

**KLASIFIKASI JENIS FLEK PADA KULIT WAJAH DENGAN
MENGUNAKAN METODE K-MEANS CLUSTERING
DAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK**

SKRIPSI

DELLA FEBRIANA

201402151



**PROGRAM STUDI S1 TEKNOLOGI INFORMASI
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS SUMATERA UTARA
MEDAN
2024**

**KLASIFIKASI JENIS FLEK PADA KULIT WAJAH DENGAN
MENGUNAKAN METODE K-MEANS CLUSTERING
DAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK**

SKRIPSI

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

**DELLA FEBRIANA
201402151**



**PROGRAM STUDI S1 TEKNOLOGI INFORMASI
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS SUMATERA UTARA
MEDAN
2024**

PERSETUJUAN

Judul : KLASIFIKASI JENIS FLEK PADA KULIT WAJAH
DENGAN MENGGUNAKAN METODE K-MEANS
CLUSTERING DAN CONVOLUTIONAL NEURAL
NETWORK

Kategori : SKRIPSI

Nama : DELLA FEBRIANA

Nomor Induk Mahasiswa : 201402151

Program Studi : SARJANA (S-1) TEKNOLOGI INFORMASI

Fakultas : ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS SUMATERA UTARA

Medan, 14 Juni 2024

Komisi Pembimbing

Pembimbing 2

Fanindia Purnamasari S.Tl., M.IT.
NIP. 198908172019032023

Pembimbing 1

Annisa Fadhillah Pulungan S.Kom., M.Kom.
NIP. 199308092020012001

Diketahui/disetujui oleh
Program Studi S1 Teknologi Informasi
Ketua Program Studi

Dedy Arisandi S. T., M. Kom.
NIP. 197908312009121002

PERNYATAAN**KLASIFIKASI JENIS FLEK PADA KULIT WAJAH DENGAN
MENGUNAKAN METODE K-MEANS CLUSTERING
DAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK****SKRIPSI**

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

Medan, 14 Juni 2024



Della Febriana

201402151

UCAPAN TERIMAKASIH

Puji syukur penulis panjatkan kepada Allah SWT atas berkah dan rahmat-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini sebagai syarat mendapatkan gelar Sarjana Komputer dari program studi S1 Teknologi Informasi, Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, Universitas Sumatera Utara.

Penulis juga ingin mengucapkan rasa terimakasih yang tak terhingga kepada semua pihak yang telah memberikan bimbingan, dukungan, serta bantuan, baik secara langsung maupun tidak langsung, serta doa yang telah dipanjatkan dalam perjalanan penyelesaian skripsi ini. Adapun pada kesempatan kali ini penulis ingin menyampaikan terimakasih kepada:

1. Allah SWT yang senantiasa memberikan kelancaran, kemudahan, dan kekuatan sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini dengan penuh dedikasi dan semangat.
2. Keluarga penulis, Ibu, Dwi Yanti Handayani, S. E., yang telah memberikan dukungan serta doa yang tak henti – hentinya, dan selalu memberikan motivasi kepada penulis untuk menyelesaikan skripsi ini. Begitu juga dengan kakek dan nenek penulis, Maryanto dan Tini Kusmiati, yang juga selalu memberikan dukungan dan doa kepada penulis.
3. Ibu Annisa Fadhillah Pulungan S. Kom., M. Kom., selaku dosen pembimbing 1 dan Ibu Fanindia Purnamasari S. TI., M. IT. selaku dosen pembimbing 2, yang telah memberikan bimbingan kepada penulis dengan memberikan kritik, saran, serta motivasi yang sangat berarti dalam proses penyelesaian skripsi ini.
4. Bapak Dr. Muhammad Anggia Muchtar S. T., MM. IT., selaku dosen penguji 1 dan Bapak Niskarto Zendrato S. Kom., M. Kom. selaku dosen penguji 2, yang telah memberikan saran dan masukan kepada penulis.
5. Ibu Dr. Maya Silvi Lydia B. Sc., M. Sc., selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Sumatera Utara.
6. Bapak Dedy Arisandi S. T., M. Kom., dan Bapak Ivan Jaya S. Si., M. Kom., selaku Ketua dan Sekretaris Program Studi S1 Teknologi Informasi Universitas Sumatera Utara.
7. Seluruh Dosen Program Studi S1 Teknologi Informasi yang telah memberikan ilmu yang sangat bermanfaat kepada penulis selama masa perkuliahan.

8. Seluruh staf dan pegawai Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Sumatera Utara yang telah membantu dalam segala urusan administrasi penulis selama masa perkuliahan.
9. Putri Yanti Nahampun, Monika Angelia Panjaitan, Diah Paramitha, Adinda Khairani, Ruth Damayanthi Purba, Irma Nathasya Br Ginting, Amelia Angelita Silalahi, dan Felix Kurnia Salim, selaku sahabat serta teman seperjuangan penulis dalam mengerjakan skripsi, yang telah memberikan dukungan serta motivasi yang sangat berarti bagi penulis sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi, dan juga dapat menyelesaikan masa perkuliahan dari awal hingga akhir.
10. Seluruh teman – teman seangkatan penulis yaitu angkatan 2020, khususnya Kom A, yang telah memberikan banyak saran, dukungan, serta doa bagi penulis dalam menyelesaikan skripsi.
11. Beberapa senior yang sangat baik hati membantu penulis dalam memberikan ide, saran, dan masukan yang sangat bermanfaat bagi proses penyelesaian skripsi penulis.
12. Teman dekat penulis, Mubeen Ahmed, yang senantiasa memberikan dukungan dan doa serta nasihat yang sangat berarti bagi penulis sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini dengan penuh semangat.
13. Seluruh kerabat dan teman – teman lainnya yang tidak bisa disebutkan satu persatu, yang juga telah memberikan dukungan serta saran dalam berbagai hal kepada penulis.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih memiliki banyak kekurangan. Oleh karena itu, penulis sangat mengharapkan kritik dan saran yang membangun untuk penyempurnaannya.

Medan, 14 Juni 2024

Penulis,



Della Febriana

201402151

ABSTRAK

Kulit adalah organ terbesar tubuh manusia yang berperan dalam melindungi bagian tubuh, terutama wajah saat terpapar sinar matahari. Kulit wajah, yang lebih rentan terhadap masalah kulit, sering mengalami flek akibat paparan sinar matahari yang meningkatkan produksi melanin. Flek ini dibedakan menjadi tiga jenis, yaitu melasma, freckles, dan flek bekas peradangan jerawat, yang sering kali sulit dibedakan oleh orang awam karena ciri – cirinya yang mirip. Maka dari itu, penelitian ini bertujuan membangun sistem pengolahan citra digital pada kulit wajah untuk membantu orang awam dalam mengidentifikasi jenis flek wajah dan memberikan informasi pencegahan serta penanganan dasar sesuai dengan jenis flek yang dialami memanfaatkan algoritma K–Means Clustering dan Convolutional Neural Network (CNN) dengan tiga jenis flek pada kulit wajah yaitu melasma, freckles, dan flek bekas peradangan jerawat. Data yang dipakai berjumlah 945 data citra, mencakup 540 data *training*, 360 data *validation*, dan 45 data *testing*. K–Means Clustering diterapkan untuk segmentasi citra, sedangkan CNN untuk klasifikasi citra, dan sistem ini mampu dalam mengklasifikasikan tiga jenis flek pada kulit wajah dengan mencapai akurasi sebesar 93.33%.

Kata kunci : Flek pada Kulit Wajah, Pengolahan Citra Digital, K–Means Clustering, Convolutional Neural Network

CLASSIFICATION OF FACIAL SKIN SPOTS USING K-MEANS CLUSTERING AND CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

ABSTRACT

Skin is the largest organ of the human body that plays a role in protecting parts of the body, especially the face when exposed to sunlight. Facial skin, which is more prone to skin problems, often develops spots due to sun exposure that increases melanin production. These spots can be divided into three types, namely melasma, freckles, and acne inflammation spots, which are often difficult to distinguish by laypeople because of their similar characteristics. Therefore, this study aims to build a digital image processing system on facial skin to help laypeople identify types of facial spots and provide basic prevention and treatment information according to the type of spots experienced using the K-Means Clustering and Convolutional Neural Network (CNN) methods with three types of spots on facial skin, namely melasma, freckles, and acne inflammation spots. The data used amounted to 945 image data, including of 540 data of training, 360 data of validation, and 45 data of testing. K-Means Clustering is applied for image segmentation, while CNN for image classification, and this system can classify three types of spots on facial skin by achieving an accuracy of 93.33%.

Keywords : Facial Skin Spots, Digital Image Processing, K-Means Clustering, Convolutional Neural Network

DAFTAR ISI

| | |
|--|------|
| PERSETUJUAN | iii |
| PERNYATAAN | iv |
| UCAPAN TERIMA KASIH | v |
| ABSTRAK | vii |
| ABSTRACT | viii |
| DAFTAR ISI | ix |
| DAFTAR TABEL | xi |
| DAFTAR GAMBAR | xii |
| BAB 1 PENDAHULUAN | 1 |
| 1.1. Latar Belakang | 1 |
| 1.2. Rumusan Masalah | 4 |
| 1.3. Tujuan Penelitian | 4 |
| 1.4. Batasan Masalah | 4 |
| 1.5. Manfaat Penelitian | 5 |
| 1.6. Metodologi Penelitian | 5 |
| 1.7. Sistematika Penulisan | 6 |
| BAB 2 LANDASAN TEORI | 7 |
| 2.1. Hiperpigmentasi | 7 |
| 2.2. Jenis – Jenis Flek Hiperpigmentasi | 8 |
| 2.2.1. Melasma | 8 |
| 2.2.2. Freckles | 8 |
| 2.2.3. Bekas Peradangan Jerawat | 9 |
| 2.3. Pengolahan Citra Digital | 9 |
| 2.4. K – Means Clustering | 10 |
| 2.5. Convolutional Neural Network | 11 |
| 2.6. Confusion Matrix | 12 |
| 2.7. Penelitian Terdahulu | 14 |
| 2.8. Perbedaan Penelitian | 18 |
| BAB 3 ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM | 20 |
| 3.1. Data yang Digunakan | 20 |
| 3.2. Analisis Sistem | 21 |

| | |
|--|----|
| 3.2.1. Image Acquisition | 22 |
| 3.2.2. Image Pre – Processing | 23 |
| 3.2.3. Image Segmentation | 26 |
| 3.2.4. Image Classification menggunakan Convolutional Neural Network | 32 |
| 3.2.5. Deployment | 37 |
| 3.2.6. Testing Process | 38 |
| 3.3. Diagram Alur Kerja Sistem | 38 |
| 3.3.1. Use Case Diagram | 38 |
| 3.3.2. Activity Diagram | 39 |
| 3.4. Perancangan Antarmuka Sistem | 40 |
| 3.4.1. Rancangan Tampilan <i>Splashscreen</i> | 41 |
| 3.4.2. Rancangan Tampilan Halaman Awal | 41 |
| 3.4.3. Rancangan Tampilan Halaman Cek | 42 |
| 3.4.4. Rancangan Tampilan Halaman Hasil | 43 |
| 3.4.5. Rancangan Tampilan Halaman Panduan | 43 |
| BAB 4 IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN SISTEM | 44 |
| 4.1. Implementasi Sistem | 44 |
| 4.1.1. Perangkat Keras dan Perangkat Lunak | 44 |
| 4.1.2. Implementasi Data | 44 |
| 4.1.3. Implementasi Desain <i>Interface</i> | 46 |
| 4.2. Pelatihan Sistem | 49 |
| 4.3. Pengujian Sistem | 56 |
| BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN | 63 |
| 5.1. Kesimpulan | 63 |
| 5.2. Saran | 63 |
| DAFTAR PUSTAKA | 64 |
| LAMPIRAN | 67 |

DAFTAR TABEL

| | | |
|-------------------|--|----|
| Tabel 2. 1 | Penelitian Terdahulu | 16 |
| Tabel 3. 1 | Pembagian Data Training, Data Validation, dan Data Testing | 20 |
| Tabel 3. 2 | Penjelasan <i>Use Case</i> | 39 |
| Tabel 4. 1 | Nilai Tiap Epoch | 53 |
| Tabel 4. 2 | <i>Confusion Matrix</i> Pengujian tanpa K – Means | 56 |
| Tabel 4. 3 | Hasil Pengujian Klasifikasi Jenis Flek Wajah | 57 |
| Tabel 4. 4 | <i>Confusion Matrix</i> Pengujian dengan K – Means | 60 |
| Tabel 4. 5 | Nilai TP, FP, dan FN | 60 |
| Tabel 4. 6 | Nilai <i>Precision</i> , <i>Recall</i> , dan <i>F1 – Score</i> | 61 |

DAFTAR GAMBAR

| | |
|--|----|
| Gambar 2. 1 Fitzpatrick (Sumber: lightskinscience.clinuvel.com) | 7 |
| Gambar 2. 2 Melasma (Sumber: lifestyleclinic.sg) | 8 |
| Gambar 2. 3 Freckles (Sumber: stocksy.com) | 9 |
| Gambar 2. 4 Bekas Peradangan Jerawat (Sumber: newfemme.co) | 9 |
| Gambar 2. 5 Pengelompokan citra K – Means (Masa & Hamdani, 2021) | 11 |
| Gambar 2. 6 Layer Model CNN (Sumber: philipshrimp.github.io) | 12 |
| Gambar 3. 1 Melasma, Freckles, dan Bekas Peradangan Jerawat | 20 |
| Gambar 3. 2 Arsitektur Umum | 22 |
| Gambar 3. 3 Contoh data citra yang dikumpulkan | 23 |
| Gambar 3. 4 Proses Labelling | 23 |
| Gambar 3. 5 Perhitungan Proses Resizing | 24 |
| Gambar 3. 6 Nilai piksel setelah proses resizing | 24 |
| Gambar 3. 7 Citra sebelum resizing dan sesudah resizing | 25 |
| Gambar 3. 8 Citra sebelum dan sesudah flip horizontal | 25 |
| Gambar 3. 9 Citra sebelum dan sesudah flip vertikal | 25 |
| Gambar 3. 10 Citra sebelum dan sesudah rotasi 90 derajat | 26 |
| Gambar 3. 11 Citra sebelum dan sesudah <i>median filter</i> | 28 |
| Gambar 3. 12 Citra sebelum dan sesudah <i>sharpening</i> | 29 |
| Gambar 3. 13 Citra sebelum dan sesudah K – Means Clustering | 31 |
| Gambar 3. 14 Proses Perhitungan Filter <i>Convolutional Layer</i> | 33 |
| Gambar 3. 15 Posisi filter pada saat konvolusi | 34 |
| Gambar 3. 16 <i>Use Case Diagram</i> | 38 |
| Gambar 3. 17 <i>Activity Diagram</i> | 40 |
| Gambar 3. 18 Rancangan Tampilan Halaman <i>Splashscreen</i> | 41 |
| Gambar 3. 19 Rancangan Tampilan Halaman Awal | 42 |
| Gambar 3. 20 Rancangan Tampilan Halaman Cek | 42 |
| Gambar 3. 21 Rancangan Tampilan Halaman Hasil | 43 |
| Gambar 3. 22 Rancangan Tampilan Halaman Panduan | 43 |
| Gambar 4. 1 Data Melasma | 45 |
| Gambar 4. 2 Data Freckles | 45 |
| Gambar 4. 3 Data Bekas Peradangan Jerawat | 45 |

| | | |
|---------------------|--|----|
| Gambar 4. 4 | Tampilan Halaman <i>Splashscreen</i> | 46 |
| Gambar 4. 5 | Tampilan Halaman Awal | 47 |
| Gambar 4. 6 | Tampilan Halaman Cek | 47 |
| Gambar 4. 7 | Tampilan Halaman Hasil | 48 |
| Gambar 4. 8 | Tampilan Halaman Panduan | 48 |
| Gambar 4. 9 | Grafik Model Accuracy & Model Loss Percobaan tanpa K – Means | 49 |
| Gambar 4. 10 | Grafik Model Accuracy & Model Loss pada Epoch 30 | 51 |
| Gambar 4. 11 | Grafik Model Accuracy & Model Loss pada Epoch 50 | 51 |
| Gambar 4. 12 | Grafik Model Accuracy & Model Loss pada Epoch 70 | 52 |
| Gambar 4. 13 | Grafik Model Accuracy & Model Loss Epoch 70 tanpa K – Means | 53 |

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Kulit adalah organ terbesar tubuh manusia yang berperan dalam melindungi organ-organ didalamnya. Pentingnya menjaga kesehatan kulit tidak dapat diabaikan mengingat sifat sensitif kulit, terutama pada area wajah yang sering terpapar langsung oleh sinar matahari dan udara. Wajah menjadi salah satu area kulit yang lebih mudah mengalami masalah kulit dibandingkan dengan bagian kulit yang lain, sehingga memerlukan perhatian khusus dalam menjaga dan merawat kesehatan kulit wajah (Sinaulan & Hantara, 2021). Keberhasilan dalam merawat kulit wajah tidak hanya memengaruhi penampilan fisik, tetapi juga memberikan dampak positif pada kesehatan mental karena berpengaruh terhadap kepercayaan diri seseorang (Nurkhasanah & Murinto, 2022).

Sayangnya, banyak orang menghadapi masalah pada kulit wajah berupa munculnya flek. Flek merupakan penyakit kulit yang sering terjadi pada wajah, yang dapat berupa bintik hitam, bercak merah, atau hiperpigmentasi (Thawabteh et al., 2023). Flek wajah biasanya muncul pada usia reproduktif, yaitu antara 20 hingga 45 tahun, dan terjadi di negara – negara tropis termasuk Indonesia (Minerva, 2018). Flek ini disebabkan oleh peningkatan produksi melanin, yakni pigmen alami yang menentukan warna kulit, dikarenakan terpapar sinar matahari atau sinar ultraviolet. Proses ini dapat menyebabkan kulit menyerap sinar ultraviolet dan meningkatkan produksi melanin, yang pada akhirnya akan menimbulkan flek (Ramadani Lubis et al., 2022). Dampak dari timbulnya flek ini tentunya menyebabkan penurunan kepercayaan diri pada individu yang mengalami masalah kulit tersebut.

Flek pada wajah umumnya dibedakan menjadi tiga jenis, yaitu melasma (bercak simetris berwarna gelap, coklat atau kehitaman), freckles (bercak kecil berwarna hitam atau coklat), dan flek bekas peradangan jerawat (bercak berwarna hitam, coklat atau kemerahan) (Minerva, 2018). Meskipun memiliki perbedaan, ketiganya seringkali sulit dibedakan oleh orang awam karena ciri-cirinya yang mirip (Kim & Song, 2023). Hal ini disebabkan kurangnya pemahaman orang awam tentang jenis penyakit kulit wajah (Ramadani Lubis et al., 2022). Selain itu, pemeriksaan oleh

dokter kulit juga hanya menggunakan observasi visual dengan mata manusia dan informasi riwayat penyakit pasien untuk membuat diagnosis atau penilaian mengenai kondisi kulit (Nurkhasanah & Murinto, 2022). Dalam mendiagnosa penyakit kulit, dokter juga memerlukan waktu dan memiliki jadwal praktek yang terbatas (Sinaulan & Hantara, 2021). Karena faktor kurangnya pemahaman orang awam dan keterbatasan pemeriksaan oleh dokter, dapat memungkinkan terjadinya kesalahan klasifikasi jenis flek, sehingga menyebabkan penanganan kurang sesuai dengan jenis flek yang dialami. Dengan adanya perbedaan karakteristik jenis flek, maka penanganannya perlu disesuaikan (Romadhona, 2023), yaitu dengan memperhatikan komposisi dan dosis obat yang digunakan untuk setiap jenis flek (Minerva, 2018). Ketidakhati-hatian dalam memperhatikan hal ini mengakibatkan tingkat keparahan flek dapat meningkat, bahkan berpotensi menimbulkan kerusakan serius pada kulit wajah (Setyawan et al., 2019).

