Normal	Berhasil
26	Kulit Berminyak 87%	Kulit Berminyak	Kulit Berminyak	Berhasil
27	Kulit Berminyak 94%	Kulit Normal	Kulit Berminyak	Gagal

28	Kulit Berminyak 93%	Kulit Berminyak	Kulit Berminyak	Berhasil
29	Kulit Berminyak 81%	Kulit Berminyak	Kulit Berminyak	Berhasil
30	Kulit Berminyak 83%	Kulit Kering	Kulit Berminyak	Gagal

Berdasarkan pengujian sistem yang telah dilakukan pada Kulit Wajah, diperoleh nilai akurasi mencapai 92%, terdapat beberapa kesalahan yang dilakukan oleh sistem dalam melakukan klasifikasi jenis kulit dari total 180 pengujian yang dilakukan.

Tabel 4. 2 Confusion Matrix

	Kulit Normal	Kulit Kering	Kulit Berminyak	Total
Kulit Normal	55	2	3	60
Kulit Kering	3	56	1	60
Kulit Berminyak	2	2	56	60
Total	60	60	60	180

Tabel 4. 3 Nilai TP, FP dan FN dari Kulit Wajah

	TP	FP	FN
Kulit Normal	55	5	5
Kulit Kering	56	4	4
Kulit Berminyak	56	4	4
Total	167	13	13

Tabel 4. 4 Nilai Precission, Recall dan F1-Score

	Precission	Recall	F1-Score
Kulit Normal	0,91	0,91	0,91
Kulit Kering	0,93	0,93	0,93
Kulit Berminyak	0,93	0,93	0,93

Pada tabel di atas terdapat *Precission* yaitu perbandingan antara nilai prediksi benar dengan seluruh hasil yang benar. Adapun rumusnya yaitu:

$$Precission = (TP) / (TP + FP)$$

Recall yaitu perbandingan antara nilai prediksi yang benar dengan seluruh data benar. Adapun rumusnya yaitu:

$$Recall = (TP) / (TP + FP)$$

F1-Score merupakan perbandingan rata-rata antara nilai presisi dengan nilai recall. Adapun rumus F1-Score yaitu:

$$F1$$
- $Score = 2 * (Recall*Precission) / (Recall + Precission)$

Berikut persamaan yang digunakan untuk menghitung akurasi dari pengujian data.

$$Akurasi = \frac{Jumlah \ Citra \ Yang \ Benar}{Jumlah \ Keseluruhan. Citra} \times 100\%$$

Akurasi =
$$\frac{166}{180}$$
 x 100% = 92,7%

Penelitian dengan judul klasifikasi jenis kulit menggunakan *SSD MobileNet* secara realtime mampu mengklasifikasi jenis kulit dengan mendapatkan tingkat akurasi sebesar 92,7%. Sistem yang ada mampu melakukan klasifikasi jenis kulit secara realtime menggunakan android.

Namun, terdapat kegagalan sebesar 7,3% dalam klasifikasi jenis kulit yang disebabkan oleh beberapa faktor. Pertama, variasi pencahayaan dapat mempengaruhi deteksi dan klasifikasi kulit. Kondisi pencahayaan yang tidak stabil atau bayangan yang terlalu kuat dapat mengganggu proses pengenalan pola oleh model. Kedua, variasi dalam warna kulit dan kondisi kulit, seperti noda atau bekas luka, dapat menyebabkan kesalahan dalam klasifikasi. Selain itu, kualitas gambar yang buruk, seperti resolusi rendah atau gambar yang buram, juga berkontribusi terhadap kegagalan sistem. Ketiga, keterbatasan data latih yang digunakan dalam pelatihan model dapat menyebabkan kurangnya generalisasi pada jenis kulit yang tidak cukup terwakili dalam dataset. Akhirnya, kompleksitas model dan parameter yang digunakan dalam *SSD MobileNet* mungkin tidak cukup untuk menangani semua variasi dalam data kulit secara akurat. Oleh karena itu, penelitian lebih lanjut diperlukan untuk mengatasi tantangan ini, termasuk peningkatan kualitas data, pencahayaan yang lebih baik, dan pengembangan model yang lebih kompleks untuk meningkatkan akurasi klasifikasi jenis kulit.

