

**KLASIFIKASI POSTUR DUDUK MENGGUNAKAN *PRE-
TRAINED RESIDUAL NETWORK 50 V2 (RESNET50-V2)*
PADA PENGGUNA KOMPUTER/LAPTOP**

SKRIPSI

**YESAYA ALEHANDRO SILALAHI
191402096**



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

**KLASIFIKASI POSTUR DUDUK MENGGUNAKAN PRE-
TRAINED RESIDUAL NETWORK 50 V2 (RESNET50-V2)
PADA PENGGUNA KOMPUTER/LAPTOP**

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

**YESAYA ALEHANDRO SILALAHI
191402096**



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

PERSETUJUAN

Judul : KLASIFIKASI POSTUR DUDUK MENGGUNAKAN
PRE-TRAINED RESIDUAL NETWORK 50 V2
(RESNET50-V2) PADA PENGGUNA
KOMPUTER/LAPTOP

Kategori : SKRIPSI

Nama : YESAYA ALEHANDRO SILALAHI

Nomor Induk Mahasiswa : 191402096

Program Studi : SARJANA (S1) TEKNOLOGI INFORMASI

Fakultas : ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI
INFORMASI

Medan, 11 Juli 2024

Komisi Pembimbing :

Pembimbing 2



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

Pembimbing 1



Dr. Erna Budhiarti Nababan, M.IT
NIP. 196210262017042001

Diketahui/disetujui oleh
Program Studi S1 Teknologi Informasi

Ketua,



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

PERNYATAAN

KLASIFIKASI POSTUR DUDUK MENGGUNAKAN *PRE-TRAINED RESIDUAL NETWORK 50 V2 (RESNET50-V2)* PADA PENGGUNA KOMPUTER/LAPTOP

SKRIPSI

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

Medan, Juni 2024

Yesaya Alehandro Silalahi

191402096

UCAPAN TERIMA KASIH

Puji dan syukur penulis panjatkan kepada Tuhan Yang Maha Esa, karena atas rahmat dan karunia-Nya, penulis dapat menyelesaikan penulisan skripsi ini sebagai pemenuhan persyaratan kelulusan dari program sarjana dan memperoleh gelar Sarjana Komputer dari program studi S1 Teknologi Informasi Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Sumatera Utara.

Dalam proses penulisan skripsi ini penulis tidak dapat menyelesaikan sendiri tanpa dukungan , bimbingan, bantuan dan doa dari berbagai pihak, oleh karena itu pada kesempatan ini penulis ingin mengucapkan terimakasih kepada:

1. Tuhan Yesus Kristus, yang tak henti-hentinya memberi hikmat, kekuatan, rahmat, karunia, dan berkat melimpah sehingga penulis mempu merampungkan skripsi ini dengan baik.
2. Keluarga penulis, Bapak Bona Poltak Silalahi dan Ibu Rita Yani Saragih, yang selalu mendukung, menasihati, memberikan dorongan semangat dan telah memembesarkan penulis dari sejak kecil hingga saat ini, tidak lupa juga kepada adik-adik penulis Gabriel Glorius Silalahi, Fiona Aprilia Silalahi dan Fioni Apriliani Silalahi.
3. Kepada adinda Jhessica Vebeu Octaviani Rajagukguk tersayang, yang telah menemani, memberikan support, dorongan, waktu dan tenaga kepada penulis selama masa penghujung perkuliahan penulis, masa magang dan penyusunan skripsi penulis.
4. Prof. Dr. Muryanto Amin, S.Sos., M.Si. selaku Rektor Universitas Sumatera Utara.
5. Ibu Dr. Maya Silvi Lydia, M.Sc selaku Dekan Fasilkom-TI Universitas Sumatera Utara.
6. Ibu Dr. Erna Budhiarti Nababan, M.IT selaku Dosen Pembimbing I penulis yang telah bersedia memberikan waktu, saran, kritik dan bimbingan yang membangun dan memotivasi penulis selama proses penyusunan skripsi ini.
7. Bapak Dedy Arisandi, S.Kom., M.Kom. selaku Ketua program studi Teknologi Informasi Universitas Sumatera Utara dan selaku Dosen Pembimbing ke-II penulis yang juga telah bersedia memberikan waktu, saran, kritik dan bimbingan yang membangun dan memotivasi penulis selama proses penyusunan skripsi ini.
8. Seluruh Dosen, Staff dan Pegawai Program Studi S1 Teknologi Informasi yang telah