Diperlukan solusi untuk mengatasi permasalahan yang diuraikan sebelumnya. Peminimalisasian waktu dalam menganalisis jenis flek wajah dapat dicapai melalui pemanfaatan sistem yang lebih efisien, seperti pendekatan machine learning (Peng et al., 2019). Dengan memanfaatkan teknologi image processing dalam mengambil dan melakukan segmentasi citra kulit wajah yang mengalami flek (Liang et al., 2017), sistem ini memungkinkan pengenalan lebih cepat dan tepat terhadap jenis flek yang dialami.

Terdapat beberapa penelitian terdahulu yang memanfaatkan pendekatan machine learning dalam menganalisis masalah kulit wajah, salah satunya adalah penelitian yang dilakukan oleh Nurkhasanah & Murinto (2022). Penelitian ini memanfaatkan Convolutional Neural Network (CNN) untuk klasifikasikan jenis penyakit kulit pada wajah. Hasil pelatihan mendapat tingkat akurasi sebesar 98%, dan hasil validasi mencapai 88%, melibatkan 325 citra pada data pelatihan dan 125 citra pada data validasi. Pada pengujian dengan data baru, penelitian ini berhasil mencapai tingkat akurasi 90% dengan memanfaatkan 50 citra untuk data uji. Kesimpulannya, hasil pengujian menunjukkan kinerja yang sangat baik untuk model ini, menandakan keberhasilan metode CNN dalam mengklasifikasikan jenis penyakit kulit wajah.

Penelitian lain dan terbaru dilakukan oleh Hayati *et al.* (2023) bertujuan untuk mengembangkan sistem segmentasi citra kulit wajah yang mampu membedakan antara jenis kulit normal dan tidak normal, sehingga dapat mencegah timbulnya

masalah pada kulit wajah. Dalam penelitian ini, peneliti menerapkan metode segmentasi citra dengan algoritma K–Means Clustering untuk menganalisis tekstur kulit yang mengalami gangguan. Dataset penelitian ini terdiri dari 20 gambar sampel wajah yang dilakukan segmentasi citra wajah sesuai dengan cluster jenis kulit, dengan 100 tingkat iterasi. Hasilnya menunjukkan akurasi clustering sebesar 87% pada iterasi yang sama untuk citra data digital. Oleh karena itu, penelitian ini berhasil melakukan segmentasi citra digital secara efektif, membuktikan keberhasilan algoritma K–Means Clustering memiliki tingkat akurasi yang baik dalam membedakan jenis kulit wajah.

Menurut dua penelitian sebelumnya, terbukti bahwa penggunaan metode Convolutional Neural Network (CNN) dan K–Means Clustering dalam proses klasifikasi menggunakan data citra dapat memperoleh hasil yang akurat. Penelitian yang dilakukan oleh Masa & Hamdani (2021) memvalidasi hal tersebut, dengan mengkombinasikan CNN dan K–Means Clustering dalam pengklasifikasian motif citra batik. Untuk pengenalan citra batik memanfaatkan algoritma K–Means Clustering dalam proses segmentasi citra dan CNN untuk proses klasifikasi citra. Proses segmentasi dilakukan terlebih dahulu untuk membedakan antara foreground (objek yang diperlukan) dengan background (objek yang tidak diperlukan), serta mengategorikan data ke dalam kelompok yang serupa. Output dari proses segmentasi citra selanjutnya digunakan untuk mengklasifikasikan citra dengan CNN, lalu hasilnya disimpan sebagai rujukan dalam pengenalan citra uji yang belum pernah mengalami proses sebelumnya. Pada penelitian ini, peneliti juga melakukan proses enhancement (proses peningkatan citra) menerapkan filter median dan sharpening dengan terpisah, dengan tujuan membandingkan hasil klasifikasinya. Hasilnya menunjukkan dengan menggunakan total 300 data citra untuk tiga jenis batik, proses klasifikasi dengan CNN berdasarkan K–Means Clustering memakai filter median mencapai akurasi sebesar 100%, sedangkan menggunakan hasil sharpening dapat mencapai akurasi 80%. Hal ini membuktikan bahwa dengan penggabungan metode CNN dan K–Means Clustering dapat memberikan prediksi yang akurat dengan tingkat akurasi tinggi, serta proses yang efisien dalam pengklasifikasian citra.

Dengan mengacu pada latar belakang serta penelitian terdahulu yang diuraikan di atas, sehingga penulis mengangkat penelitian dengan judul **“KLASIFIKASI JENIS FLEK PADA KULIT WAJAH DENGAN MENGGUNAKAN METODE K–MEANS CLUSTERING DAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK”**.

Jenis flek pada wajah akan diklasifikasikan ke dalam tiga jenis yaitu melasma, freckles, dan bekas peradangan jerawat dengan menggunakan penggabungan metode CNN dan K–Means Clustering.

1.2. Rumusan Masalah

Kulit wajah adalah area kulit yang lebih mudah terpapar sinar matahari, sehingga rentan mengalami masalah kulit seperti flek, yang berupa bintik hitam, bercak merah, atau hiperpigmentasi. Pemeriksaan dokter kulit saat ini hanya menggunakan observasi visual dengan mata manusia dan informasi riwayat penyakit pasien untuk membuat diagnosis, selain itu waktu praktek yang dimiliki juga terbatas. Kesulitan orang awam dalam membedakan jenis flek juga menjadi tantangan utama. Jika terjadi kesalahan analisis jenis flek dapat mengakibatkan ketidaksesuaian penanganan, sehingga tingkat keparahan flek meningkat, dan bahkan terjadi kerusakan kulit wajah yang serius. Karenanya, diperlukan suatu sistem yang dapat membantu mengklasifikasikan jenis flek pada kulit wajah secara tepat dan cepat dengan algoritma yang efektif.

1.3. Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ialah mengklasifikasi jenis flek yang terdapat pada kulit wajah dengan menggunakan penggabungan K–Means Clustering dan Convolutional Neural Network (CNN).

1.4. Batasan Masalah

Agar fokus penelitian tetap pada tujuan serta mencegah perluasan lingkup permasalahan, penulis menentukan beberapa batasan masalah, yaitu:

1. Data yang dipakai berupa citra yang terfokus pada area kulit wajah yang mengalami permasalahan flek.
2. Jarak pengambilan gambar melalui kamera adalah ± 15 cm.
3. Klasifikasi dilakukan berdasarkan bentuk flek pada kulit wajah.
4. Terdapat tiga jenis flek wajah yang akan diklasifikasikan, yaitu melasma, freckles, dan bekas peradangan jerawat.

1.5. Manfaat Penelitian

Manfaat penelitian, yaitu:

1. Membantu orang awam mengenali jenis flek yang dialaminya sehingga dapat segera dilakukan penanganan lebih lanjut yang sesuai.
2. Menjadi referensi bagi penelitian selanjutnya dalam pengolahan citra digital dengan K–Means Clustering dan CNN.

1.6. Metodologi Penelitian

Tahapan – tahapan penelitian ini, yaitu:

1.6.1. Studi Literatur

Melakukan pengumpulan dan analisis literatur yang mencakup jurnal, buku, artikel, serta sumber referensi terkait flek pada kulit wajah, Image Processing, K–Means Clustering, dan Convolutional Neural Network.

1.6.2. Analisis Permasalahan

Melakukan pendalaman setiap topik yang ditemukan sebelumnya dari tahap studi literatur, dengan tujuan untuk memahami penggunaan gabungan K–Means Clustering dengan Convolutional Neural Network dalam mengklasifikasikan jenis flek pada kulit wajah.

1.6.3. Perancangan Sistem

Melakukan perancangan sistemnya, mulai dari arsitektur umum, mengumpulkan serta menentukan data *training* dan data *testing*, hingga menerapkannya pada aplikasi mobile.

1.6.4. Implementasi

Melakukan pengimplementasian sistem berdasarkan analisis dan rancangan sebelumnya untuk memastikan sistem yang dihasilkan sesuai dengan tujuan penelitian.

1.6.5. Pengujian Sistem

Melakukan uji sistem yang sudah diimplementasikan sebelumnya untuk memastikan sistem dapat berjalan dengan baik dalam melakukan klasifikasi jenis flek pada wajah.

1.6.6. Penyusunan Laporan

Melakukan penyusunan laporan dan dokumentasi sistem sebagai representasi hasil dari penelitian yang dilaksanakan.

1.7. Sistematika Penulisan

Penyusunan penelitian ini mencakup 5 bab, yang meliputi:

BAB 1: PENDAHULUAN

Pendahuluan bertujuan menampilkan gambaran umum topik penelitian, mencakup latar belakang, rumusan masalah, tujuan, batasan masalah, manfaat, metodologi, serta sistematika penulisan.

BAB 2: LANDASAN TEORI

Landasan teori bertujuan memaparkan teori – teori yang relevan dengan topik penelitian, diantaranya yakni penjelasan mengenai hiperpigmentasi, jenis – jenis flek hiperpigmentasi, pengolahan citra digital, K-Means Clustering, Convolutional Neural Network, serta merangkum beberapa penelitian terdahulu.

BAB 3: ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

Bab ketiga bertujuan menganalisis data yang dipakai dalam penelitian, serta melakukan perancangan dan penerapan sistem.

BAB 4: IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN SISTEM

Bab keempat bertujuan mengimplementasi dan menguji sistem, membahas mengenai implementasi dari rancangan pada bab sebelumnya, serta memperlihatkan hasil pengujian sistemnya.

BAB 5: KESIMPULAN DAN SARAN













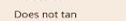
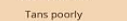
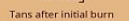
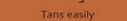
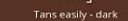
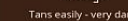
Bab kelima memaparkan kesimpulan dari penelitian yang sudah dilaksanakan, serta memberikan saran bagi penelitian berikutnya.

BAB 2

LANDASAN TEORI

2.1. Hiperpigmentasi

Hiperpigmentasi adalah permasalahan kulit yang sering terjadi karena meningkatnya produksi melanin, yaitu pigmen yang memberikan warna pada kulit, yang mengakibatkan warna kulit berubah lebih gelap atau menghitam. Paparan sinar matahari menjadi salah satu penyebab utama terjadinya hiperpigmentasi karena sangat merangsang produksi melanin (Thawabteh et al., 2023). Permasalahan kulit ini umumnya muncul pada rentang usia reproduktif, yaitu antara 20 hingga 45 tahun, dan terjadi di negara – negara tropis termasuk Indonesia. Hal ini terlihat dari penderita hiperpigmentasi di Indonesia yang cukup tinggi, disebabkan oleh karakteristik tipe kulit yang dimiliki orang Indonesia tergolong kategori tipe 4 dan 5 pada Fitzpatrick skin phototypes, yang merupakan skema klasifikasi warna kulit manusia untuk memperkirakan reaksi kulit terhadap paparan sinar matahari atau ultraviolet, terlihat pada gambar 2.1. Dimana tipe 4 dan 5 ini menunjukkan bahwa kulit jarang mengalami kemerahan dan cenderung menjadi berwarna gelap atau menghitam (Minerva, 2018). Selain itu, faktor yang menyebabkan peningkatan kasus hiperpigmentasi ini juga disebabkan oleh keadaan iklim tropis dan intensitas paparan sinar matahari di Indonesia (Anjani & Laksmiani, 2023).

| Skin Phototypes on the Fitzpatrick Scale | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 |
|  |  |  |  |  |  |
| Pale white skin freckles | Fair skin | Darker white skin | Light brown skin | Brown skin | Dark brown or black skin |
| MELANIN (pigmentation of the skin) | | | | | |
| melanocompromised | | melanocompetent | | melanoprotected | |
| TENDANCY TO SUNBURN | | | | | |
|  |  |  |  |  |  |
| Always Red sunburn, painful swelling, skin peels | Easily pinkish or red colouring appears | Sometimes Infrequent mild burns | Seldom Rarely burns | Rarely | Never |
| TENDANCY TO TAN | | | | | |
|  |  |  |  |  |  |
| Seldom Does not tan | Sometimes Tans poorly | Usually Tans after initial burn | Always Tans easily | Always Tans easily - dark | Always Tans easily - very dark |

Gambar 2. 1 Fitzpatrick (Sumber: lightskinscience.clinuvel.com)

2.2. Jenis – Jenis Flek Hiperpigmentasi

Pada area kulit yang terkena dampak hiperpigmentasi, akan terbentuk bercak atau area yang berpigmen lebih intens (gelap), yang umumnya dikenal dengan istilah flek (Ramadani Lubis et al., 2022). Flek secara umum cenderung muncul di area kulit wajah. Penyebabnya adalah karena wajah sering terpapar sinar matahari secara langsung, sehingga menjadikannya paling rentan terhadap masalah hiperpigmentasi (Sinaulan & Hantara, 2021). Terdapat beberapa jenis flek yang dapat menyerang kulit wajah, yaitu melasma, freckles, dan bekas peradangan jerawat.

2.2.1. Melasma

Melasma merupakan jenis flek pada wajah yang dicirikan dengan adanya bercak hiperpigmentasi berwarna coklat atau kehitaman dengan bentuk dan batas yang tidak teratur (Patel et al., 2020). Melasma adalah bentuk hiperpigmentasi yang sering terjadi, khususnya di area wajah yang sering terpapar sinar matahari, seperti yang diperlihatkan dalam gambar 2.2.



Gambar 2. 2 Melasma (Sumber: lifestyleclinic.sg)

2.2.2. Freckles

Freckles merupakan jenis flek yang berbentuk bercak kecil berwarna hitam atau coklat dengan ukuran sekitar 3-5 mm (Minerva, 2018). Freckles umumnya muncul di area yang terkena sinar matahari, terutama pada wajah. Intensitas warnanya dapat meningkat saat terpapar sinar matahari. Wajah dengan freckles seperti yang diperlihatkan dalam gambar 2.3.



Gambar 2. 3 Freckles (Sumber: stocksy.com)

2.2.3. Bekas Peradangan Jerawat

Flek bekas peradangan jerawat terjadi ketika bekas jerawat mengalami perubahan warna menjadi lebih gelap, terutama disebabkan oleh paparan sinar matahari yang berlebihan. Ini dapat terjadi pada mereka yang sedang mengalami jerawat meradang (Sarkar & Das, 2019). Wajah yang terdapat flek bekas peradangan jerawat terlihat di gambar 2.4.



Gambar 2. 4 Bekas Peradangan Jerawat (Sumber: newfemme.co)

2.3. Pengolahan Citra Digital

Pengolahan citra digital adalah serangkaian tahap mengolah serta memproses citra untuk memperbaiki kualitas citranya, mengambil informasi penting dari data, serta membuat citra mudah dipahami dan diterapkan dalam beragam aplikasi. Tahap ini melibatkan berbagai operasi, termasuk peningkatan resolusi melalui penajaman kontras, ekstraksi fitur, segmentasi citra, kompresi citra dan pengenalan pola dalam

citra untuk menghasilkan citra yang optimal untuk analisis. Selain itu juga mencakup operasi seperti merotasi, mentranslasikan, memperbesar atau memperkecil (scaling), serta transformasi geometrik lainnya untuk memperbaiki posisi dan bentuk objek dalam citra. Proses pengolahan citra digital juga melibatkan pengecilan atau pengurangan dimensi untuk memudahkan penyimpanan, transfer, dan pemrosesan data. Sehingga, pengolahan citra digital dapat mempercepat proses analisis, mengurangi kemungkinan overfitting, dan meningkatkan efisiensi pada komputasi (Dijaya, 2023).

2.4. K – Means Clustering

Segmentasi citra adalah proses untuk memisahkan atau mengidentifikasi area yang penting (area interest) dari latar belakangnya (background) dalam suatu citra. Proses segmentasi melibatkan pembagian citra menjadi segmen – segmen. K-means Clustering adalah algoritma untuk mengelompokkan citra menjadi segmen – segmen sejumlah (k) kluster berdasarkan kesamaan ciri yang dimiliki piksel citra. Proses ini dilakukan dengan mengurangi jarak antara setiap piksel dengan pusat kluster terdekat. Pusat kluster tersebut mewakili kelompok piksel yang ada dalam kluster, ditunjukkan dalam persamaan (2.1).

$$E_k = SSE = \sum_{i=1}^k \sum_{x^i \in i} ||x^i - \mu^k||^2 \quad (2.1)$$

di mana:

- E_k serupa dengan Sum of Squared Error (SSE) yaitu nilai error kluster k
- x^i adalah titik data ke-i
- μ^k adalah pusat kluster ke-k
- k adalah jumlah kluster

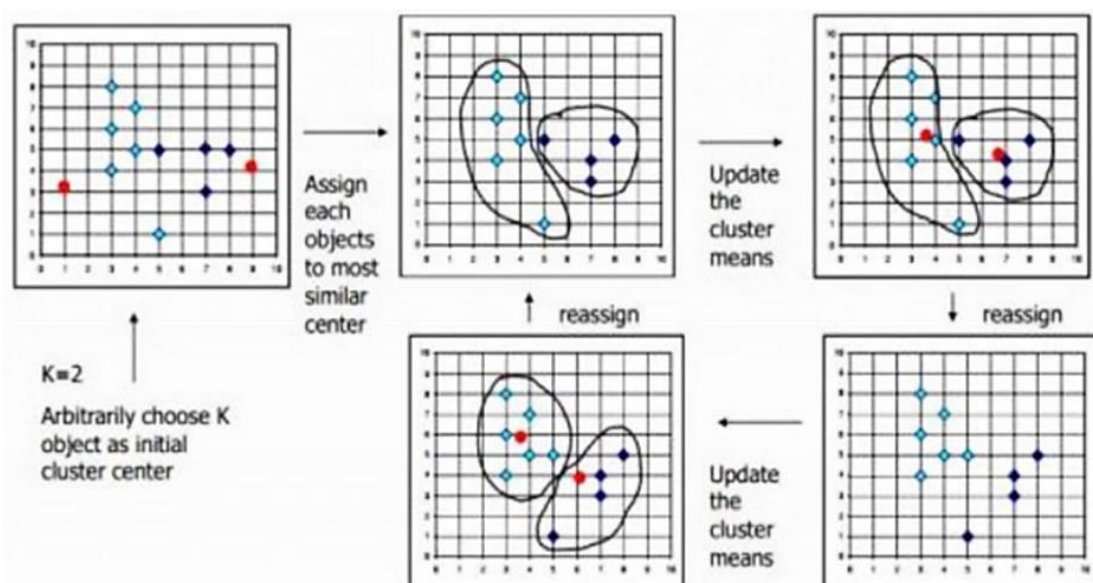
Persamaan yang digunakan dalam menentukan pengelompokkan pada K-Means Clustering yaitu:

$$y^i = \underset{k}{\operatorname{argmin}} ||x^i - \mu^k||^2 \quad (2.2)$$

di mana:

- y^i adalah indeks kluster yang diberikan ke titik x^i
- argmin adalah operator yang mengembalikan nilai indeks menjadi nilai minimum
- $\|x^i - \mu^k\|^2$ adalah jarak kuadrat antara titik data x^i dengan pusat kluster

Persamaan ini digunakan untuk mengelompokkan setiap titik data x^i ke dalam kluster dengan jarak terdekat. Pada setiap iterasi, titik data akan diberi indeks kluster baru berdasarkan jarak terdekatnya ke pusat kluster, dan pusat kluster akan diperbaharui dengan rata-rata posisi titik data dalam kluster tersebut. Proses ini diulang hingga mencapai konvergensi dalam pengelompokan data. Ilustrasi pengelompokkan citra atau segmen menggunakan K-Means Clustering seperti yang diperlihatkan dalam gambar 2.5.