BAB 5

PENUTUP

Pada bab ini membahas mengenai kesimpulan dari klasifikasi jenis kulit secara real time menggunakan *SSD-Mobilenet* dan saran untuk referensi pengembangan penelitian selanjutnya.

5.1 Kesimpulan

Hasil dari pengujian aplikasi untuk mengklasifikasi jenis kulit secara real time menggunakan *SSD-Mobilenet* didapatkan kesimpulan, yaitu:

- Metode SSD-MobileNet dapat mengklasifikasi secara real-time berjenis kulit normal, kulit kering dan kulit berminyak dengan hasil akurasi baik sebesar 92.7%.
- 2. Adapun faktor yang membuat tingkat akurasi tidak sempurna pada penelitian yang telah dilakukan ini adalah kesalahan yang terjadi pada proses klasifikasi kulit. Hal itu disebabkan karena terjadinya kemiripan di antara beberapa kulit, dimana objek kulit tersebut memiliki bentuk yang mirip sehingga membuat sistem memiliki kesulitan lebih saat melakukan proses klasifikasi.

5.2 Saran

Dari hasil dan kesimpulan yang terdapat pada penelitian ini maka peneliti memberikan saran agar dapat dilakukannya penelitian selanjutnya:

- 1. Menggunakan metode yang lain sebagai perbandingan pada hasil klasifikasi kulit dari citra kulit yang diperoleh menggunakan metode *Mobilenet-SSD*.
- 2. Diharapkan agar dapat menyempurnakan nilai akurasi untuk mendeteksi jenis kulit dengan berbagai kondisi.
- 3. Menambahkan klasifikasi kulit jenis yang lainnya secara realtime seperti kulit kombinasi

DAFTAR PUSTAKA

- Apriyani, D., & Marwiyah. (2014). Journal of Beauty and Beauty Health Education. *Journal of Beauty and Beauty Health Education*, 3(1), 1-7.
- Bouazizi, O., Azroumahli, C., El Mourabit, A., & Oussouaddi, M. (2024). Road Object Detection using SSD-MobileNet Algorithm: Case Study for Real-Time ADAS Applications. *Journal of Robotics and Control (JRC)*, 5(2).
- Kadam, S. s., Adamuthe, A. C., & Patil. (2020). CNN Model for Image Classification on MNIST and Fashion-MNIST Dataset. *Journal of scientific research*, 64(2), 374-384.
- Khatun, M., Ali, F., Turzo, N. A., Nine, J., & Sarker, P. (2020). Fruits Classification using Convolutional Neural. *GRD Journals- Global Research and Development Journal for Engineering*, 5(8).
- Li, Y., Huang, H., Xie, Q., Yao, L., & Chen, Q. (2018). Research on a Surface Defect Detection Algorithm. *Appl. Sci*, 8, 1678.
- Meng, J., Jiang, P., Wang, J., & Wang, K. (2021). A MobileNet-SSD Model with FPN for Waste Detection. *Journal of Electrical Engineering & Technology*.
- Mirwansyah, D., & Wibowo, A. (2022). Fruit Image Classification Using Deep Learning Algorithm:. *MULTICA SCIENCE AND TECHNOLOGY*, 2(2), 38-41.
- Muwardi, R., Permana, J. M., Gao, H., & Yunita, M. (20223). Human Object Detection for Real-Time Camera. *Journal of Integrated and Advanced Engineering*, 3(2).
- Nurkhasanah, & Murinto. (2021). Classification of Facial Skin Diseases Using the Method of the. *SAINTEKS*, 18(2).
- Nusantara, & Teuku, F. B. (2018). Klasifikasi Jenis Kulit Wajah Pria Berdasarkan Tekstur. *Universitas Telkom Bandung*.
- Sari, D. H., Sa'idah, S., & Caecar, N. K. (2022). Facial Skin Type Classification Using Modified Convolutional Neural Network (CNN). e-Proceeding of Engineering, 8(6).
- Taqi, A. M., Al-Azzo, F., Awad, A., & Milanova, M. (2019). Skin Lesion Detection by Android Camera based on SSD- Mo- bilenet and TensorFlow Object Detection API. *American Journal of Advanced Research*, 3(1), 6-12.
- Ulhaq, M. R., Firdaus, D., & Zaidan, M. A. (2023). Pengenalan Ekspresi Wajah Secara Real-Time Menggunakan Metode SSD Mobilenet Berbasis Android. *Journal of Technology and Informatics (JoTI)*, 5(1).
- Xiao, F., Wang, H., Xu, Y., & Zhang, R. (2023). Fruit Detection and Recognition Based on Deep Learning for. *Agronomy*, *13*(1625).