- banyak memberikan manfaat selama masa perkuliahan penulis.
9. Kepada teman-teman di GBI Griya Gaperta Salomo Realdi Napitupulu, Jhessica Vebeu Octaviani Rajagukguk, Stefanny Gloria Hutaunik, Clinton Hutaunik, Eko Pranata Siadari, Elisabet Aritonang, Theofanny Apriangel Joelin Siahaan, Ferdinand Manurung, Rusbala Tarigan yang telah mewarnai kehidupan penulis dan bersedia menjadi partisipan penulis selama masa pengumpulan data.
 10. Kepada teman-teman sesama anak bimbingan Ibu Erna (terutama Jhuan Avryganda Sitorus, Samuel Parlindungan Malau), teman seperjuangan penulis yang telah memberikan saran, motivasi dan bantuan kepada penulis selama masa penyusunan skripsi ini.
 11. Kepada teman-teman angkatan 2019 yang menjadi teman seperjuangan penulis selama masa perkuliahan.
 12. Kepada seluruh pihak lain (teman-teman, adik-adik, abang, kakak, bapak, ibu) yang tak dapat disebutkan satu-persatu oleh penulis yang telah menolong, mewarnai, memberikan bantuan dan dorongan semangat kepada penulis baik selama masa perkuliahan hingga penyusunan skripsi penulis ataupun dalam kehidupan keseharian penulis.

Penulisan skripsi ini tidak lepas dari segala kekurangan dan kesalahan. Oleh karena itu, penulis berharap adanya kritik dan saran yang membangun untuk menyempurnakan skripsi ini.

Medan, Juni 2024

Penulis

ABSTRAK

Mayoritas pengguna komputer/laptop dapat duduk dalam waktu berjam-jam bahkan sampai seharian beraktivitas di depan layar komputer/laptop, baik itu untuk bekerja, bermain *games*, mengerjakan tugas, *browsing*, dan lain-lain. Saat duduk beraktivitas di depan komputer/laptop dalam waktu yang lama, seseorang akan memfokuskan pandangan dan pikirannya terhadap apa yang sedang dikerjakan di komputer/laptopnya, sehingga tanpa disadari sering sekali duduk dalam postur yang buruk. Postur duduk yang kurang baik dalam waktu lama dapat menyebabkan masalah kesehatan tulang dan sendi terutama masalah *Musculoskeletal Disorder* (MSD). Masalah yang terjadi pada tulang dan sendi dapat mengganggu keseharian aktivitas individu dan dapat berakibat fatal. Dengan teknologi *Computer Vision* saat ini sulit sekali untuk melakukan pengukuran terhadap variabel-varibel yang menjadi aspek pengukuran resiko sehingga pendekatan dengan menggunakan citra postur duduk dari pengguna dilakukan di penelitian ini. Penelitian ini menghasilkan sistem yang dapat mengklasifikasikan postur duduk berdasarkan kategori posisi bagian leher dan tubuh bagian atas yang diterapkan dalam aplikasi untuk memonitoring postur duduk pengguna secara *real-time*. Terdapat 4 kategori postur yaitu Postur Duduk Condong Kanan, Postur Duduk Condong Kiri, Postur Duduk Normal, Postur Duduk Tengah Beresiko. Adapun data yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah 2660 data, yang dibagi menjadi 2128 data untuk *Data Training* yaitu, 264 data sebagai *Data Validation*, dan 268 data sebagai *Data Testing*. Setelah melakukan proses pengujian, penelitian ini menghasilkan akurasi sebesar 94,77%.

Kata Kunci : Postur Duduk, Posisi Duduk Postur Tubuh bagian atas, *Pre-Trained Resnet-50 V2, Human Pose Estimation*.

**CLASSIFICATION OF SITTING POSTURE USING PRE-TRAINED RESIDUAL
NETWORK 50 V2 (RESNET50-V2) ON COMPUTER/LAPTOP USERS**

ABSTRACT

Most computer/laptop users spend hours, even up to entire days, sitting in front of their screens, whether for work, gaming, completing tasks, browsing, or more. Prolonged sitting in front of a computer/laptop leads individuals to focus their vision and thoughts on their screen activities, often unintentionally adopting poor posture. Poor sitting posture over extended periods can lead to bone and joint health issues, especially Musculoskeletal Disorders (MSD). Problems affecting bones and joints can disrupt daily activities and have potentially serious consequences. Given the current Computer Vision technology, measuring risk variables is challenging, thus, this research employs images of users' sitting postures to assess these risks. This study develops a system capable of classifying sitting postures based on neck and upper body position categories, implemented in an application for real-time monitoring of users' sitting postures. The system identifies four posture categories: Leaning Right, Leaning Left, Normal Sitting, and Risky Middle Sitting Posture. The research utilized a dataset of 2660 instances, with 2128 data points for Training, 264 for Validation, and 268 for Testing. Following testing procedures, the study achieved an accuracy of 94.77%.