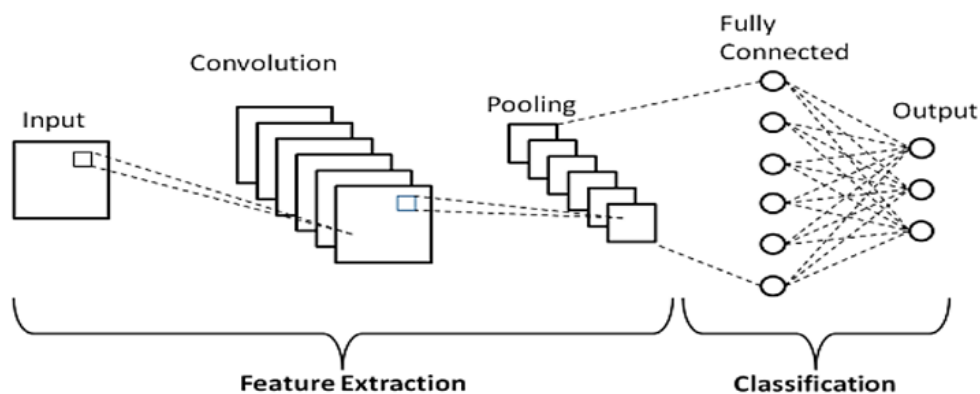


Gambar 2. 5 Pengelompokan citra K – Means (Masa & Hamdani, 2021)

2.5. Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network (CNN) adalah perkembangan multi-layer perceptron (MLP) yang ditingkatkan untuk kelola data dua dimensi. CNN banyak diterapkan pada penelitian citra dengan lapisan input (masukan), hidden layers (lapisan tersembunyi), dan ouput (keluaran). Pada setiap input data dalam lapisan, dilakukan operasi linier menggunakan bobot yang ada, diikuti transformasi non-linier

menggunakan fungsi aktivasi. CNN memiliki Convolutional Layer untuk operasi konvolusi, Pooling Layer untuk mereduksi ukuran data citra dan meningkatkan invariansi posisi fitur, serta Fully Connected Layer untuk mentransformasikan data sehingga dapat diklasifikasikan secara linear (Suartika E. P, 2016). Proses layer model CNN tersebut seperti yang diperlihatkan dalam gambar 2.6.



Gambar 2. 6 Layer Model CNN (Sumber: philipshrimp.github.io)

2.6. Confusion Matrix

Confusion Matrix adalah sarana visual untuk mengukur kinerja dari model klasifikasi dengan memperbandingkan hasil prediksi dengan nilai aktual dari data yang diamati. Dalam *Confusion Matrix*, terdapat empat nilai yang akan dihasilkan, yaitu:

- *True Positive* (TP), yaitu model dengan benar menghasilkan prediksi data yang sebenarnya positif.
- *True Negative* (TN), yaitu model dengan benar menghasilkan prediksi data yang sebenarnya negatif.
- *False Positive* (FP), yaitu model salah dalam menghasilkan prediksi data yang sebenarnya negatif sebagai positif.
- *False Negative* (FN), yaitu model salah dalam menghasilkan prediksi data yang sebenarnya positif sebagai negatif.

Berikut adalah beberapa pendekatan untuk menghitung *confusion matrix*:

2.6.1. Accuracy

Akurasi adalah ukuran seberapa tepat suatu model dalam prediksi kelas atau label data. Secara umum, akurasi didapat dengan memperbandingkan jumlah prediksi benar dengan total jumlah data. Untuk menghitung akurasi menggunakan persamaan (2.3).

$$Akurasi = \frac{Jumlah\ Prediksi\ Benar}{Total\ Jumlah\ Data} \times 100\% \quad (2.3)$$

Dari rumus diatas, “Jumlah Prediksi Benar” yaitu jumlah data yang diprediksi dengan benar, dan “Total Jumlah Data” yaitu total jumlah data prediksi. Akurasi biasanya dinyatakan sebagai persentase. Semakin tinggi nilai akurasinya, maka semakin baik kinerja model untuk melakukan prediksi.

2.6.2. Precision

Precision adalah metrik evaluasi yang mengukur seberapa banyak dari semua data yang diprediksi sebagai positif oleh model yang sebenarnya merupakan positif. *Precision* memberikan informasi tentang seberapa akurat model dalam prediksi data positif. Untuk menghitung *precision* menggunakan persamaan (2.4).

$$Precision = \frac{True\ Positive\ (TP)}{True\ Positive\ (TP) + False\ Positive\ (FP)} \quad (2.4)$$

2.6.3. Recall

Recall adalah metrik evaluasi yang mengukur seberapa banyak dari seluruh data positif yang diprediksi dengan benar oleh model. *Recall* menggambarkan kemampuan model untuk mengenali data positif dengan benar dari keseluruhan data positif yang sebenarnya. Untuk menghitung *Recall* menggunakan persamaan (2.5).

$$Recall = \frac{True\ Positive\ (TP)}{True\ Positive\ (TP) + False\ Negative\ (FN)} \quad (2.5)$$

2.6.4. F1 – Score

F1-score yaitu metrik evaluasi yang menggabungkan *precision* dan *recall* untuk melihat perbandingan atau rata – rata antara kedua nilai. *F1-score* memberikan keseimbangan antara *precision* dan *recall*, sehingga berguna dalam situasi di mana kedua metrik tersebut penting dan memiliki bobot yang sama. Untuk menghitung *F1-score* menggunakan persamaan (2.6).

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Recall \times Precision}{Recall + Precision} \quad (2.6)$$

2.7. Penelitian Terdahulu

Flek merupakan jenis penyakit kulit yang kerap muncul di area wajah. Terdapat beberapa penelitian terdahulu yang meneliti terkait jenis dari penyakit kulit wajah, seperti penelitian oleh Nurkhasanah & Murinto (2022). Penelitian tersebut memanfaatkan CNN dengan hasil pelatihan menunjukkan tingkat akurasi sebesar 98%, dan hasil validasi mencapai 88%, melibatkan 325 citra pada data pelatihan dan 125 citra pada data validasi. Pada pengujian dengan data baru, penelitian tersebut berhasil mencapai akurasi sebesar 90% dengan 50 citra untuk data uji. Penelitian lain menggunakan metode CNN juga pernah dilakukan oleh Kim *et al.* (2023) untuk klasifikasi lesi kulit dengan menganalisis fitur tepi, warna, dan tekstur dari gambar lesi kulit. Lesi kulit merupakan area pada kulit yang mengalami kerusakan atau memiliki penampilan yang berbeda dibandingkan permukaan kulit di sekitarnya. Lesi kulit dapat berupa benjolan, bercak, luka, dan sebagainya. Dengan menggunakan 8012 citra pada data pelatihan dan 2003 citra pada data uji, penelitian tersebut berhasil mencapai akurasi sebesar 88,6%.

Penelitian lain juga dilakukan oleh Lu *et al.* (2023) terkait klasifikasi penyakit kulit hiperpigmentasi. Peneliti menggunakan deep learning dengan menganalisis 1366 data citra, yang terdiri dari 1089 data pelatihan dan 277 data uji. Hasil penelitian menunjukkan bahwa di antara berbagai algoritma deep learning yang dievaluasi, peneliti menyimpulkan bahwa kinerja terbaik dicapai oleh algoritma MobileNet dengan penggunaan data uji dapat menghasilkan tingkat akurasi sebesar 70,39%. Terkait masalah pada kulit wajah juga pernah diteliti oleh Kim & Song (2023) menggunakan metode Mask R-CNN dan Super Resolution GAN dengan data yang

digunakan sebanyak 2225 citra yang terdiri dari 1557 data pelatihan, 223 data validasi, dan 445 data uji. Hasil percobaan pada penelitian mendapat tingkat akurasi 83,38%.

Penelitian yang lain dan terbaru dilakukan Hayati *et al.* (2023) untuk mengembangkan sistem segmentasi citra kulit wajah yang mampu membedakan antara jenis kulit normal dan tidak normal, sehingga dapat mencegah timbulnya masalah pada kulit wajah. Peneliti menerapkan metode segmentasi citra dengan algoritma K-Means Clustering dalam menganalisis tekstur kulit yang mengalami gangguan. Dataset penelitian ini terdiri atas 20 gambar sampel wajah yang dilakukan segmentasi citra wajah sesuai dengan kelompok jenis kulit, dengan 100 tingkat iterasi. Hasilnya menunjukkan akurasi clustering sebesar 87% pada iterasi yang sama untuk citra data digital.

Terdapat beberapa penelitian sebelumnya yang menggabungkan metode K – Means Clustering dengan CNN, seperti penelitian yang dilakukan oleh Masa & Hamdani (2021) untuk klasifikasi motif citra batik. Data yang digunakan pada penelitian ini sebanyak 315 data citra yang terdiri dari 200 citra pada data pelatihan, 100 citra pada data validasi, dan 15 citra pada data uji. K-Means Clustering digunakan untuk segmentasi citra dan CNN untuk klasifikasi citra. Proses segmentasi memisahkan objek dan background, serta mengelompokkan data. Lalu output segmentasi digunakan untuk klasifikasi citra menggunakan CNN. Selain itu, penelitian ini melibatkan proses enhancement dengan filter median dan sharpening. Hasilnya menunjukkan klasifikasi menggunakan CNN berdasarkan K-Means Clustering dengan filter median mencapai akurasi sebesar 100%, sedangkan menggunakan hasil sharpening mencapai akurasi 80%. Kombinasi kedua metode tersebut membuktikan efektivitasnya dalam mengklasifikasikan citra batik secara akurat dan efisien. Penelitian lain dengan menggabungkan K – Means Clustering dan CNN juga dilakukan oleh Zong Chen (2021) untuk mendeteksi plat nomor kendaraan dan dapat menghasilkan tingkat akurasi 98,1%. Penelitian lain juga dilakukan Xu *et al.* (2020) dengan menggabungkan kedua metode tersebut untuk menghitung jumlah bulir gandum agar dapat memprediksi hasil panen gandum. Dengan melakukan pelatihan pada data citra sebanyak 11000 dan uji coba pada 1000 data citra, penelitian ini mencapai akurasi rata – rata sebesar 98,5%.

Tabel 2. 1 Penelitian Terdahulu

| No. | Penulis | Judul | Tahun | Keterangan |
|------------|---|---|--------------|--|
| 1. | Nurkhasanah dan Murinto | Klasifikasi Penyakit Kulit Wajah Menggunakan Metode Convolutional Neural Network | 2022 | Penelitian dengan metode CNN ini digunakan untuk klasifikasi penyakit kulit wajah. Hasil menunjukkan tingkat akurasi sebesar 90% dari total 50 citra yang diuji. |
| 2. | Mira Kim dan Myeong Ho Song | High Performing Facial Skin Problem Diagnosis with Enhanced Mask R – CNN and Super Resolution GAN | 2023 | Penelitian dengan metode Mask R – CNN dan Super Resolution GAN ini digunakan untuk analisis masalah kulit wajah seperti jerawat, pori – pori, tahi lalat, dan lainnya. Dan diperoleh tingkat akurasi sebesar 83,38%. |
| 3. | Jianyun Lu, Xiaoliang Tong, Hongping Wu, Yaoxinchuan Liu, Huidan Ouyang, dan Qinghai Zeng | Image Classification and Auxiliary Diagnosis System For Hyperpigmented Skin Diseases Based On Deep Learning | 2023 | Penelitian menggunakan Deep Learning ini digunakan untuk klasifikasi penyakit kulit yang hiperpigmentasi. Diperoleh MobileNet terbukti paling unggul dari algoritma lain yang dievaluasi dengan akurasi 70,39%. |
| 4. | Nurul Hayati, Heri Santoso, dan Sriani | Segmentasi Citra Wajah Berdasarkan Tekstur Kulit Menggunakan Metode K–Means Clustering | 2023 | Penelitian menggunakan K–Means Clustering ini mengembangkan sebuah sistem segmentasi citra kulit wajah normal dan |

| | | | | |
|----|---|--|------|---|
| | | | | tidak normal. Dengan dataset 20 gambar, 100 tingkat iterasi, sehingga diperoleh tingkat akurasi clustering 87% pada citra data digital. |
| 5. | Changmin Kim, Myeongsoo Jang, Younghwan Han, Yousik Hong, dan Woobeom | Skin Lesion Classification Using Hybrid Convolutional Neural Network with Edge, Color, and Texture Information | 2023 | Penelitian menggunakan metode CNN ini digunakan untuk klasifikasi lesi kulit dengan menganalisis fitur tepi, warna, dan tekstur dari gambar lesi kulit. Lesi kulit dapat berupa benjolan, bercak, luka, dan sebagainya. Penelitian ini berhasil mencapai akurasi 88,6%. |
| 6. | Joy Iong Zong Chen | Automatic Vehicle License Plate Detection using K–Means Clustering Algorithm and CNN | 2021 | Penelitian menggunakan penggabungan algoritma K–Means Clustering dan CNN ini digunakan dalam mendeteksi plat nomor kendaraan. Penelitian ini berhasil mencapai akurasi yaitu 98,1% dengan data uji. |
| 7. | Amin Padmo Azam Masa dan Hamdani Hamdani | Klasifikasi Motif Citra Batik Menggunakan CNN Berdasarkan K–Means Clustering | 2021 | Penelitian menggunakan penggabungan algoritma K–Means Clustering dan CNN ini digunakan dalam klasifikasi motif citra batik. Data yang digunakan |

| | | | |
|----|--|--|---|
| | | | sebanyak 315 data citra, terdiri dari 200 data pelatihan, 100 data validasi, dan 15 data uji. Proses enhancement juga dilibatkan dengan median filter dan sharpening. Dan hasilnya ini menunjukkan dengan menggabungkan kedua metode, didapatkan akurasi pada median filter mencapai 100% dan pada sharpening mencapai 80%. |
| 8. | Xin Xu, Haiyang Li, Fei Yin, Lei Xi, Hongbo Qiao, Zhaowu Ma, Shuaijie Shen, Binchao Jiang, dan Xinming Ma | Wheat Ear Counting Using K–Means Clustering Segmentation and Convolutional Neural Network | 2020 Penelitian menggunakan penggabungan metode K–Means Clustering dan CNN ini digunakan untuk menghitung jumlah bulir gandum agar dapat memprediksi hasil panen gandum. Dengan uji coba pada 1000 data citra, berhasil mencapai tingkat akurasi rata – rata sebesar 98,5%. |

2.8. Perbedaan Penelitian

Perbedaan penelitian ini dengan penelitian terdahulu terlihat dari objek, waktu, batasan, dan metode penelitian yang dipakai. Dalam penelitian, penulis menerapkan K–Means Clustering dan Convolutional Neural Network (CNN), di mana K–Means Clustering digunakan dalam proses segmentasi citra dan CNN digunakan dalam proses klasifikasi citra, dengan tujuan agar proses yang dilakukan lebih efisien serta memperoleh hasil yang akurat. Objek di penelitian ini adalah flek yang terdapat pada

wajah dan data yang akan digunakan berupa citra yang terfokus pada area kulit wajah yang mengalami permasalahan flek. Jenis flek pada kulit wajah yang menjadi objek pada penelitian ini adalah yang memiliki kemiripan ciri pada jenis fleknya yaitu melasma, freckles, dan bekas peradangan jerawat.

BAB 3

ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

3.1. Data yang Digunakan

Dalam penelitian ini, data yang dipakai ialah citra yang terfokus pada area kulit wajah yang mengalami permasalahan flek. Data untuk proses pelatihan model diperoleh dari klinik kecantikan yaitu Kliniix Slimm dr.Imelda, Medan, Sumatera Utara. Sementara, data untuk pengujian diambil secara langsung dari beberapa tempat, yaitu dari masyarakat di wilayah Tanjung Anom, Kabupaten Deli Serdang, Sumatera Utara. Data pengujian diambil dengan menggunakan kamera *smartphone* beresolusi 16 MP yang berekstensi jpg. Total data keseluruhan yang digunakan adalah 945 data, terdiri dari 315 data melasma, 315 data freckles, dan 315 data bekas peradangan jerawat. Contoh data penelitian seperti yang diperlihatkan gambar 3. 1.



Gambar 3. 1 Melasma, Freckles, dan Bekas Peradangan Jerawat

Data yang telah dikumpulkan kemudian dibagi kedalam 3 bagian, mencakup data *training*, data *validation*, serta data *testing*. Pembagian ini dilakukan untuk menghasilkan akurasi yang baik dalam mendeteksi flek pada kulit wajah. Adapun rincian pembagian data terlihat dalam tabel 3. 1.

Tabel 3. 1 Pembagian Data Training, Data Validation, dan Data Testing

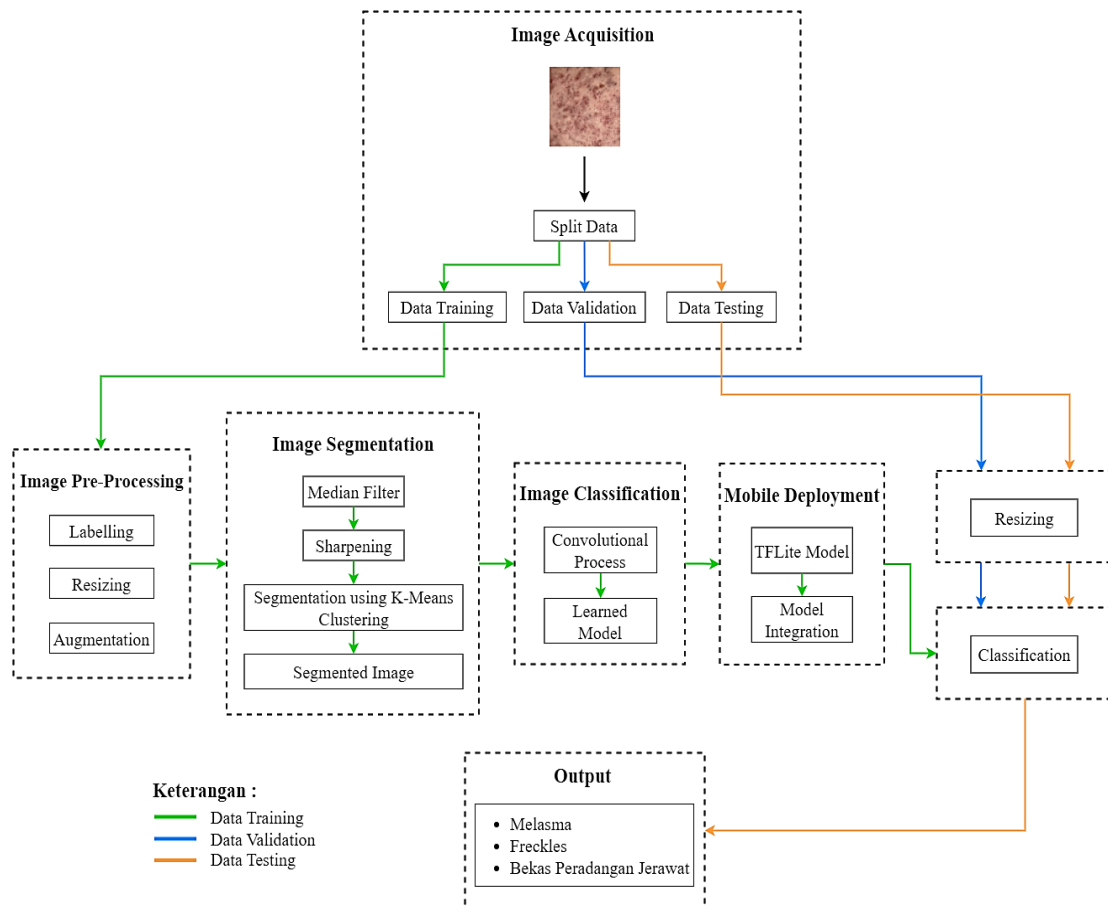
| No. | Data | Data Training | Data Validation | Data Testing | Jumlah |
|-------------------|--------------------------|---------------|-----------------|--------------|------------|
| 1. | Melasma | 180 | 120 | 15 | 315 |
| 2. | Freckles | 180 | 120 | 15 | 315 |
| 3. | Bekas Peradangan Jerawat | 180 | 120 | 15 | 315 |
| Total Data | | 540 | 360 | 45 | 945 |

3.2. Analisis Sistem

Pada penelitian ini, proses pendeteksian jenis flek pada kulit wajah dilakukan dalam beberapa tahap. Tahap awal yang dilakukan adalah *image acquisition*, yaitu mengumpulkan data citra kulit wajah yg berfokus pada bagian fleknya. Selanjutnya, data yang terkumpul di-split menjadi 3 bagian, mencakup data *training*, data *validation*, serta data *testing*. Tahapan berikutnya ialah *image pre – processing*, terdiri dari proses *Labelling* untuk memberikan label pada data citra dan mengelompokkannya ke dalam kategori yang sama, lalu proses *Resizing* untuk mengubah ukuran gambar menjadi ukuran 300x300 piksel, dan proses Augmentasi untuk menambah variasi data sehingga model dapat mengenali gambar dengan lebih baik.