- Yunendah, & Nur Fu'adah. (2020). Sistem Identifikasi Kanker Kulit Menggunakan Convolutional. *Proposal Penelitian Dasar Dan Terapan Tahap II. Universitas Telkom Bandung*.
- Zakiah, Patmasari, R., & Saidah, S. (2021). SKIN CLASSIFICATION USING CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK. *e-Proceeding of Engineering*, 8(6), 11610.



KEMENTERIAN PENDIDIKAN, KEBUDAYAAN, RISET, DAN TEKNOLOGI

UNIVERSITAS SUMATERA UTARA FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI

Jalan Universitas No. 9A Gedung A, Kampus USU Medan 20155, Telepon: (061) 821007 Laman: http://Fasilkomti.usu.ac.id

KEPUTUSAN DEKAN FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI NOMOR: 2769/UN5.2.14.D/SK/SPB/2024

DEKAN FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI UNIVERSITAS SUMATERA UTARA

Membaca : Surat Permohonan Mahasiswa Fasilkom-TI USU tanggal 11 Juli 2024 perihal permohonan ujian skripsi:

Nama : VANIA PUTRI SARYANDRA

NIM : 171402080

Program Studi : Sarjana (S-1) Teknologi Informasi

Judul Skripsi : Identifikasi Jenis Kulit Wajah Dengan Menggunakan Algoritma SSD-Mobilenet

Memperhatikan : Bahwa Mahasiswa tersebut telah memenuhi kewajiban untuk ikut dalam pelaksanaan Meja Hijau Skripsi Mahasiswa pada Program Studi Sarjana (S-1) Teknologi Informasi Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi

Informasi Universitas Sumatera Utara TA 2023/2024.

Menimbang : Bahwa permohonan tersebut diatas dapat disetujui dan perlu ditetapkan dengan surat keputusan

Mengingat : 1. Undang-undang Nomor 20 Tahun 2003 tentang Sistem Pendidikan Nasional.

2. Peraturan Pemerintah Nomor 17 tahun 2010 tentang pengelolaan dan penyelenggara pendidikan.

3. Keputusan Rektor USU Nomor 03/UN5.1.R/SK/SPB/2021 tentang Peraturan Akademik Program Sarjana Universitas Sumatera Utara.

4. Surat Keputusan Rektor USU Nomor 1876/UN5.1.R/SK/SDM/2021 tentang pengangkatan Dekan Fasilkom-TI USU Periode 2021-2026

MEMUTUSKAN

Menetapkan

Pertama : Membentuk dan mengangkat Tim Penguji Skripsi mahasiswa sebagai berikut:

Ketua : Dedy Arisandi ST., M.Kom.

NIP: 197908312009121002

Sekretaris : Annisa Fadhillah Pulungan S.Kom, M.Kom

NIP: 199308092020012001

Anggota Penguji : Fanindia Purnamasari S.TI,M.IT

NIP: 198908172019032023

Anggota Penguji : Ainul Hizriadi S.Kom, M.Sc

NIP: 198510272017061001

Moderator : Panitera : -

Kedua : Segala biaya yang diperlukan untuk pelaksanaan kegiatan ini dibebankan pada Dana Penerimaan Bukan Pajak

(PNPB) Fasilkom-TI USU Tahun 2024.

Ketiga : Keputusan ini berlaku sejak tanggal ditetapkan dengan ketentuan bahwa segala sesuatunya akan diperbaiki

sebagaimana mestinya apabila dikemudian hari terdapat kekeliruan dalam surat keputusan ini.

Tembusan:

1. Ketua Program Studi Sarjana (S-1) Teknologi Informasi

2. Yang bersangkutan

3. Arsip

Medan

Ditandatangani secara elektronik oleh:

Dekan



Maya Silvi Lydia

NIP 197401272002122001