Keywords: *Sitting Posture, Upper Body Sitting Position, Pre-Trained Resnet-50 V2, Human Pose Estimation.*

DAFTAR ISI

Persetujuan	Error! Bookmark not defined.
Pernyataan	iii
Ucapan Terima Kasih	v
Abstrak	vii
Daftar Tabel	xii
Daftar Gambar	xiii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Rumusan Masalah	2
1.3. Batasan Masalah	2
1.4. Tujuan Penelitian	3
1.5. Manfaat Penelitian	3
1.6. Metodologi Penelitian	3
1.7. Sistematika Penulisan	4
BAB II LANDASAN TEORI	6
2.1 Postur Duduk	6
2.2 <i>Computer Vision</i>	10
2.3 <i>Human Pose Estimation</i>	11
2.4 <i>Transfer Learning</i>	12
2.5 <i>OpenVINO</i>	13
2.6 <i>Tensorflow</i>	13
2.7 <i>Google Colab</i>	13
2.8 <i>Convolutional Neural Network</i>	14
2.9 <i>Residual Network-50 V2 (ResNet)</i>	15
2.10 <i>Confussion Matrix</i>	17

2.11	Penelitian Terdahulu	19
2.12	Perbedaan Penelitian	23
BAB III ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM		25
3.1	Dataset	25
3.2	Analisis Sistem	30
3.2.1	Image Aquisition	31
3.2.2	Human Pose Estimation	31
3.2.3	Video Frame Extraction/Image Sequence Process	32
3.2.4	Splitting Data	32
3.2.5	Image Pre-Processing	32
3.2.6	Model Training	37
3.2.7	Proses Validation	42
3.2.8	Learned Model	42
3.2.9	Proses Testing	42
3.3	Perancangan Antarmuka Sistem	42
3.3.1	Rancangan Tampilan Splash Screen	45
3.3.2	Rancangan Tampilan Home/Beranda	45
3.3.3	Rancangan Tampilan Tutorial	45
3.3.4	Rancangan Tampilan Klasifikasi/Main Page	46
BAB IV PENGUJIAN SISTEM		47
4.1	Implementasi Sistem	47
4.1.1	Perangkat Keras dan Perangkat Lunak	47
4.1.2	Implementasi Data	47
4.1.3	Implementasi Aplikasi	48
4.2	Prosedur Operasional	52
4.3	Pelatihan Sistem	52
4.4	Pengujian Sistem	55

4.4.1	Precision	60
4.4.2	Recall	60
4.4.3	F1-Score	60
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN		65
5.1	Kesimpulan	65
5.2	Saran	65
DAFTAR PUSTAKA		67

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Skema Postur Duduk (PCS2, PCS3, PCS19, dan P30)	7
Tabel 2. 2 Confusion Matrix	17
Tabel 2. 3 Penelitian Terdahulu	21
Tabel 3. 1 Contoh Data Citra Postur Duduk	25
Tabel 3. 2 Jumlah Data Citra Postur Duduk	30
Tabel 4. 1 Hasil Pelatihan Sistem	54
Tabel 4. 2 Hasil Pengujian Sistem	56
Tabel 4. 3 Confussion Matrix Hasil Evaluasi Model	58
Tabel 4. 4 Nilai TP, FP dan FN	59
Tabel 4. 5 Nilai Precision, Recall dan F1-Score	61