Data – data yang telah melalui proses *image pre – processing* akan masuk ke tahap *image segmentation*. Tahapan ini dilakukan untuk mengelompokkan citra ke dalam beberapa bagian yang berbeda. Langkah awal dalam proses segmentasi ini adalah melakukan peningkatan kualitas citra (*enhancement*) dengan menggunakan *median filter* dan *sharpening*. *Median filter* digunakan untuk mengurangi noise, sementara *sharpening* digunakan untuk memberikan ketajaman atau kejelasan pada detail citra. Selanjutnya, hasil citra dari proses *enhancement* akan dilakukan segmentasi menggunakan K-Means Clustering untuk mengelompokkan citra ke dalam kelompok atau kluster yang memiliki kesamaan ciri.

Tahapan selanjutnya adalah *image classification*. Pada tahap ini dilakukan klasifikasi gambar dengan penerapan Convolutional Neural Network (CNN). *Learned model* dilakukan dari gambar yang telah disegmentasi sebelumnya dan kemudian mengklasifikasikannya ke dalam tiga kategori, yaitu melasma, freckles, dan bekas peradangan jerawat. Seluruh tahapan dalam penelitian ini terlihat di gambar 3. 2, yaitu menampilkan arsitektur umum dari keseluruhan proses penelitian.



Gambar 3. 2 Arsitektur Umum

3.2.1. Image Acquisition

Tahap awal yang dilakukan adalah *Image Acquisition*, yaitu mengumpulkan data citra kulit wajah. Setelah itu, data tersebut akan di-split 3 bagian, mencakup data *training*, data *validation*, serta data *testing*. Data *training* dan *validation* digunakan dalam proses pelatihan model, sementara data *testing* digunakan untuk menguji kinerja model yang telah dilatih sebelumnya pada data baru yang belum pernah mengalami proses apapun. Contoh data citra yang telah dikumpulkan terlihat dalam gambar 3.3.



Gambar 3. 3 Contoh data citra yang dikumpulkan

3.2.2. *Image Pre – Processing*

Langkah selanjutnya adalah *Image Pre – Processing*, ini dilakukan untuk mengubah gambar menjadi lebih mudah diproses dalam komputasi citra. Tahapan ini terdiri dari proses *labelling*, *resizing*, dan *augmentation*.

3.2.2.1. *Labelling*

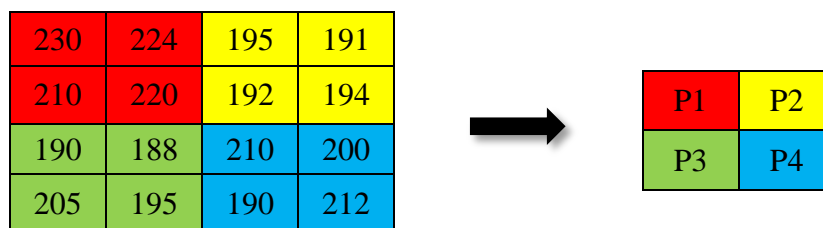
Labelling merupakan proses awal dalam tahap ini, bertujuan untuk memberikan label pada data citra yang digunakan dalam tahap training. Tahap ini dilakukan dengan mengelompokkan citra ke dalam kategori yang sama. Proses pelabelan citra ini dilakukan dengan mengelompokkan gambar ke dalam folder – folder di google drive yang telah diberi nama sesuai dengan jenis flek wajah, yaitu Melasma, Freckles, dan Bekas Peradangan Jerawat. Gambar dalam setiap folder tersebut akan di – *load* oleh sistem sesuai dengan labelnya masing – masing. Adapun proses labelling seperti diperlihatkan gambar 3. 4.



Gambar 3. 4 Proses Labelling

3.2.2.2. Resizing

Resizing merupakan tahap untuk ubah ukuran citra menjadi lebih kecil yaitu ukuran 300x300 piksel, sehingga semua citra yang diinput ke sistem memiliki ukuran yang sama. Tahap ini dilakukan untuk memastikan konsistensi dan kelancaran proses analisis citra. Contoh proses resizing pada penelitian ini terlihat pada gambar 3. 5.



Gambar 3. 5 Perhitungan Proses Resizing

Citra dengan 4x4 piksel kemudian di – *resize* menjadi citra 2x2 dengan cara memperoleh nilai rata – rata dari piksel yang berdekatan. Adapun perhitungannya sebagai berikut.

$$P1 = (230 + 224 + 210 + 220) : 4 = 221$$

$$P2 = (195 + 191 + 192 + 194) : 4 = 193$$

$$P3 = (190 + 188 + 205 + 195) : 4 = 191$$

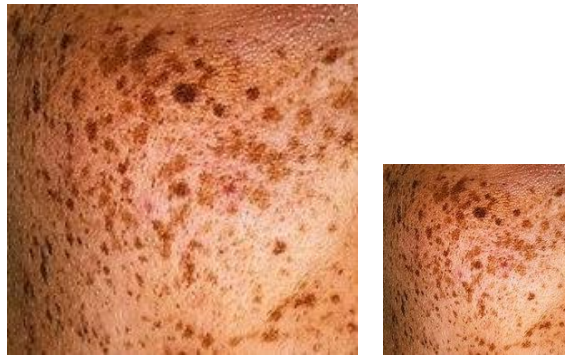
$$P4 = (210 + 200 + 190 + 212) : 4 = 203$$

Nilai piksel baru yang merupakan hasil resizing dengan matriks diatas terlihat pada gambar 3. 6 berikut ini.

| | |
|-----|-----|
| 221 | 193 |
| 191 | 203 |

Gambar 3. 6 Nilai piksel setelah proses resizing

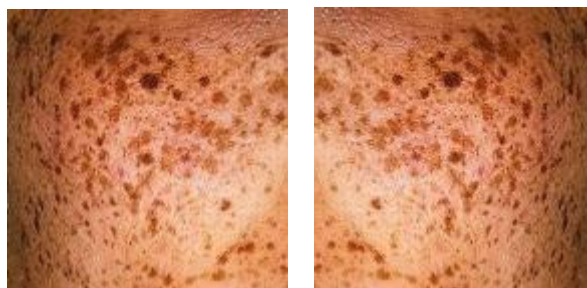
Adapun contoh citra sebelum dan sesudah *resizing* terlihat dalam gambar 3. 7.



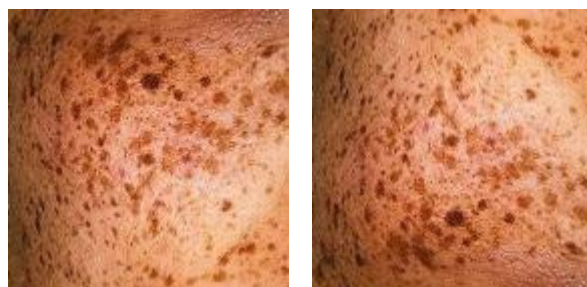
Gambar 3. 7 Citra sebelum resizing dan sesudah resizing

3.2.2.3. *Augmentation*

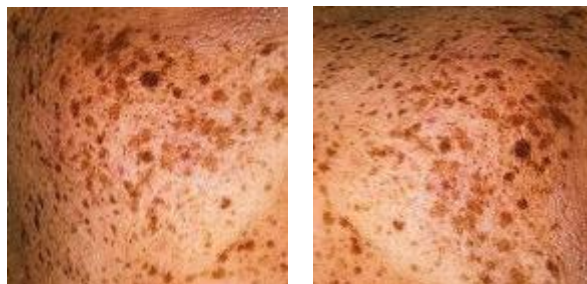
Augmentasi merupakan proses manipulasi atau modifikasi citra untuk menghasilkan variasi dari bentuk dan posisi aslinya. Tujuannya adalah agar mesin dapat mengenali objek dalam citra, bahkan ketika objek tersebut berada dalam bentuk dan posisi yang berbeda. Selain itu, augmentasi juga bertujuan untuk menambah jumlah data yang tersedia untuk diproses oleh mesin sehingga dapat meningkatkan keberagaman data citra pelatihan dan juga dapat meningkatkan kualitas pembelajaran model. Pada penelitian ini, augmentasi dilakukan dengan teknik flip dan rotate. Proses flip dilakukan sebanyak tiga kali, yaitu flip horizontal, flip vertikal, dan rotate sebesar 90 derajat. Contoh citra sebelum dan sesudah augmentasi terlihat di gambar 3. 8, 3. 9, serta 3. 10.



Gambar 3. 8 Citra sebelum dan sesudah flip horizontal



Gambar 3. 9 Citra sebelum dan sesudah flip vertikal



Gambar 3. 10 Citra sebelum dan sesudah rotasi 90 derajat

3.2.3. Image Segmentation

Tahap selanjutnya adalah *image segmentation*. Tahapan ini dilakukan untuk mengelompokkan citra ke dalam beberapa bagian yang berbeda. Langkah awal dalam proses segmentasi ini adalah melakukan proses peningkatan kualitas citra (*enhancement*) dengan menggunakan *median filter* dan juga *sharpening*. Lalu hasil citra proses *enhancement* akan dilakukan segmentasi menggunakan K-Means Clustering.

3.2.3.1. Median Filter

Median Filter adalah teknik pengolahan data citra yang dimanfaatkan dalam meningkatkan kualitas citra dengan mengurangi atau menghilangkan noise yang terdapat dalam citra (Wedianto et al., 2016). Untuk melakukan perhitungan *median filter* pada data berukuran 3x3 piksel dan menghitung nilai median untuk setiap piksel, langkah – langkahnya seperti berikut.

| Piksel [1, 1] | Piksel [1, 2] | Piksel [1, 3] |
|---------------|---------------|---------------|
| [15, 25, 35] | [15, 25, 35] | [15, 25, 35] |
| [45, 55, 65] | [45, 55, 65] | [45, 55, 65] |
| [75, 85, 95] | [75, 85, 95] | [75, 85, 95] |
| Jendela 3x3 | Jendela 3x3 | Jendela 3x3 |
| [15, 25, 35] | [15, 25, 35] | [25, 35, 0] |
| [45, 55, 65] | [45, 55, 65] | [55, 65, 0] |
| [75, 85, 95] | [75, 85, 95] | [85, 95, 0] |
| Median: 55 | Median: 55 | Median: 55 |

| | | |
|---------------|---------------|---------------|
| Piksel [2, 1] | Piksel [2, 2] | Piksel [2, 3] |
| [15, 25, 35] | [15, 25, 35] | [15, 25, 35] |
| [45, 55, 65] | [45, 55, 65] | [45, 55, 65] |
| [75, 85, 95] | [75, 85, 95] | [75, 85, 95] |
| Jendela 3x3 | Jendela 3x3 | Jendela 3x3 |
| [15, 25, 35] | [15, 25, 35] | [25, 35, 0] |
| [45, 55, 65] | [45, 55, 65] | [55, 65, 0] |
| [75, 85, 95] | [75, 85, 95] | [85, 95, 0] |
| Median: 55 | Median: 55 | Median: 55 |
| | | |
| Piksel [3, 1] | Piksel [3, 2] | Piksel [3, 3] |
| [15, 25, 35] | [15, 25, 35] | [15, 25, 35] |
| [45, 55, 65] | [45, 55, 65] | [45, 55, 65] |
| [75, 85, 95] | [75, 85, 95] | [75, 85, 95] |
| Jendela 3x3 | Jendela 3x3 | Jendela 3x3 |
| [45, 55, 65] | [55, 65, 0] | [65, 0, 0] |
| [75, 85, 95] | [85, 95, 0] | [95, 0, 0] |
| [0, 0, 0] | [0, 0, 0] | [0, 0, 0] |
| Median: 55 | Median: 65 | Median: 0 |

Jadi, hasil dari perhitungan *median filter* untuk setiap data 3x3 piksel yang dilakukan diatas adalah sebagai berikut.

[55, 55, 55]
[55, 55, 55]
[55, 65, 0]

Contoh citra sebelum dan sesudah *median filter* terlihat di gambar 3. 11.



Gambar 3. 11 Citra sebelum dan sesudah *median filter*

3.2.3.2. Sharpening

Sharpening adalah teknik perbaikan kualitas citra yang digunakan untuk mengatasi derau atau kabur dalam citra (Siregar, 2019). Tujuannya adalah memberikan kejelasan atau ketajaman pada citra, sehingga mengurangi efek ketidakjelasan gambar. Dalam teknik *sharpening* ini, piksel memiliki nilai biner, yaitu 0 atau 1. Namun, dalam konteks komputasi kuantum, piksel tidak terbatas pada nilai biner tersebut, melainkan dapat mengambil kombinasi di antara 0 dan 1. Contoh penerapan teknik *sharpening* pada citra dengan ukuran 4x4 piksel dapat dilihat sebagai berikut.

Citra asli :

| | | | |
|-----|-----|-----|-----|
| 180 | 200 | 195 | 190 |
| 190 | 185 | 210 | 195 |
| 205 | 195 | 190 | 200 |
| 180 | 185 | 220 | 205 |

Filter *high – pass* :

| | | |
|----|----|----|
| 0 | -1 | 0 |
| -1 | 5 | -1 |
| 0 | -1 | 0 |

Perhitungan konvolusi :

$$\text{Piksel A' : } A' = (0 \cdot 180) + (-1 \cdot 200) + (0 \cdot 190) + (-1 \cdot 185) = -385$$

$$\text{Piksel B' : } B' = (-1 \cdot 180) + (5 \cdot 200) + (-1 \cdot 195) + (-1 \cdot 190) = 435$$

$$\text{Piksel C' : } C' = (0 \cdot 190) + (-1 \cdot 185) + (0 \cdot 205) + (-1 \cdot 195) = -380$$

$$\text{Piksel D' : } D' = (-1 \cdot 190) + (5 \cdot 185) + (-1 \cdot 210) + (-1 \cdot 195) = 330$$

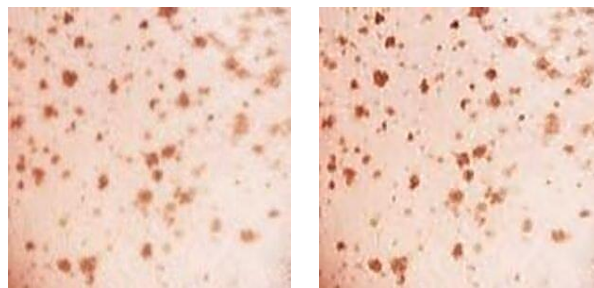
Maka, perhitungan untuk pikselnya :

| | | | |
|----------------|-------------|----------------|-------------|
| $180 + (-385)$ | $200 + 435$ | $195 + (-380)$ | $190 + 330$ |
| $190 + (-385)$ | $185 + 435$ | $210 + (-380)$ | $195 + 330$ |
| $205 + (-385)$ | $195 + 435$ | $190 + (-380)$ | $200 + 330$ |
| $180 + (-385)$ | $185 + 435$ | $220 + (-380)$ | $205 + 330$ |

Jadi, hasil konvolusi untuk masing – masing piksel :

| | | | |
|------|-----|------|-----|
| -205 | 635 | -185 | 520 |
| -195 | 620 | -170 | 525 |
| -180 | 630 | -190 | 530 |
| -205 | 620 | -160 | 535 |

Contoh citra sebelum dan sesudah *sharpening* terlihat di gambar 3. 12.



Gambar 3. 12 Citra sebelum dan sesudah *sharpening*

3.2.3.3. Segmentasi Citra K – Means Clustering

K–Means Clustering ialah algoritma unsupervised learning yang umumnya diterapkan untuk segmentasi citra. Algoritma ini dimanfaatkan untuk mengelompokkan citra ke dalam sejumlah kluster atau kelompok berdasarkan kesamaan ciri dari citra. Di penelitian ini, segmentasi citra dilakukan dengan K – Means Clustering menggunakan matriks Euclidean. Matriks Euclidean digunakan dalam K – Means Clustering untuk mengukur jarak antara titik data dan centroid kluster sehingga dapat menemukan kluster yang optimal untuk setiap titik data. Perhitungan manual K – Means Clustering untuk data 3x3 piksel dengan 2 kluster menggunakan matriks Euclidean dapat diilustrasikan sebagai berikut.

1. Inisialisasi centroid awal dengan memilih secara acak dari data input

Centroid 1: [15, 25, 35]

Centroid 2: [45, 55, 65]

2. Hitung jarak Euclidean antara setiap titik data dengan centroid yang telah dipilih

Data 1: [15, 25, 35]

- Jarak ke Centroid 1: $\sqrt{(15 - 15)^2 + (25 - 25)^2 + (35 - 35)^2} = 0$
- Jarak ke Centroid 2: $\sqrt{(15 - 45)^2 + (25 - 55)^2 + (35 - 65)^2} = 51.96$

Data 2: [45, 55, 65]

- Jarak ke Centroid 1: $\sqrt{(45 - 15)^2 + (55 - 25)^2 + (65 - 35)^2} = 51.96$
- Jarak ke Centroid 2: $\sqrt{(45 - 45)^2 + (55 - 55)^2 + (65 - 65)^2} = 0$

Data 3: [35, 45, 55]

- Jarak ke Centroid 1: $\sqrt{(35 - 15)^2 + (45 - 25)^2 + (55 - 35)^2} = 34.64$
- Jarak ke Centroid 2: $\sqrt{(35 - 45)^2 + (45 - 55)^2 + (55 - 65)^2} = 17.32$

3. Assign setiap data ke kluster terdekat berdasarkan jarak yang telah dihitung sebelumnya

Data 1: Assign ke kluster 1 (Centroid 1)

Data 2: Assign ke kluster 2 (Centroid 2)

Data 3: Assign ke kluster 3 (Centroid 3)

4. Hitung rata – rata dari masing – masing kluster untuk mendapatkan centroid baru

Untuk kluster 1:

- Data 1: [15, 25, 35]
- Data 3: [35, 45, 55]

Nilai rata – rata = $[(15 + 35) / 2, (25 + 45) / 2, (35 + 55) / 2] = [25, 35, 45]$

Maka, Centroid baru untuk kluster 1: [25, 35, 45]

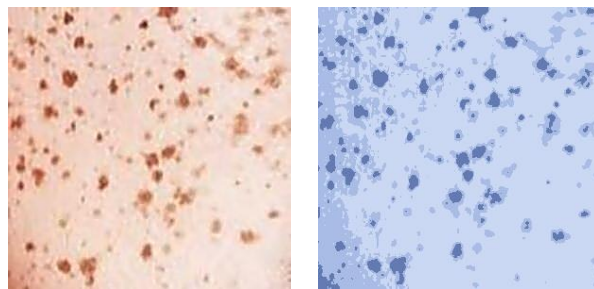
Untuk kluster 2:

- Data 2: [45, 55, 65]

Maka, Centroid baru untuk kluster 2: [45, 55, 65]

5. Ulangi langkah 2 – 4 sampai konvergensi tercapai menggunakan Centroid baru yang dihasilkan sebagai titik awal, hingga tidak ada perubahan kluster yang terjadi

Contoh citra sebelum dan sesudah segmentasi K – Means Clustering terlihat di gambar 3. 13.



Gambar 3. 13 Citra sebelum dan sesudah K – Means Clustering

Contoh citra diatas menerapkan 3 kluster dalam proses segmentasinya. Nilai kluster akan mewakili hasil dari K – Means Clustering yang didapatkan. Dalam contoh ini, ketika menggunakan 3 kluster, citra akan terbagi menjadi 3 bagian yang diwakili oleh 3 warna yang berbeda. Warna yang paling tua pada citra akan mewakili bagian citra dengan intensitas warna yang paling tinggi, yang mana bagian tersebut merupakan bagian flek. Warna yang lebih muda mewakili bagian citra yang juga merupakan flek, namun dengan intensitas warna yang lebih rendah. Sedangkan warna yang paling muda mewakili bagian citra yang bukan merupakan flek. Tujuan dilakukan segmentasi seperti ini adalah untuk membantu model membedakan bagian mana yang merupakan flek dan bagian mana yang bukan. Selain itu, juga membantu model dalam menganalisis bagian dan bentuk flek, sehingga memudahkan dalam mendeteksi jenis flek tersebut.

3.2.4. Image Classification menggunakan Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan metode yang digunakan dalam penelitian ini untuk mengklasifikasikan citra. Proses learned model dengan CNN dilakukan dari gambar yang telah disegmentasi sebelumnya, kemudian akan diklasifikasi ke dalam tiga kategori yaitu melasma, freckles, dan bekas peradangan jerawat.

Dalam menerapkan CNN, Image Data Generator dapat dimanfaatkan untuk mengelola dataset gambar yang akan dipergunakan selama proses pelatihan. Image Data Generator adalah komponen dari pustaka atau kerangka kerja deep learning seperti TensorFlow yang digunakan untuk memuat atau memproses dataset gambar secara dinamis saat melatih model. Ini memungkinkan augmentasi data otomatis seperti rotasi, rescale, pemotongan, dan pergeseran, yang membantu memperluas dataset dan mengurangi overfitting. Dengan memanfaatkan Image Data Generator, pengolahan dataset gambar menjadi lebih efisien dan cepat, serta menghasilkan batch gambar yang dapat digunakan secara efektif dalam melatih model deep learning. Berikut ini adalah keterangan dari komponen Image Data Generator yang digunakan dalam penelitian ini.

- `rescale = 1/255`, untuk merescale nilai piksel menjadi rentang [0, 1]
- `rotation_range = 45`, untuk merotasi gambar dalam rentang 45 derajat
- `width_shift_range = 0.2`, untuk menggeser secara horizontal dengan acak hingga 20% dari lebar gambar asli
- `height_shift_range = 0.2`, untuk menggeser secara vertikal dengan acak hingga 20% dari tinggi gambar asli
- `shear_range = 0.2`, untuk merubah gambar secara shear (geser diagonal) dalam rentang 0.2
- `zoom_range = 0.2`, untuk memperbesar atau memperkecil gambar secara acak hingga 20%
- `horizontal_flip = True`, untuk melakukan horizontal flipping secara acak
- `fill_mode = 'nearest'`, untuk memilih nilai piksel terdekat untuk mengisi ruang yang kosong

Dari komponen Image Data Generator diatas, diharapkan model deep learning dapat mempelajari fitur – fitur yang lebih kompleks dan memiliki kemampuan

generalisasi yang lebih baik pada data baru. Setelah menerapkan Image Data Generator, langkah selanjutnya adalah membuat model sequential. Model sequential adalah tipe model yang sering digunakan dalam pembangunan jaringan saraf tiruan (*neural network*) dengan arsitektur berurutan atau sekuensial. Model sequential yang digunakan untuk melatih model terdiri atas serangkaian lapisan yang tersusun berurutan.

Pertama, terdapat lapisan konvolusi dengan 32 filter berukuran 3x3 piksel, diikuti oleh fungsi aktivasi ReLU, dengan input gambar berukuran 300x300 piksel dan 3 channel (RGB). Setelahnya, diterapkan lapisan max pooling dengan ukuran 2x2 piksel untuk mereduksi dimensi gambar. Proses ini diulangi dengan lapisan konvolusi berikutnya menggunakan 64 filter berukuran 3x3 piksel dan lapisan max pooling kembali. Kemudian, diterapkan lapisan konvolusi dengan 128 filter berukuran 3x3 piksel dan fungsi aktivasi ReLU. Dilanjutkan dengan lapisan max pooling kembali. Lapisan konvolusi terakhir juga menggunakan 128 filter berukuran 3x3 piksel, diikuti oleh lapisan max pooling. Untuk mencegah overfitting, lapisan dropout dengan dropout rate 0.6 diterapkan. Selanjutnya, hasilnya diratakan menjadi vektor 1 dimensi. Lapisan terakhir terdapat dua lapisan dense, yaitu lapisan dengan 512 unit yang digunakan sebagai lapisan fully connected dengan aktivasi ReLU, serta lapisan output dengan 3 unit menggunakan aktivasi softmax untuk klasifikasi tiga kelas yang berbeda. Perhitungan proses konvolusi dengan menerapkan filter pada penelitian ini dapat diilustrasikan dengan contoh sebagai berikut.

Nilai Input

| | | | | |
|-----|-----|-----|-----|-----|
| 145 | 129 | 212 | 187 | 208 |
| 203 | 217 | 125 | 174 | 209 |
| 201 | 178 | 203 | 189 | 221 |
| 149 | 222 | 178 | 205 | 128 |
| 132 | 211 | 193 | 205 | 174 |

×

Filter

| | | |
|---|---|---|
| 0 | 1 | 0 |
| 1 | 0 | 1 |
| 0 | 1 | 0 |

=

Nilai Hasil

| | | |
|----|----|----|
| A1 | A2 | A3 |
| A4 | A5 | A6 |
| A7 | A8 | A9 |

Gambar 3. 14 Proses Perhitungan Filter *Convolutional Layer*

Pada gambar 3. 14 diatas, menunjukkan bagaimana perhitungan konvolusi pada *convolutional layer*, dengan menggunakan filter berukuran 3x3 dan *stride* 1. Stride

adalah parameter dalam konvolusi yang menentukan seberapa jauh filter bergerak di sepanjang input gambar setiap kali konvolusi diterapkan. Proses pergerakan filter ini terlihat dalam gambar 3. 15.

| | | | | |
|-----|-----|-----|-----|-----|
| 145 | 129 | 212 | 187 | 208 |
| 203 | 217 | 125 | 174 | 209 |
| 201 | 178 | 203 | 189 | 221 |
| 149 | 222 | 178 | 205 | 128 |
| 132 | 211 | 193 | 205 | 174 |

| | | | | |
|-----|-----|-----|-----|-----|
| 145 | 129 | 212 | 187 | 208 |
| 203 | 217 | 125 | 174 | 209 |
| 201 | 178 | 203 | 189 | 221 |
| 149 | 222 | 178 | 205 | 128 |
| 132 | 211 | 193 | 205 | 174 |

| | | | | |
|-----|-----|-----|-----|-----|
| 145 | 129 | 212 | 187 | 208 |
| 203 | 217 | 125 | 174 | 209 |
| 201 | 178 | 203 | 189 | 221 |
| 149 | 222 | 178 | 205 | 128 |
| 132 | 211 | 193 | 205 | 174 |

| | | | | |
|-----|-----|-----|-----|-----|
| 145 | 129 | 212 | 187 | 208 |
| 203 | 217 | 125 | 174 | 209 |
| 201 | 178 | 203 | 189 | 221 |
| 149 | 222 | 178 | 205 | 128 |
| 132 | 211 | 193 | 205 | 174 |

| | | | | |
|-----|-----|-----|-----|-----|
| 145 | 129 | 212 | 187 | 208 |
| 203 | 217 | 125 | 174 | 209 |
| 201 | 178 | 203 | 189 | 221 |
| 149 | 222 | 178 | 205 | 128 |
| 132 | 211 | 193 | 205 | 174 |

| | | | | |
|-----|-----|-----|-----|-----|
| 145 | 129 | 212 | 187 | 208 |
| 203 | 217 | 125 | 174 | 209 |
| 201 | 178 | 203 | 189 | 221 |
| 149 | 222 | 178 | 205 | 128 |
| 132 | 211 | 193 | 205 | 174 |

| | | | | |
|-----|-----|-----|-----|-----|
| 145 | 129 | 212 | 187 | 208 |
| 203 | 217 | 125 | 174 | 209 |
| 201 | 178 | 203 | 189 | 221 |
| 149 | 222 | 178 | 205 | 128 |
| 132 | 211 | 193 | 205 | 174 |

| | | | | |
|-----|-----|-----|-----|-----|
| 145 | 129 | 212 | 187 | 208 |
| 203 | 217 | 125 | 174 | 209 |
| 201 | 178 | 203 | 189 | 221 |
| 149 | 222 | 178 | 205 | 128 |
| 132 | 211 | 193 | 205 | 174 |

| | | | | |
|-----|-----|-----|-----|-----|
| 145 | 129 | 212 | 187 | 208 |
| 203 | 217 | 125 | 174 | 209 |
| 201 | 178 | 203 | 189 | 221 |
| 149 | 222 | 178 | 205 | 128 |
| 132 | 211 | 193 | 205 | 174 |

| | | | | |
|-----|-----|-----|-----|-----|
| 145 | 129 | 212 | 187 | 208 |
| 203 | 217 | 125 | 174 | 209 |
| 201 | 178 | 203 | 189 | 221 |
| 149 | 222 | 178 | 205 | 128 |
| 132 | 211 | 193 | 205 | 174 |

Gambar 3. 15 Posisi filter pada saat konvolusi

Lalu, hasil perkalian antara matriks deteksi fitur atau filter dan matriks pada input menjadi nilai dari *feature map*. Berikut adalah proses perhitungan *convolutional layer* berdasarkan contoh diatas.

$$A1 = (145 * 0) + (129 * 1) + (212 * 0) + (203 * 1) + (217 * 0) + (125 * 1) + (201 * 0) + (178 * 1) + (203 * 0) = 635$$

$$A2 = (129 * 0) + (212 * 1) + (187 * 0) + (217 * 1) + (125 * 0) + (174 * 1) + (178 * 0) + (203 * 1) + (189 * 0) = 806$$

$$A3 = (212 * 0) + (187 * 1) + (208 * 0) + (125 * 1) + (174 * 0) + (209 * 1) + (203 * 0) + (189 * 1) + (221 * 0) = 710$$

$$A4 = (203 * 0) + (217 * 1) + (125 * 0) + (201 * 1) + (178 * 0) + (203 * 1) + (149 * 0) + (222 * 1) + (178 * 0) = 843$$

$$A5 = (217 * 0) + (125 * 1) + (174 * 0) + (178 * 1) + (203 * 0) + (189 * 1) + (222 * 0) + (178 * 1) + (205 * 0) = 670$$

$$A6 = (125 * 0) + (174 * 1) + (209 * 0) + (203 * 1) + (189 * 0) + (221 * 1) + (178 * 0) + (205 * 1) + (128 * 0) = 803$$

$$A7 = (201 * 0) + (178 * 1) + (203 * 0) + (149 * 1) + (222 * 0) + (178 * 1) + (132 * 0) + (211 * 1) + (193 * 0) = 716$$

$$A8 = (178 * 0) + (203 * 1) + (189 * 0) + (222 * 1) + (178 * 0) + (205 * 1) + (211 * 0) + (193 * 1) + (205 * 0) = 823$$

$$A9 = (203 * 0) + (189 * 1) + (221 * 0) + (178 * 1) + (205 * 0) + (128 * 1) + (193 * 0) + (205 * 1) + (174 * 0) = 700$$

Dari perhitungan yang telah dilakukan diatas, maka didapatkan hasil matriks *convolutional layer* dari contoh tersebut yaitu:

| | | |
|-----|-----|-----|
| 635 | 806 | 710 |
| 843 | 670 | 803 |
| 716 | 823 | 700 |

3.2.4.1. Training Process

Dalam penelitian ini, data yang telah melalui beberapa tahap *pre – processing*, selanjutnya akan masuk ke dalam tahap training (*training process*). *Training process* merupakan tahapan di mana model atau algoritma belajar dari data yang diberikan. Proses ini melibatkan iterasi berulang kali melalui dataset yang diberikan, di mana model mencoba memahami pola atau hubungan di antara fitur – fitur yang ada.

Training process di penelitian ini dilaksanakan dalam beberapa tahap. Pertama, dalam tahap segmentasi citra, digunakan K-Means Clustering untuk mengelompokkan citra pada folder *training*. Proses dimulai dengan inisialisasi folder input dan output. Fungsi KMeansClustering kemudian digunakan untuk mengelompokkan citra berdasarkan jumlah kluster yang diinginkan. Hasilnya kemudian diklasifikasikan dengan Convolutional Neural Network (CNN). Proses *training* berjalan sekitar 4 jam dengan checkpoint yang memungkinkan pemulihan

jika terjadi gangguan. Data *training* yang dipakai berjumlah 540 data, data *validation* 360 data, dan data *testing* 45 data. Epoch pada *training process* ini berjumlah 70 epoch dengan batch size 8. Hasil dari *training process* adalah model yang akan digunakan pada *testing process*. Berikut adalah pseudocode dari *training process*.

```

FUNCTION KMeansClustering(Image, K):
  criteria <- (TERM_CRITERIA_EPS + TERM_CRITERIA_MAX_ITER, 10, 1.0)
  ret, label, center <- kmeans(Z, K, None, criteria, 10, KMEANS_RANDOM_CENTERS)
  center <- uint8(center)
  res <- center[label.flatten()]
  Clustered_Image <- res.reshape(Image.shape)
  RETURN Clustered_Image
FUNCTION main()
  // The main program logic is implemented here

```

```

create_model():
model <- Sequential()
model.add(Conv2D(32, (3, 3), activation='relu', input_shape=(300, 300, 3)))
model.add(MaxPooling2D(2, 2))
model.add(Conv2D(64, (3, 3), activation='relu'))
model.add(MaxPooling2D(2, 2))
model.add(Conv2D(128, (3, 3), activation='relu'))
model.add(MaxPooling2D(2, 2))
model.add(Conv2D(128, (3, 3), activation='relu'))
model.add(MaxPooling2D(2, 2))
model.add(Dropout(0.6))
model.add(Flatten())
model.add(Dense(512, activation='relu'))
model.add(Dense(3, activation='softmax'))

```

```

history <- model.fit(train_set,
epochs=70,
steps_per_epoch=train_set.samples // 8,
validation_data=validation_set,
validation_steps=validation_set.samples // 8,
verbose=1,
callbacks=[callbacks])

```

3.2.4.2. *Learned Model*

Hasil dari proses klasifikasi citra pada tahap *training* data adalah sebuah *learned model* dalam format h5 dan tflite. *Learned model* atau yang dapat disebut juga dengan *saved model* berisi struktur grafis dan parameter – parameter model yang telah disesuaikan selama proses pelatihan. Model ini memuat tiga kategori klasifikasi flek pada wajah, yaitu melasma, freckles, dan bekas peradangan jerawat. *Learned model* dengan format h5 digunakan untuk menyimpan model neural network dalam bentuk arsitektur grafis beserta bobotnya, sementara format tflite adalah format yang dioptimalkan khusus agar model dapat dijalankan dengan efisien pada perangkat mobile, seperti *smartphone* Android.

3.2.5. *Deployment*

Setelah *learned model* berhasil disimpan, langkah selanjutnya adalah melakukan *deployment* model. *Deployment* model adalah proses mengimplementasikan atau memasang serta mengintegrasikan model yang telah dilatih ke dalam aplikasi Android sehingga dapat digunakan dengan mudah oleh pengguna.

3.2.5.1. *TFLite Model*

Proses pengimplementasian model yang telah dilatih ke dalam aplikasi Android memerlukan *learned model* dalam format *TensorFlow Lite*. *Learned model* yang berukuran besar tersebut dikonversi ke *TFLite* model sehingga ukuran model menjadi ukuran biner yang lebih kecil dan lebih ringan untuk dijalankan pada perangkat Android.

3.2.6. Testing Process

Setelah proses *training* selesai dijalankan, tahap terakhir yang dilakukan adalah *testing process*. *Testing process* adalah tahapan yang dilakukan untuk menguji aplikasi dalam mengklasifikasikan jenis flek pada wajah. Proses ini dilakukan dengan menggunakan beberapa data yang belum pernah mengalami proses apapun, dengan tujuan untuk memastikan bahwa model yang telah terintegrasi memiliki kemampuan yang baik dalam mengenali dan mengklasifikasikan jenis flek.

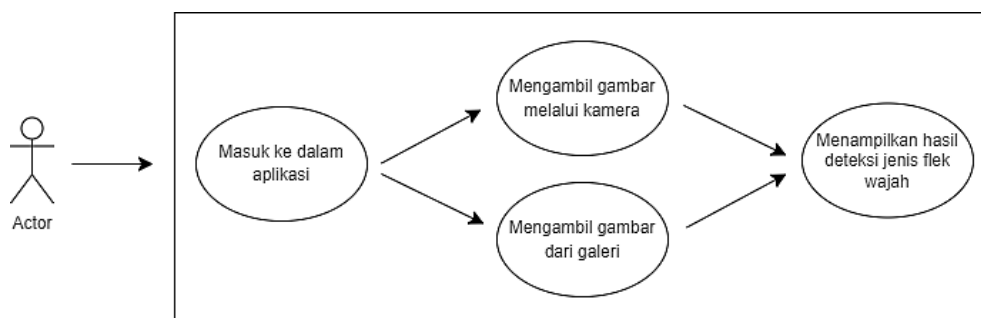
Tahap awal dalam *testing process* ini adalah melakukan *resizing* data yang digunakan sebagai data *testing*. Hal ini bertujuan untuk mengubah serta memastikan gambar yang diinput memiliki ukuran yang sama sehingga dapat memastikan konsistensi dan kelancaran proses analisis citra. Selanjutnya, gambar yang telah diinput akan diklasifikasikan ke dalam tiga kategori flek wajah, yaitu melasma, freckles, dan bekas peradangan jerawat.

3.3. Diagram Alur Kerja Sistem

Diagram alur kerja adalah representasi visual langkah – langkah atau proses yang terjadi dalam sistem secara berurutan. Diagram ini juga memperlihatkan interaksi antara sistem dengan pengguna. Ini mencakup bagaimana pengguna berinteraksi dengan sistem, seperti input yang diberikan oleh pengguna, respon yang diberikan oleh sistem, serta proses atau langkah – langkah yang dilakukan oleh pengguna dalam menggunakan sistem. Berikut beberapa diagram yang dapat menggambarkan alur kerja sistem dari penelitian ini.

3.3.1. Use Case Diagram

Use Case Diagram ialah representasi grafis langkah penggunaan sistem dan hubungannya dengan actor atau user yang berinteraksi dengan sistem. *Use Case Diagram* penelitian terlihat dalam gambar 3. 16.