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Klasifikasi 30 Kelas Postur Duduk Tampak dari Depan	10
Gambar 2. 2 Human Pose Estimation	11
Gambar 2. 3 Gambar sebelum (kiri) dan sesudah (kanan) proses Human Pose Estimation	12
Gambar 2. 4 Convolutional Neural Network	14
Gambar 2. 5 Residual Learning Blok	16
Gambar 3. 1 Arsitektur Umum	31
Gambar 3. 2 Foto Posture Sebelum dan Sesudah	32
Gambar 3. 3 Folder-Based Labeling	33
Gambar 3. 4 Perbandingan gambar dan pixel value sesudah dan sebelum Normalization	34
Gambar 3. 5 Proses Perhitungan Resizing	35
Gambar 3. 6 Nilai Matrix dari proses Resizing	36
Gambar 3. 7 Gambar asli dan gambar yang telah melalui proses Resizing	36
Gambar 3. 8 Pseudocode Augmentasi	37
Gambar 3. 9 Citra postur sebelum dan sesudah augmentasi	37
Gambar 3. 10 Cuplikan pixel value (RGB) dari gambar yang telah	38
Gambar 3. 11 Diagram aktivitas	44
Gambar 3. 12 Rancangan tampilan Splash Screen	45
Gambar 3. 13 Rancangan tampilan Home/Beranda	45
Gambar 3. 14 Rancangan tampilan Klasifikasi	46
Gambar 4. 1 Data Postur Duduk Normal	48
Gambar 4. 2 Data Postur Duduk Condong Kanan	48
Gambar 4. 3 Data Postur Duduk Condong Kiri	48
Gambar 4. 4 Data Postur Duduk Tengah Beresiko	49
Gambar 4. 5 Tampilan Splash Screen	49
Gambar 4. 6 Tampilan Halaman Beranda	50
Gambar 4. 7 Tampilan Halaman Tutorial	50
Gambar 4. 8 Tampilan Persetujuan Prosedur	51
Gambar 4. 9 Tampilan halaman klasifikasi sebelum dimulai	51
Gambar 4. 10 Tampilan halaman klasifikasi sesudah dimulai	52

Gambar 4. 11 Confusion matrix pengujian	59
Gambar 4. 12 Hasil Penilaian fitur APlikasi "HELPo"	64

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Mayoritas pengguna komputer/laptop dapat duduk dalam waktu berjam-jam bahkan sampai seharian beraktivitas di depan layar komputer/laptop, baik itu untuk bekerja, bermain *games*, mengerjakan tugas, *browsing*, dan lain-lain. Merujuk pada (Howarth, 2023) penggunaan komputer rata-rata global berada di angka 3 jam 14 menit, sedangkan Indonesia sendiri berada pada angka 3 jam 41 menit. Saat duduk beraktivitas di depan komputer/laptop dalam waktu yang lama, seseorang akan memfokuskan pandangan dan pikirannya terhadap apa yang sedang dikerjakan di komputer/laptopnya, sehingga tak jarang mereka tidak menyadari postur duduk mereka yang kurang baik.

Postur duduk yang kurang baik dapat menyebabkan berbagai masalah kesehatan, termasuk nyeri pada punggung, pada bagian leher, dan nyeri pada bahu, serta gangguan lainnya yang dapat memengaruhi produktivitas dan kenyamanan pengguna. Penelitian yang dilakukan (Gosain et al., 2022) dengan menerapkan metode penganalisisan pengguna komputer selama lebih dari 6 jam sehari selama masa *lockdown COVID-19*, menghasilkan bahwa banyak partisipan yang melaporkan nyeri fisik terutama di bagian leher, punggung bawah dan bahu. Dalam dunia kerja MSD (*Musculoskeletal Disorder*) merupakan salah satu dari Occupational Disease atau Penyakit Akibat Kerja (PAK). Menurut (*Per-Men-Naker-No.1-Thn-1981-Ttg-Kewajiban-Melapor-PAK*, n.d.) Penyakit Akibat Kerja (PAK) merupakan penyakit karena pekerjaan atau lingkungan kerja yang akan mengakibatkan cacat sebagian hingga cacat total. Berbagai penelitian yang melibatkan teknologi telah diupayakan untuk meminimalisir gangguan/penyakit akibat kesalahan postur duduk, seperti yang dilakukan oleh (Chen, 2019) yang berjudul *Sitting Posture Recognition Based on OpenPose*. Penelitian ini menggunakan OpenPose sebagai ekstraktor titik skeletal dan metode *Convolutional Neural Network (CNN)* dalam mengklasifikasikan, akurasi yang dihasilkan berada di rata-rata 90%.

Penelitian lain dilakukan oleh (Raju & Reddy, 2019), yang berjudul *Smart posture detection and correction system using skeletal points extraction*, penelitian ini menggunakan OpenCV yang menghasilkan titik-titik dari sendi dan garis garis yang merepresentasikan sambungan sendi dari citra yang menjadi inputannya, dan kemudian

diproses dengan algoritma *k-nearest neighbors (KNN)*. Penelitian ini menghasilkan outputan berupa suara sebagai pengingat kepada penggunanya. *Residual Network (Resnet)* merupakan salah satu metode yang merupakan turunan dari arsitektur metode *Convolutional Neural Network (CNN)*. Meski tergolong baru, banyak penelitian yang menggunakan Resnet seperti penelitian yang dilakukan oleh (Al-Haija & Adebanjo, 2020) yang berjudul *Breast Cancer Diagnosis in Histopathological Images Using ResNet-50 Convolutional Neural Network*. Penelitian ini menggunakan 75% dari dataset untuk proses *training* dan 25% untuk *testing*, hasil akurasi *testing* yang diperoleh pada akhirnya yaitu di angka 99%, penelitian lain yang menggunakan *resnet* dilakukan oleh (Keles et al., 2021) dengan membuat dua mesin mesin inferensi diagnostik untuk deteksi dini *COVID-19*, dimana masing-masing menggunakan metode *CNN* dan *Resnet*. Hasilnya mesin yang menggunakan *CNN* menghasilkan akurasi 94,28 % dan yang menggunakan *Resnet* menghasilkan akurasi 97.61%.