Gambar 3. 16 *Use Case Diagram*

Deskripsi gambar 3. 16 :

1. Actor

Actor adalah orang yang memakai aplikasi, dimana mereka berinteraksi dengan sistem untuk memperoleh informasi hasil klasifikasi.

2. *Use Case*

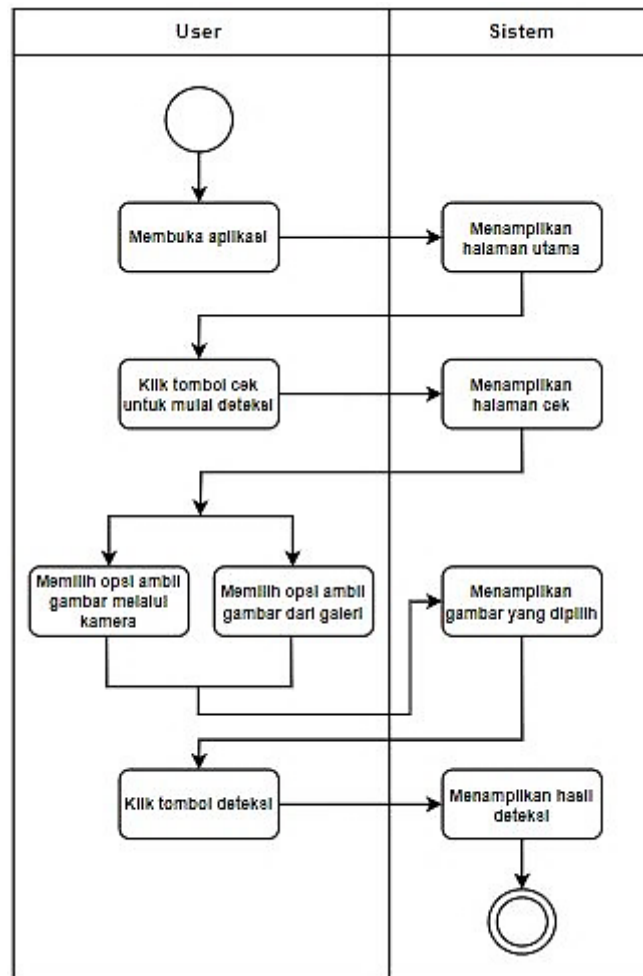
Use Case adalah proses menggambarkan bagaimana actor dapat memakai aplikasi. Penjelasan mengenai proses pada *Use Case* terlihat di tabel 3. 2.

Tabel 3. 2 Penjelasan *Use Case*

| Use Case | Deskripsi |
|--|--|
| Masuk ke dalam aplikasi | Kegiatan awal yang dilakukan pengguna agar masuk ke halaman awal aplikasi |
| Mengambil gambar melalui kamera | Kegiatan yang dilakukan pengguna untuk mengambil gambar flek wajah melalui kamera |
| Mengambil gambar dari galeri | Kegiatan yang dilakukan pengguna untuk mengambil gambar flek wajah dari galeri |
| Menampilkan hasil deteksi jenis flek wajah | Pengguna mendapatkan hasil deteksi jenis flek wajah dari gambar yang telah diinput |

3.3.2. Activity Diagram

Activity diagram ialah suatu bentuk diagram *Unified Modeling Language* (UML) untuk mengilustrasikan alur atau urutan aktivitas dalam suatu sistem. *Activity diagram* penelitian terlihat dalam gambar 3. 17.



Gambar 3. 17 Activity Diagram

Dalam gambar 3. 17 diatas menampilkan *Activity Diagram* yang diawali dari user yang membuka aplikasi, lalu sistem akan memberikan tampilan halaman utama. Kemudian, user dapat mengklik tombol cek untuk mulai deteksi, lalu sistem akan menampilkan halaman cek. Pada halaman cek, user dapat mengambil gambar flek pada wajah dengan memilih antara dua opsi, yaitu mengambil melalui kamera atau galeri. Setelah user mengambil gambar, sistem akan menampilkan gambar yang dipilih. Lalu untuk mulai mendeteksi jenis flek wajah, user dapat mengklik tombol deteksi dan sistem akan menampilkan hasil deteksinya.

3.4. Perancangan Antarmuka Sistem

Perancangan antarmuka sistem merujuk pada proses merancang tampilan visual dan interaksi pengguna pada sebuah sistem. Dimana akan membahas perancangan aplikasi

klasifikasi flek pada kulit wajah, agar pengguna mengetahui gambaran aplikasi dan memudahkan pengguna dalam memahami dan menggunakan aplikasi yang dibangun.

3.4.1. Rancangan Tampilan *Splashscreen*

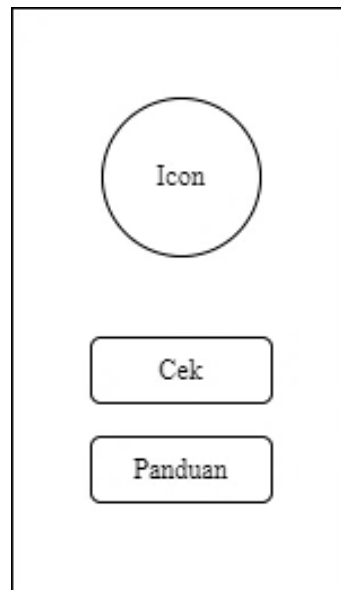
Splashscreen adalah tampilan pertama yang terlihat saat aplikasi dibuka. Tampilan splashscreen ini menampilkan judul aplikasi (penelitian), logo, informasi peneliti, dan institusi (jurusan) peneliti. Pada bagian bawah terdapat tombol mulai yang akan dipilih untuk menjalankan aplikasi. Rancangan tampilan *splashscreen* terlihat di gambar 3. 18.



Gambar 3. 18 Rancangan Tampilan Halaman *Splashscreen*

3.4.2. Rancangan Tampilan Halaman Awal

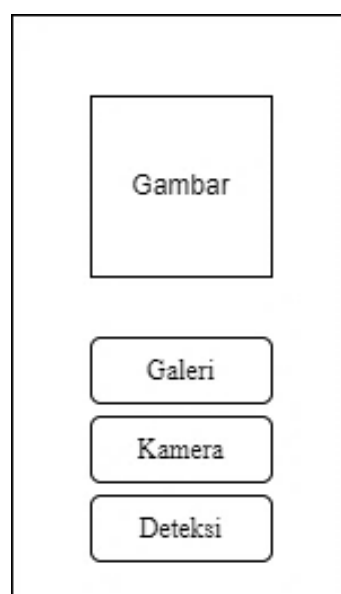
Halaman awal akan tampil sesaat setelah tombol mulai pada halaman *splashscreen* di – klik. Pada halaman awal ini terdapat icon, tombol cek, dan tombol panduan. Apabila pengguna ingin mengetahui bagaimana panduan penggunaan fitur deteksi flek pada aplikasi, pengguna dapat mengklik tombol panduan. Namun, apabila pengguna ingin langsung melakukan deteksi flek, pengguna dapat mengklik tombol cek. Rancangan tampilan halaman awal diperlihatkan gambar 3. 19.



Gambar 3. 19 Rancangan Tampilan Halaman Awal

3.4.3. Rancangan Tampilan Halaman Cek

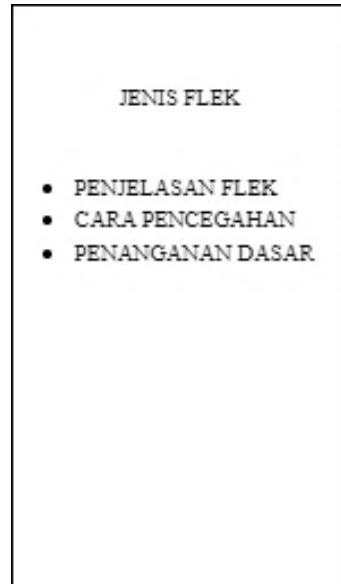
Cek adalah halaman di mana pengguna dapat mendeteksi jenis flek pada wajahnya. Halaman ini menampilkan tempat untuk input gambar, tombol kamera, tombol galeri, dan tombol deteksi. Pengguna dapat mengambil gambar flek pada wajah dengan memilih antara dua opsi, yaitu mengambil melalui kamera atau galeri. Setelah pengguna mengambil gambar, gambar yang telah dipilih akan tampil pada halaman. Lalu untuk mulai mendeteksi jenis flek wajah, pengguna dapat mengklik tombol deteksi. Rancangan tampilan halaman cek terlihat di gambar 3. 20.



Gambar 3. 20 Rancangan Tampilan Halaman Cek

3.4.4. Rancangan Tampilan Halaman Hasil

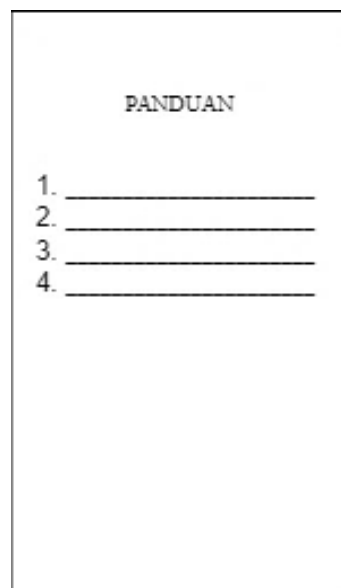
Halaman ini berisi hasil klasifikasi dari gambar yang sebelumnya diinput oleh pengguna pada halaman cek. Rancangan halaman hasil diperlihatkan gambar 3. 21.



Gambar 3. 21 Rancangan Tampilan Halaman Hasil

3.4.5. Rancangan Tampilan Halaman Panduan

Panduan ini menampilkan langkah – langkah penggunaan fitur deteksi pada aplikasi. Rancangan halaman panduan diperlihatkan gambar 3. 22.



Gambar 3. 22 Rancangan Tampilan Halaman Panduan

BAB 4

IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN SISTEM

4.1. Implementasi Sistem

Klasifikasi jenis flek pada kulit wajah dengan kombinasi algoritma K-Means Clustering dengan CNN dibangun dan diimplementasikan ke dalam sistem serta membutuhkan perangkat keras, perangkat lunak, serta data – data, meliputi:

4.1.1. Perangkat Keras dan Perangkat Lunak

Rincian perangkat keras dan lunak yang dipakai untuk pembangunan aplikasi, yakni:

1. *Processor Intel(R) Celeron(R) N4020 CPU @ 1.10GHz 1.10 GHz*
2. *RAM 4GB*
3. *Sistem operasi Windows 10 Home 64-bit*
4. *Android Studio Giraffe*
5. *Google Colab*
6. *TensorFlow Lite*

4.1.2. Implementasi Data

Data yang dipakai berupa citra yang terfokus pada area kulit wajah yang mengalami permasalahan flek. Data untuk proses pelatihan model diperoleh dari klinik kecantikan yaitu Kliniix Slimm dr.Imelda, Medan, Sumatera Utara. Sementara, data untuk pengujian diambil secara langsung dari beberapa tempat, yaitu dari masyarakat di wilayah Tanjung Anom, Kabupaten Deli Serdang, Sumatera Utara. Data pengujian diambil dengan menggunakan kamera smartphone beresolusi 16 MP yang berekstensi jpg. Total data keseluruhan yang digunakan adalah 945 data, terdiri dari 315 data melasma, 315 data freckles, dan 315 data bekas peradangan jerawat. Adapun beberapa contoh data untuk setiap jenis flek terlihat di gambar 4. 1, 4. 2, serta 4. 3.



Gambar 4. 1 Data Melasma



Gambar 4. 2 Data Freckles



Gambar 4. 3 Data Bekas Peradangan Jerawat

4.1.3. Implementasi Desain *Interface*

Implementasi desain dilakukan berdasarkan desain yang telah dirancang pada bab sebelumnya, yaitu:

4.1.3.1. Tampilan Halaman *Splashscreen*

Splashscreen adalah tampilan pertama yang terlihat saat aplikasi dibuka. Menampilkan judul aplikasi (penelitian), logo, informasi peneliti, institusi (jurusan) peneliti, dan juga tombol mulai untuk menjalankan aplikasi. Adapun tampilan *splashscreen* terlihat di gambar 4. 4.



Gambar 4. 4 Tampilan Halaman *Splashscreen*

4.1.3.2. Tampilan Halaman Awal

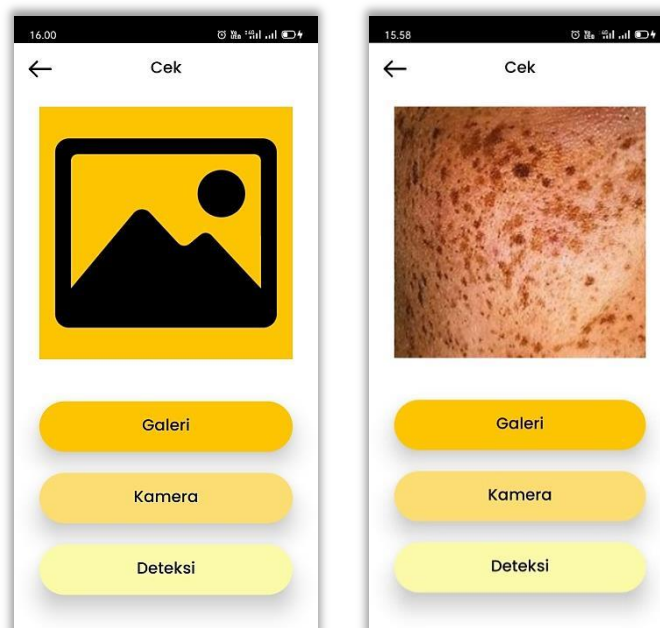
Sesudah tombol mulai pada *splashscreen* di – klik, pengguna akan diarahkan ke halaman awal yang berisi icon, tombol cek untuk deteksi flek, dan tombol panduan untuk melihat langkah – langkah penggunaan fitur deteksi flek. Adapun halaman awal terlihat di gambar 4. 5.



Gambar 4. 5 Tampilan Halaman Awal

4.1.3.3. Tampilan Halaman Cek

Di halaman cek, user memasukkan gambar flek pada wajah dan mengetahui jenis fleknya. Pengguna dapat memilih gambar dari kamera atau galeri, dan dapat memulai proses deteksi dengan mengklik tombol deteksi. Adapun tampilan halaman cek diperlihatkan gambar 4. 6.



Gambar 4. 6 Tampilan Halaman Cek

4.1.3.4. Tampilan Halaman Hasil

Halaman hasil memberikan hasil klasifikasi dari gambar yang dimasukkan pengguna pada halaman cek, termasuk jenis flek wajah, cara pencegahan, dan penanganan dasarnya. Tampilan halaman hasil terlihat di gambar 4. 7.



Gambar 4. 7 Tampilan Halaman Hasil

4.1.3.5. Tampilan Halaman Panduan

Panduan menyajikan instruksi tentang cara menggunakan fitur deteksi di aplikasi. Halaman panduan diperlihatkan gambar 4. 8.



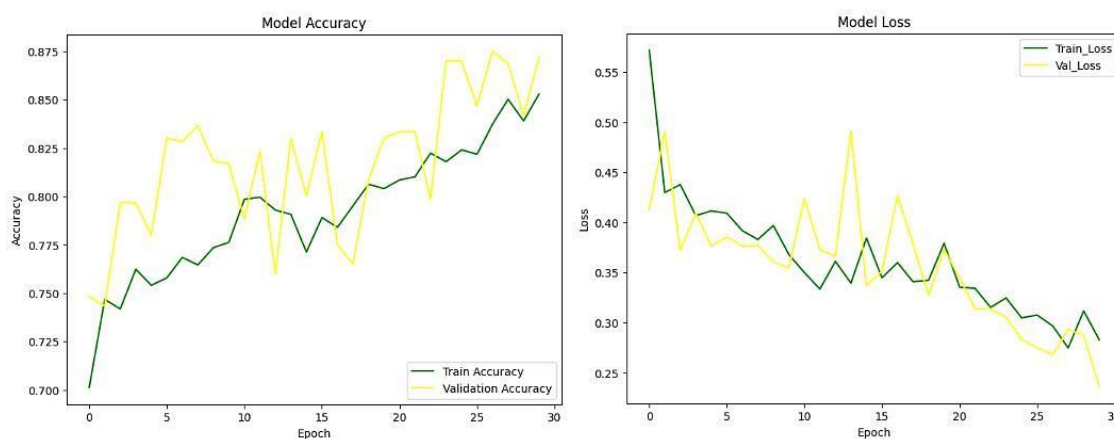
Gambar 4. 8 Tampilan Halaman Panduan

4.2. Pelatihan Sistem

Proses pelatihan sistem dibangun dengan menggunakan K-Means Clustering dan CNN menggunakan dataset berjumlah 945 citra flek wajah, yang terdiri dari 315 data melasma, 315 data freckles, dan 315 data bekas peradangan jerawat. Pembagian dataset untuk pelatihan sistem terdapat pada tabel 3. 1.

Dalam melatih model menggunakan CNN, data yang digunakan untuk proses pelatihan adalah data hasil segmentasi citra K – Means Clustering. Namun sebelum melakukan proses pelatihan dengan data segmentasi tersebut, dilakukan percobaan pelatihan hanya dengan menggunakan CNN tanpa menggunakan data segmentasi K – Means Clustering, melainkan hanya menggunakan data hasil dari proses *sharpening*. Hal ini bertujuan untuk membandingkan dan mengevaluasi apakah penggunaan K – Means Clustering memberikan peningkatan kinerja dibandingkan dengan tanpa K – Means Clustering.

Percobaan pelatihan model tanpa K – Means Clustering dilakukan dengan menggunakan jumlah epoch 30 dengan batch size 8, serta menerapkan learning rate 0.0001 untuk membantu stabilitas konvergensi model. Hasil dari percobaan ini terlihat melalui grafik dalam gambar 4. 9.



Gambar 4. 9 Grafik Model Accuracy & Model Loss Percobaan tanpa K – Means

Percobaan yang dilakukan sebelumnya menunjukkan bahwa tingkat akurasi yang dicapai hanya sebesar 85% dengan proses peningkatan akurasi yang tidak stabil. Begitu pula dengan nilai loss yang menunjukkan ketidakstabilan dalam penurunannya.

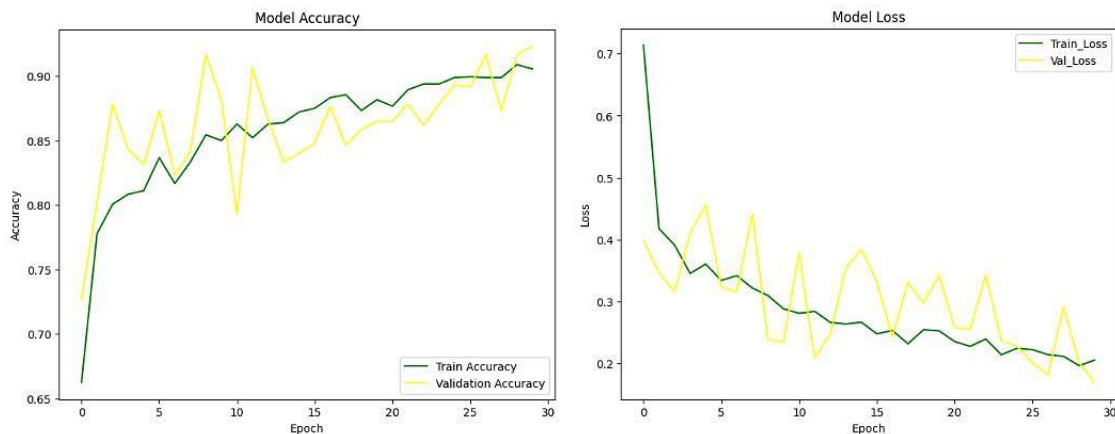
Hal ini menandakan bahwa model belum mencapai tingkat konsistensi yang diinginkan dalam mempelajari pola dari data.

Selanjutnya, dilakukan percobaan dengan melibatkan K– Means Clustering yaitu dengan menggunakan data hasil segmentasi citra K–Means Clustering dalam pelatihan modelnya. Dalam menerapkan algoritma K–Means Clustering untuk melakukan segmentasi citra, beberapa parameter yang digunakan, yaitu:

1. ‘Image’ : Parameter ini merujuk pada citra input yang akan diterapkan algoritma K–Means Clustering.
2. ‘K’ : Parameter ini merupakan jumlah cluster yang diinginkan untuk proses clustering. Nilai K menentukan seberapa banyak cluster atau warna yang akan digunakan untuk mewakili hasil segmentasi.
3. ‘criteria’ : Parameter ini digunakan untuk menentukan kriteria penghentian iterasi dalam proses pada clustering.

Dengan parameter – parameter tersebut, algoritma K–Means Clustering kemudian diimplementasikan pada data input dengan jumlah cluster yang diinginkan (K). Proses clustering menghasilkan label – cluster untuk setiap piksel dalam gambar dan menyimpan titik pusat cluster (centroid). Label – cluster tersebut digunakan untuk menghasilkan gambar hasil segmentasi dengan mengganti setiap piksel dalam gambar input dengan nilai piksel dari centroid cluster yang sesuai. Setelah itu, gambar hasil segmentasi dikembalikan dari bentuk sebelumnya yang berupa tipe data float32 menjadi tipe data array NumPy, sehingga gambar dapat disimpan dan digunakan dalam proses klasifikasi menggunakan CNN.

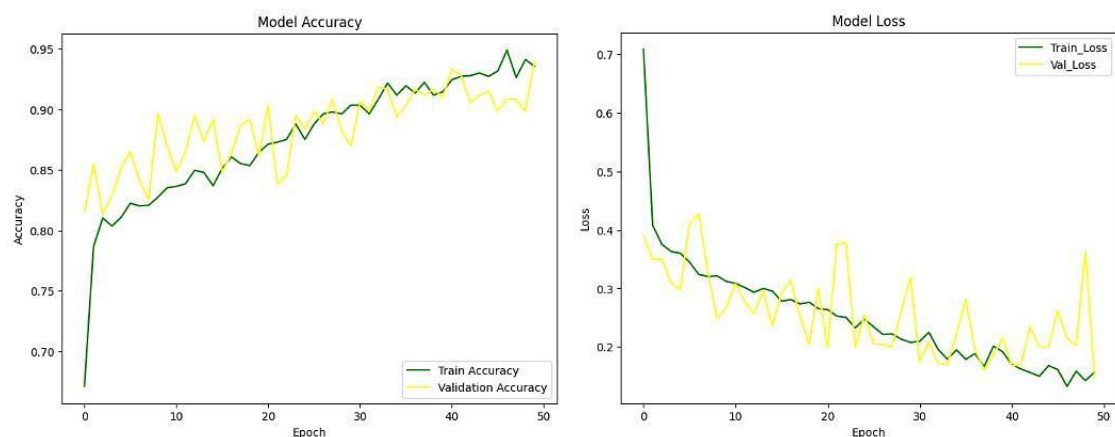
Proses pelatihan model dengan CNN yang melibatkan data segmentasi ini dilakukan dengan percobaan menggunakan jumlah epoch, batch size, dan learning rate yang sama dengan percobaan tanpa K – Means Clustering sebelumnya. Hal ini dilakukan agar dapat membandingkan hasil dari kedua percobaan tersebut. Hasil dari percobaan ini terlihat melalui grafik dalam gambar 4. 10.



Gambar 4. 10 Grafik Model Accuracy & Model Loss pada Epoch 30

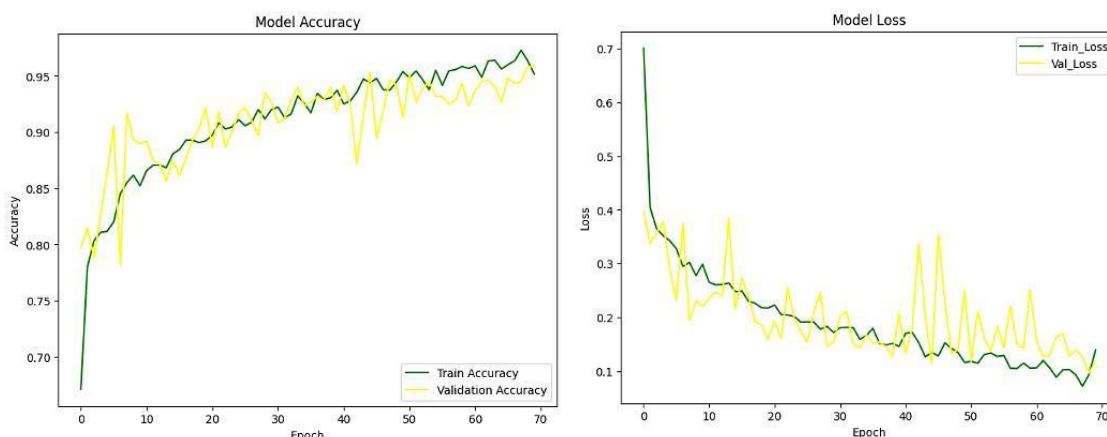
Percobaan dengan melibatkan K – Means Clustering ini menghasilkan akurasi yang lebih tinggi jika dibandingkan dengan percobaan tanpa K – Means Clustering, yaitu mencapai 90%. Selain itu, terlihat bahwa proses peningkatan akurasi pada percobaan dengan K – Means Clustering cenderung lebih stabil, begitupun untuk nilai loss-nya. Dari hasil ini, dapat disimpulkan bahwa melibatkan K – Means Clustering dalam pelatihan model dapat memberikan peningkatan kinerja model yang signifikan, yang dapat berdampak positif pada akurasi dan stabilitas model yang dihasilkan.

Percobaan selanjutnya difokuskan dengan melibatkan K – Means Clustering, menggunakan batch size dan learning rate yang sama namun dengan menaikkan jumlah epochnya menjadi 50. Dengan menaikkan jumlah epoch tersebut, percobaan berhasil mendapatkan akurasi sebesar 93%. Grafik percobaan tersebut diperlihatkan gambar 4. 11.



Gambar 4. 11 Grafik Model Accuracy & Model Loss pada Epoch 50

Jika dilihat dari grafik dalam gambar 4. 10 dan juga 4. 11 di atas, percobaan dengan epoch 50 menunjukkan proses peningkatan akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan percobaan epoch 30, namun nilai loss pada epoch 50 ini masih belum menunjukkan kestabilan dalam penurunan di proses terakhirnya. Selanjutnya, dilakukan percobaan kembali dengan menaikkan jumlah epochnya menjadi 70, dan berhasil mendapatkan akurasi sebesar 95%, dengan menampilkan grafik di gambar 4. 12.

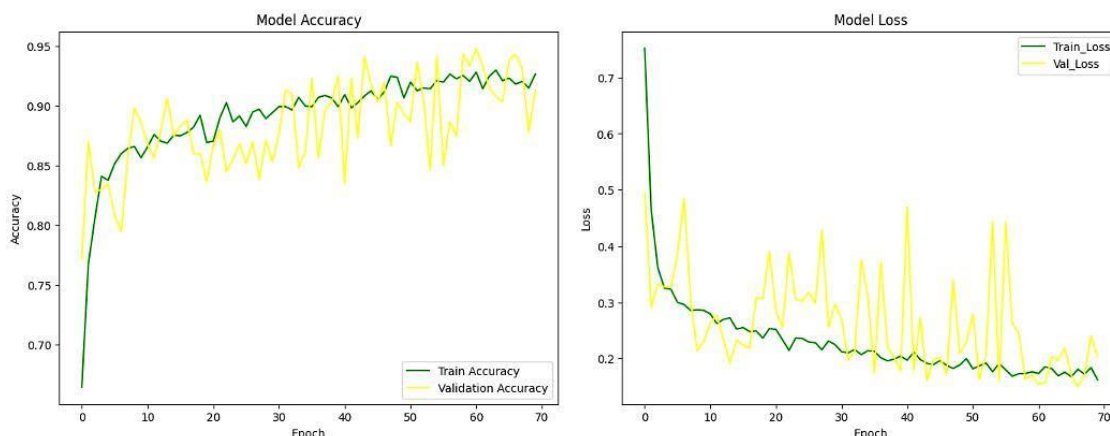


Gambar 4. 12 Grafik Model Accuracy & Model Loss pada Epoch 70

Dari grafik pada gambar 4. 11 dan 4. 12 di atas, dibandingkan dengan percobaan epoch 50, percobaan epoch 70 menunjukkan proses peningkatan akurasi yang lebih baik dan stabil, seiring dengan nilai loss yang menunjukkan penurunannya. Melihat hasil beberapa percobaan yang telah dilakukan, sejalan dengan temuan dari penelitian Nashrullah *et al.* (2020), yang menunjukkan dengan menaikkan jumlah epoch dapat berpengaruh pada kenaikan performa sistem. Hal ini dikarenakan peningkatan jumlah epoch membuat performa dari sistem yang dirancang juga meningkat seiring dengan kemampuan sistem untuk generalisasi data berdasarkan pembaruan bobot (weight) dan bias serta pembelajaran yang dilakukan pada epoch sebelumnya. Hal ini juga sejalan dengan penelitian Yudianto *et al.* (2020) yang menjelaskan penggunaan nilai epoch memiliki dampak yang signifikan pada tingkat akurasi, semakin tinggi nilai epoch yang diterapkan, maka semakin baik nilai akurasi yang diperoleh.

Setelah melakukan percobaan epoch 70 dengan melibatkan K – Means Clustering, selanjutnya dilakukan percobaan tanpa melibatkan K – Means Clustering untuk melihat perbandingan hasil dari kedua percobaan tersebut jika menggunakan

epoch 70, serta memvalidasi bahwa proses melibatkan K – Means Clustering lebih baik dibandingkan tanpa K – Means Clustering. Percobaan epoch 70 tanpa K – Means Clustering hanya berhasil mendapatkan akurasi sebesar 92% dengan menampilkan grafik di gambar 4. 13.



Gambar 4. 13 Grafik Model Accuracy & Model Loss Epoch 70 tanpa
K – Means

Dari grafik pada gambar 4. 13 di atas, percobaan epoch 70 tanpa melibatkan K – Means Clustering menunjukkan hasil yang kurang stabil dengan proses peningkatan akurasi yang naik dan turun, serta nilai loss yang tidak menurun dengan stabil. Ini menunjukkan bahwa melibatkan K – Means Clustering dapat menghasilkan proses yang lebih optimal dengan peningkatan akurasi serta penurunan nilai loss yang lebih baik dan stabil. Berikut adalah nilai tiap – tiap epoch pada percobaan terakhir yaitu dengan epoch 70 dan batch size 8 melibatkan proses K – Means Clustering diperlihatkan tabel 4. 1.

Tabel 4. 1 Nilai Tiap Epoch

| <i>epoch</i> | <i>loss</i> | <i>accuracy</i> | <i>val_loss</i> | <i>val_accuracy</i> |
|--------------|-------------|-----------------|-----------------|---------------------|
| 1 | 0.7001 | 0.6713 | 0.3979 | 0.7967 |
| 2 | 0.4040 | 0.7801 | 0.3376 | 0.8150 |
| 3 | 0.3644 | 0.8034 | 0.3582 | 0.7883 |
| 4 | 0.3519 | 0.8107 | 0.3777 | 0.8267 |
| 5 | 0.3425 | 0.8118 | 0.2899 | 0.8633 |

| | | | | |
|----|--------|--------|--------|--------|
| 6 | 0.3279 | 0.8201 | 0.2315 | 0.9050 |
| 7 | 0.2948 | 0.8451 | 0.3750 | 0.7817 |
| 8 | 0.3024 | 0.8551 | 0.1945 | 0.9167 |
| 9 | 0.2779 | 0.8617 | 0.2313 | 0.8933 |
| 10 | 0.2988 | 0.8523 | 0.2205 | 0.8900 |
| 11 | 0.2656 | 0.8656 | 0.2358 | 0.8917 |
| 12 | 0.2607 | 0.8706 | 0.2474 | 0.8750 |
| 13 | 0.2613 | 0.8706 | 0.2401 | 0.8717 |
| 14 | 0.2643 | 0.8684 | 0.3836 | 0.8567 |
| 15 | 0.2479 | 0.8806 | 0.2159 | 0.8750 |
| 16 | 0.2494 | 0.8845 | 0.2737 | 0.8617 |
| 17 | 0.2304 | 0.8928 | 0.2397 | 0.8767 |
| 18 | 0.2266 | 0.8928 | 0.1924 | 0.8933 |
| 19 | 0.2182 | 0.8906 | 0.1871 | 0.9033 |
| 20 | 0.2174 | 0.8923 | 0.1586 | 0.9217 |
| 21 | 0.2232 | 0.8973 | 0.1939 | 0.8867 |
| 22 | 0.2054 | 0.9084 | 0.1609 | 0.9183 |
| 23 | 0.2046 | 0.9028 | 0.2558 | 0.8867 |
| 24 | 0.2020 | 0.9045 | 0.1969 | 0.9000 |
| 25 | 0.1915 | 0.9112 | 0.1741 | 0.9167 |
| 26 | 0.1919 | 0.9056 | 0.1551 | 0.9217 |
| 27 | 0.1914 | 0.9089 | 0.2103 | 0.9100 |
| 28 | 0.1783 | 0.9200 | 0.2466 | 0.8967 |
| 29 | 0.1838 | 0.9117 | 0.1464 | 0.9350 |
| 30 | 0.1722 | 0.9200 | 0.1539 | 0.9267 |
| 31 | 0.1813 | 0.9223 | 0.2029 | 0.9083 |
| 32 | 0.1817 | 0.9128 | 0.2109 | 0.9117 |

| | | | | |
|----|--------|--------|--------|--------|
| 33 | 0.1812 | 0.9162 | 0.1505 | 0.9283 |
| 34 | 0.1597 | 0.9323 | 0.1435 | 0.9400 |
| 35 | 0.1664 | 0.9256 | 0.1674 | 0.9233 |
| 36 | 0.1799 | 0.9173 | 0.1527 | 0.9267 |
| 37 | 0.1521 | 0.9345 | 0.1545 | 0.9317 |
| 38 | 0.1490 | 0.9289 | 0.1454 | 0.9283 |
| 39 | 0.1519 | 0.9306 | 0.1275 | 0.9400 |
| 40 | 0.1465 | 0.9373 | 0.2082 | 0.9183 |
| 41 | 0.1707 | 0.9250 | 0.1333 | 0.9417 |
| 42 | 0.1725 | 0.9278 | 0.1813 | 0.9250 |
| 43 | 0.1534 | 0.9356 | 0.3372 | 0.8717 |
| 44 | 0.1270 | 0.9473 | 0.2041 | 0.9150 |
| 45 | 0.1352 | 0.9439 | 0.1140 | 0.9533 |
| 46 | 0.1286 | 0.9478 | 0.3532 | 0.8950 |
| 47 | 0.1530 | 0.9378 | 0.2297 | 0.9183 |
| 48 | 0.1427 | 0.9373 | 0.1326 | 0.9467 |
| 49 | 0.1349 | 0.9445 | 0.1401 | 0.9417 |
| 50 | 0.1165 | 0.9539 | 0.2504 | 0.9133 |
| 51 | 0.1186 | 0.9484 | 0.1177 | 0.9517 |
| 52 | 0.1151 | 0.9545 | 0.2115 | 0.9267 |
| 53 | 0.1311 | 0.9467 | 0.1623 | 0.9383 |
| 54 | 0.1341 | 0.9378 | 0.1382 | 0.9450 |
| 55 | 0.1277 | 0.9550 | 0.1832 | 0.9317 |
| 56 | 0.1296 | 0.9417 | 0.1443 | 0.9317 |
| 57 | 0.1058 | 0.9545 | 0.2206 | 0.9250 |
| 58 | 0.1054 | 0.9556 | 0.1505 | 0.9283 |
| 59 | 0.1153 | 0.9584 | 0.1435 | 0.9433 |

| | | | | |
|----|--------|--------|--------|--------|
| 60 | 0.1059 | 0.9567 | 0.2504 | 0.9233 |
| 61 | 0.1067 | 0.9589 | 0.1560 | 0.9367 |
| 62 | 0.1204 | 0.9489 | 0.1276 | 0.9450 |
| 63 | 0.1064 | 0.9634 | 0.1294 | 0.9467 |
| 64 | 0.0891 | 0.9639 | 0.1636 | 0.9400 |
| 65 | 0.1028 | 0.9561 | 0.1704 | 0.9267 |
| 66 | 0.1034 | 0.9600 | 0.1286 | 0.9483 |
| 67 | 0.0932 | 0.9634 | 0.1397 | 0.9433 |
| 68 | 0.0723 | 0.9728 | 0.1265 | 0.9450 |
| 69 | 0.0946 | 0.9634 | 0.0967 | 0.9583 |
| 70 | 0.1397 | 0.9517 | 0.1198 | 0.9583 |

4.3. Pengujian Sistem

Uji sistem dilakukan guna melihat kinerja sistem yang telah dibuat. Data pengujian berjumlah 45 data citra flek wajah, dengan 15 data untuk setiap jenis flek. Sistem akan mengklasifikasikan citra flek wajah ke dalam 3 kategori, yaitu melasma, freckles, dan bekas peradangan jerawat. Namun, sebelum melakukan pengujian dengan model yang melibatkan proses K – Means Clustering, dilakukan terlebih dahulu pengujian dengan model tanpa K – Means Clustering yang sebelumnya hanya menunjukkan akurasi 92% dan proses peningkatan akurasi yang terlihat pada grafik 4. 13. Hasil pengujian sistem tersebut diperlihatkan pada *confusion matrix* dalam tabel 4. 2.




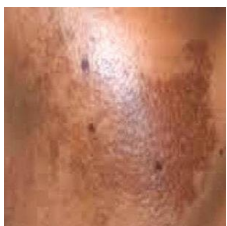
Tabel 4. 2 *Confusion Matrix* Pengujian tanpa K – Means







| | | Prediksi | | |
|--------|--------------------------|----------|----------|--------------------------|
| | | Melasma | Freckles | Bekas peradangan jerawat |
| Aktual | Melasma | 14 | 0 | 1 |
| | Freckles | 0 | 9 | 6 |
| | Bekas peradangan jerawat | 2 | 0 | 13 |






Melalui tabel 4. 2 di atas terdapat 9 data citra flek wajah yang salah klasifikasi, yaitu 1 data melasma yang salah klasifikasi menjadi bekas peradangan jerawat, 6 data freckles yang salah klasifikasi menjadi bekas peradangan jerawat, dan 2 data bekas peradangan jerawat yang salah klasifikasi menjadi melasma. Hal ini menunjukkan bahwa menggunakan model tanpa K – Means Clustering tersebut menghasilkan klasifikasi yang kurang akurat dan banyak data yang salah prediksi.

Selanjutnya, akan dilakukan pengujian dengan model terbaik yaitu model yang melibatkan K – Means Clustering, yang menunjukkan akurasi 95% serta peningkatan akurasi yang terlihat pada grafik 4. 12. Adapun beberapa contoh hasil pengujian sistem diperlihatkan pada tabel 4. 3.

Tabel 4. 3 Hasil Pengujian Klasifikasi Jenis Flek Wajah

| No. | Citra | Manual | Sistem | Status |
|-----|---|---------|---------|--------|
| 1 |  | Melasma | Melasma | Benar |
| 2 |  | Melasma | Melasma | Benar |
| 3 |  | Melasma | Melasma | Benar |
| 4 |  | Melasma | Melasma | Benar |

| | | | | |
|----|---|----------|--------------------------|-------|
| 5 |  | Melasma | Melasma | Benar |
| 6 |  | Freckles | Freckles | Benar |
| 7 |  | Freckles | Freckles | Benar |
| 8 |  | Freckles | Freckles | Benar |
| 9 |  | Freckles | Bekas peradangan jerawat | Salah |
| 10 |  | Freckles | Bekas peradangan jerawat | Salah |

| | | | | |
|----|---|--------------------------|--------------------------|-------|
| 11 |  | Bekas peradangan jerawat | Bekas peradangan jerawat | Benar |
| 12 |  | Bekas peradangan jerawat | Bekas peradangan jerawat | Benar |
| 13 |  | Bekas peradangan jerawat | Melasma | Salah |
| 14 |  | Bekas peradangan jerawat | Bekas peradangan jerawat | Benar |
| 15 |  | Bekas peradangan jerawat | Bekas peradangan jerawat | Benar |

Tabel diatas merupakan contoh dari 15 pengujian (*testing*) aplikasi yang dilakukan. Untuk pengujian lengkapnya dapat dilihat pada lampiran penelitian. Dari pengujian aplikasi menggunakan 45 data, terdapat 3 data yang salah diklasifikasi, yaitu 2 data freckles dan 1 data bekas peradangan jerawat. Adapun *confusion matrix* penelitian terlihat dalam tabel 4. 4.

Tabel 4. 4 *Confusion Matrix* Pengujian dengan K – Means

| | | Prediksi | | |
|--------|--------------------------|----------|----------|--------------------------|
| | | Melasma | Freckles | Bekas peradangan jerawat |
| Aktual | Melasma | 15 | 0 | 0 |
| | Freckles | 0 | 13 | 2 |
| | Bekas peradangan jerawat | 1 | 0 | 14 |

Melalui tabel 4. 4 diatas terlihat 2 data citra flek wajah dengan jenis freckles mengalami kesalahan prediksi, dan 1 data citra flek wajah dengan jenis bekas peradangan jerawat juga mengalami kesalahan prediksi. Jika dibandingkan dengan pengujian sistem tanpa K – Means Clustering, pengujian dengan model yang melibatkan K – Means Clustering menunjukkan kesalahan klasifikasi yang lebih sedikit. Hal ini menunjukkan bahwa performa model dengan K – Means Clustering lebih baik dalam mengklasifikasikan jenis flek wajah. Maka dari itu, dari data hasil pengujian sistem tersebut dapat diambil nilai *True Positive* (TP), *False Positive* (FP), serta *False Negative* (FN). Ketiga nilai terlihat dalam tabel 4. 5.

Tabel 4. 5 Nilai TP, FP, dan FN

| | TP | FP | FN |
|--------------------------|----|----|----|
| Melasma | 15 | 0 | 1 |
| Freckles | 13 | 2 | 0 |
| Bekas peradangan jerawat | 14 | 1 | 2 |

Tabel 4. 5 menunjukkan terdapat 42 data bernilai TP, 3 data bernilai FP, dan 3 data bernilai FN. Dengan nilai – nilai tersebut, dapat dihitung nilai *precision*, *recall*, serta *F1 – score* untuk masing – masing data tiap tingkatan klasifikasi.

a. Precision

Rumus perhitungan *precision* terdapat pada persamaan 2. 4.

$$Precision \text{ melasma} = \frac{15}{15} \times 100\% = 100\%$$

$$Precision \text{ freckles} = \frac{13}{15} \times 100\% = 86.66\%$$

$$Precision \text{ bekas peradangan jerawat} = \frac{14}{15} \times 100\% = 93.33\%$$

b. Recall

Rumus perhitungan *recall* terdapat pada persamaan 2. 5.

$$Recall \text{ melasma} = \frac{15}{16} \times 100\% = 93.75\%$$

$$Recall \text{ freckles} = \frac{13}{13} \times 100\% = 100\%$$

$$Recall \text{ bekas peradangan jerawat} = \frac{14}{16} \times 100\% = 87.5\%$$

c. F1 – score

Rumus perhitungan *F1 – score* terdapat pada persamaan 2. 6.

$$F1 - score \text{ melasma} = 2 \times \frac{(0.9375 \times 1.00)}{(0.9375 + 1.00)} \times 100\% = 96.77\%$$

$$F1 - score \text{ freckles} = 2 \times \frac{(1.00 \times 0.8666)}{(1.00 + 0.8666)} \times 100\% = 92.85\%$$

$$F1 - score \text{ bekas peradangan jerawat} = 2 \times \frac{(0.875 \times 0.9333)}{(0.875 + 0.9333)} \times 100\% = 90.32\%$$

Dari perhitungan diatas, dapat dibuat sebuah tabel nilai berikut.

Tabel 4. 6 Nilai *Precision*, *Recall*, dan *F1 – Score*

| | <i>Precision</i> | <i>Recall</i> | <i>F1 – score</i> |
|---------------------------------|------------------|---------------|-------------------|
| Melasma | 100% | 93.75% | 96.77% |
| Freckles | 86.66% | 100% | 92.85% |
| Bekas peradangan jerawat | 93.33% | 87.5% | 90.32% |

Berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan, didapatkan sebanyak 42 data dengan klasifikasi bernilai benar dari seluruh jumlah data yaitu 45 data. Adapun 45 data tersebut terdiri dari 15 data melasma, 15 data freckles, dan 15 data bekas

peradangan jerawat. Dengan hasil klasifikasi tersebut, dapat dihitunglah nilai akurasi dengan rumus perhitungan yang dapat dilihat pada persamaan 2. 3.

$$\text{Accuracy} = \frac{15 + 13 + 14}{45} \times 100\% = \frac{42}{45} \times 100\% = 93.33\%$$

Dengan perhitungan diatas, didapatkan tingkat akurasi pada penelitian dengan menggunakan K – Means Clustering dan CNN ini yaitu sebesar 93.33%. Adapun kesalahan sistem dalam mengklasifikasi citra freckles menjadi bekas peradangan jerawat ini dapat disebabkan karena tidak terlalu signifikannya perbedaan warna, ciri, dan bentuk dari keduanya. Begitupun juga dengan citra bekas peradangan jerawat dan melasma. Intensitas cahaya serta jarak saat pengambilan gambar juga berpengaruh terhadap hasil klasifikasi. Selain itu, untuk menangkap bentuk yang jelas dari flek wajah, gambar harus memiliki ketajaman atau resolusi yang tinggi. Oleh karena itu resolusi dari gambar juga dapat menyebabkan kesalahan dalam mengklasifikasi.

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan

Kesimpulan penelitian klasifikasi jenis flek pada kulit wajah dengan menggunakan K–Means Clustering dan CNN, yaitu:

1. Penggabungan metode K–Means Clustering dan CNN dengan *pre – trained sequential model* mampu mendeteksi jenis flek pada kulit wajah dengan tingkat akurasi sebesar 93.33%.
2. Pemilihan jumlah epoch dan batch size yang sesuai dapat meningkatkan keakuratan dan berpengaruh pada keberhasilan proses klasifikasi.

5.2. Saran

Saran untuk penelitian berikutnya, yaitu:

1. Dalam penelitian berikutnya, diharapkan dapat membangun sistem yang mampu melakukan klasifikasi jenis flek pada kulit wajah secara real time.
2. Dalam penelitian berikutnya, diharapkan dapat mengembangkan sistem yang mampu melakukan klasifikasi jenis flek pada kulit wajah dengan jumlah lebih dari satu jenis flek dalam sekali klasifikasi.
3. Dalam penelitian berikutnya, diharapkan dapat menerapkan metode klasifikasi lainnya agar dilihat perbandingan dengan hasil yang telah didapat dengan metode K–Means Clustering dan CNN.





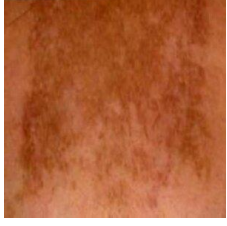

DAFTAR PUSTAKA







- Anjani, N. L. A. K., & Laksmiani, N. P. L. (2023). Potensi Isokuersitritin Sebagai Agen Antihiperpigmentasi Secara In Silico Dengan Metode Molecular Docking. *Prosiding Workshop Dan Seminar Nasional Farmasi*, 1(January), 171–181. <https://doi.org/10.24843/wsnf.2022.v01.i01.p14>
- Dijaya, R. (2023). *Buku Ajar Pengolahan Citra Digital*. UMSIDA PRESS. <https://doi.org/10.21070/2023/978-623-464-075-5>
- Kim, M., & Song, M. H. (2023). High Performing Facial Skin Problem Diagnosis with Enhanced Mask R-CNN and Super Resolution GAN. *Applied Sciences (Switzerland)*, 13(2). <https://doi.org/10.3390/app13020989>
- Liang, Y., Sun, L., Ser, W., Lin, F., Tay, E. Y., Gan, E. Y., Thng, T. G., & Lin, Z. (2017). Hybrid threshold optimization between global image and local regions in image segmentation for melasma severity assessment. *Multidimensional Systems and Signal Processing*, 28(3), 977–994. <https://doi.org/10.1007/s11045-015-0375y>
- Minerva, P. (2018). Hiperpigmentasi Kulit. *Jurnal Pendidikan Dan Keluarga*. <https://doi.org/10.31227/osf.io/9awq6>
- Nurkhasanah, N., & Murinto, M. (2022). Klasifikasi Penyakit Kulit Wajah Menggunakan Metode Convolutional Neural Network. *Sainteks*, 18(2), 183. <https://doi.org/10.30595/sainteks.v18i2.13188>
- Patel, S. A., Dave, J. B., & Mehta, T. Y. (2020). Review on Skin Hyperpigmentation : Etiology, Diagnosis and Treatment. *Journal Of Pharmaceutical Science*. http://www.jpsbr.org/volume_10/Issue_1_hm_files/JPSBR20RS1013.pdf



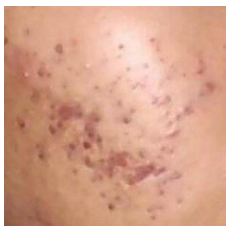

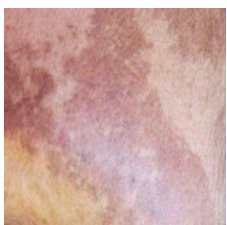
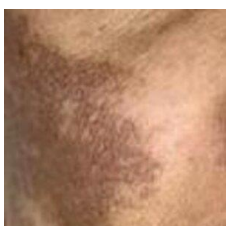
- Peng, J., Gao, R., Nguyen, L., Liang, Y., Thng, S., & Lin, Z. (2019). Classification of Non-Tumorous Facial Pigmentation Disorders Using Improved Smote and Transfer Learning. *Proceedings - International Conference on Image Processing, ICIP*, 220–224. <https://doi.org/10.1109/ICIP.2019.8802993>
- Ramadani Lubis, N. I., Saniman, S., & Halim, J. (2022). Sistem Pakar Mendiagnosa Penyakit Ephelis (Flek Hitam) Pada Kulit Wajah Dengan Menggunakan Metode Teorema Bayes. *J-SISKO TECH*, 5(1), 33. <https://doi.org/10.53513/jsk.v5i1.4076>
- Romadhona, D. M. (2023). *Ketahui Perbedaan Freckles, Melasma, dan Flek Hitam*. Orami. <https://www.orami.co.id/magazine/freckles>
- Sarkar, R., & Das, A. (2019). Postinflammatory hyperpigmentation: what we should know. <https://doi.org/10.4103/Pigmentinternational.Pigmentinternational>
- Setyawan, M. A. N., Muhimmah, I., & Kurniawardhani, A. (2019). Deteksi Pigmen Bintik Hitam Kulit Pada Citra Wajah Dengan Teknik Pengolahan Citra. *Universitas Islam Indonesia*. <https://dspace.uui.ac.id/handle/123456789/18043>
- Sinaulan, C. D., & Hantara, A. (2021). Model Klasifikasi Permasalahan Kulit Wajah Menggunakan Metode Support Vector Machine. *Jurnal Pendidikan Dan Kewirausahaan*, 9(1), 297–308. <https://doi.org/10.47668/pkwu.v9i1.246>
- Siregar, H. A. (2019). Implementasi Metode Sharpening Untuk Memperbaiki Kualitas Citra. *Pelita Informatika*, 8(1), 5–8. <https://ejurnal.stmik-budidarma.ac.id/index.php/pelita/article/view/1518>
- Suartika E. P, I. W. (2016). Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) Pada Caltech 101. *Jurnal Teknik ITS*, 5(1), 76. <http://repository.its.ac.id/48842/>







- Thawabteh, A. M., Jibreen, A., Karaman, D., Thawabteh, A., & Karaman, R. (2023). Skin Pigmentation Types, Causes and Treatment—A Review. *Molecules*, 28(12). <https://doi.org/10.3390/molecules28124839>
- Wedianto, A., Sari, H. L., & H, Y. S. (2016). Analisa Perbandingan Metode Filter Gaussian, Mean Dan Median Terhadap Reduksi Noise. *Jurnal Media Infotama*, 12(1). <https://doi.org/10.37676/jmi.v12i1.269>
- Lu, J., Tong, X., Wu, H., Liu, Y., Ouyang, H., & Zeng, Q. (2023). Image classification and auxiliary diagnosis system for hyperpigmented skin diseases based on deep learning. *Helion*, 9(9). <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e20186>
- Hayati, N., Santoso, H., & Sriani, S. (2023). Segmentasi Citra Wajah Berdasarkan Tekstur Kulit Menggunakan Metode K-Means Clustering. *Journal Of Social Science Research*. <https://j-innovative.org/index.php/Innovative/article/view/1596>
- Kim, C., Jang, M., Han, Y., Hong, Y., Lee, W. (2023). Skin Lesion Classification Using Hybrid Convolutional Neural Network with Edge, Color, and Texture Information. *Applied Sciences (Switzerland)*. <https://doi.org/10.3390/app13095497>
- Chen, J. I. Z. (2021). Automatic Vehicle License Plate Detection using K-Means Clustering Algorithm and CNN. *Journal of Electrical Engineering and Automation*, 3(1). <http://dx.doi.org/10.36548/jeea.2021.1.002>
- Masa, A. P. A., Hamdani, H. (2021). Klasifikasi Motif Citra Batik Menggunakan Convolutional Neural Network Berdasarkan K-means Clustering. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 5(4). <http://dx.doi.org/10.30865/mib.v5i4.3246>
- Xu, X., Li, H., Yin, F., Xi, L., Qiao, H., Ma, Z., Shen, S., Jiang, B., & Ma, X. (2020). Wheat ear counting using K-means clustering segmentation and convolutional neural network. *Plant Methods*, 16(1), 1-14. <https://doi.org/10.1186/s13007-020-00648-8>







LAMPIRAN



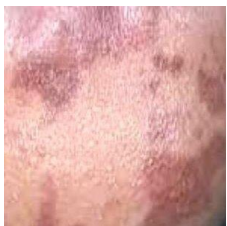



| No. | Citra | Manual | Sistem | Status |
|-----|---|----------|----------|--------|
| 1 |  | Melasma | Melasma | Benar |
| 2 |  | Melasma | Melasma | Benar |
| 3 |  | Melasma | Melasma | Benar |
| 4 |  | Melasma | Melasma | Benar |
| 5 |  | Melasma | Melasma | Benar |
| 6 |  | Freckles | Freckles | Benar |







| | | | | |
|----|---|--------------------------|--------------------------|-------|
| 7 |  | Freckles | Freckles | Benar |
| 8 |  | Freckles | Freckles | Benar |
| 9 |  | Freckles | Bekas peradangan jerawat | Salah |
| 10 |  | Freckles | Bekas peradangan jerawat | Salah |
| 11 |  | Bekas peradangan jerawat | Bekas peradangan jerawat | Benar |
| 12 |  | Bekas peradangan jerawat | Bekas peradangan jerawat | Benar |

| | | | | |
|----|---|--------------------------|--------------------------|-------|
| 13 |  | Bekas peradangan jerawat | Melasma | Salah |
| 14 |  | Bekas peradangan jerawat | Bekas peradangan jerawat | Benar |
| 15 |  | Bekas peradangan jerawat | Bekas peradangan jerawat | Benar |
| 16 |  | Melasma | Melasma | Benar |
| 17 |  | Melasma | Melasma | Benar |
| 18 |  | Melasma | Melasma | Benar |

| | | | | |
|----|---|----------|----------|-------|
| 19 |  | Melasma | Melasma | Benar |
| 20 |  | Melasma | Melasma | Benar |
| 21 |  | Freckles | Freckles | Benar |
| 22 |  | Freckles | Freckles | Benar |
| 23 |  | Freckles | Freckles | Benar |
| 24 |  | Freckles | Freckles | Benar |

| | | | | |
|----|---|--------------------------|--------------------------|-------|
| 25 |  | Freckles | Freckles | Benar |
| 26 |  | Bekas peradangan jerawat | Bekas peradangan jerawat | Benar |
| 27 |  | Bekas peradangan jerawat | Bekas peradangan jerawat | Benar |
| 28 |  | Bekas peradangan jerawat | Bekas peradangan jerawat | Benar |
| 29 |  | Bekas peradangan jerawat | Bekas peradangan jerawat | Benar |
| 30 |  | Bekas peradangan jerawat | Bekas peradangan jerawat | Benar |

| | | | | |
|----|---|----------|----------|-------|
| 31 |  | Melasma | Melasma | Benar |
| 32 |  | Melasma | Melasma | Benar |
| 33 |  | Melasma | Melasma | Benar |
| 34 |  | Melasma | Melasma | Benar |
| 35 |  | Melasma | Melasma | Benar |
| 36 |  | Freckles | Freckles | Benar |

| | | | | |
|----|---|--------------------------|--------------------------|-------|
| 37 |  | Freckles | Freckles | Benar |
| 38 |  | Freckles | Freckles | Benar |
| 39 |  | Freckles | Freckles | Benar |
| 40 |  | Freckles | Freckles | Benar |
| 41 |  | Bekas peradangan jerawat | Bekas peradangan jerawat | Benar |
| 42 |  | Bekas peradangan jerawat | Bekas peradangan jerawat | Benar |

| | | | | |
|----|---|--------------------------|--------------------------|-------|
| 43 |  | Bekas peradangan jerawat | Bekas peradangan jerawat | Benar |
| 44 |  | Bekas peradangan jerawat | Bekas peradangan jerawat | Benar |
| 45 |  | Bekas peradangan jerawat | Bekas peradangan jerawat | Benar |



**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://Fasikomti.usu.ac.id>

KEPUTUSAN
DEKAN FAKULTAS ILMU KOMPUTER
DAN TEKNOLOGI INFORMASI
NOMOR :1939/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 13 Juni 2024 perihal permohonan ujian skripsi:
Nama : DELLA FEBRIANA
NIM : 201402151
Program Studi : Sarjana (S-1) Teknologi Informasi
Judul Skripsi : Klasifikasi Jenis Flek Pada Kulit Wajah Dengan Menggunakan Metode K-Means Clustering dan Convolutional Neural Network
- 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 : Dr. Muhammad Anggia Muchtar ST., MMIT.
NIP: 198001102008011010
- Sekretaris : Niskarto Zentrato S.Kom., M.Kom
NIP: 198909192018051001
- Anggota Penguji : Annisa Fadhilah Puhungan S.Kom, M.Kom
NIP: 199308092020012001
- Anggota Penguji : Fanindia Purnamasari S.TlM.IT
NIP: 198908172019032023
- 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, 14 Juni 2024
Ditandatangani secara elektronik oleh:
Dekan



Maya Silvi Lydia
NIP 197401272002122001