Merujuk pada latar belakang yang ada dan beberapa penelitian terdahulu yang dilampirkan, penulis melakukan penelitian ini yang akan menghasilkan aplikasi berbasis *website* dengan judul “Klasifikasi Postur Duduk Menggunakan Pre-Trained Residual Network 50 V2 (ResNet50-V2) Pada Pengguna Komputer/Laptop”, metode *Residual Network 50 V2 (ResNet50-V2)* digunakan sebagai solusi untuk mendeteksi postur duduk dari citra individu yang diambil.

1.2. Rumusan Masalah

Saat sedang duduk bekerja di depan komputer/laptop, secara sadar/tidak sadar, pengguna komputer/laptop sering duduk dengan postur yang kurang baik/beresiko, jika terus berlanjut, kebiasaan ini dapat mengganggu kesehatan tulang dan sendi mereka, untuk itu dengan memanfaatkan teknologi, diperlukan sebuah sistem untuk mengidentifikasi postur duduk pengguna bila postur duduknya kurang baik dengan memanfaatkan citra postur duduk mereka dari depan.

1.3. Batasan Masalah

1. Perangkat yang digunakan untuk mengambil citra individu adalah *webcam/kamera eksternal* yang diletakkan minimal 70 cm di depan individu, dengan ketinggian kamera setinggi mata individu yang dimiringkan sedikit, dan menangkap

- keseluruhan tubuh bagian atas yang meliputi perut bagian atas, lengan yang berada di atas meja hingga ujung kepala.
2. Individu berada dalam posisi duduk di kursi dengan komputer/laptop di atas meja dengan siku sama tinggi dengan meja kerja, lengan bawah horizontal dan lengan atas menggantung bebas.
 3. Komputer/laptop yang digunakan tidak boleh menutupi keseluruhan/sebagian tubuh bagian atas yang meliputi perut bagian atas hingga ujung kepala pada citra yang ditangkap melalui kamera.
 4. Dataset citra postur duduk yang diklasifikasikan dalam penelitian ini adalah citra duduk yang diambil dari depan individu berekstensi .jpg dan .jpeg dengan 4 kategori diantaranya Postur Duduk Condong Kanan, Postur Duduk Condong Kiri, Postur Duduk Normal, Postur Duduk Tengah Beresiko, yang diambil dari beberapa partisipan.
 5. Lantai diasumsikan rata dan kaki tertopang dengan baik.

1.4. Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengidentifikasi postur duduk dari citra skeletal postur duduk pengguna yang diambil dari depan dengan mengimplementasikan algoritma *pre-trained CNN-Residual Network (Resnet)* untuk mengklasifikasi postur duduk.

1.5. Manfaat Penelitian

1. Mengetahui bagaimana kinerja *pre-trained Resnet 50 V2* dalam mengklasifikasi citra skeletal postur duduk individu yang diambil dari depan.
2. Membantu pengguna mengetahui apabila postur duduk mereka sedang dalam postur duduk yang buruk melalui notifikasi suara peringatan postur yang buruk pada komputer/laptop pengguna.
3. Menjadi referensi terhadap penelitian-penelitian di masa yang akan datang yang menggunakan *pre-trained Resnet-50 V2* sebagai metodenya.

1.6. Metodologi Penelitian

Tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

1.6.1. Studi Literatur

Pada tahap ini dilakukan studi literatur dengan pengumpulan referensi yang bersumber dari jurnal, artikel, buku, website dan lainnya.

1.6.2. Analisis Permasalahan

Pada tahap ini analisa dilakukan terhadap studi literatur yang telah terkumpul untuk perolehan proses terbaik untuk diterapkan dalam penelitian ini.

1.6.3. Perancangan Sistem

Hasil analisa dari permasalahan yang dilakukan pada tahap sebelumnya diterapkan sebagai rancangan sistem. Tahapan perancangan ini antara lain mendesain arsitektur, melakukan pengumpulan data yang nantinya akan dilakukan pembagian untuk proses *training, testing* dan *validation*.

1.6.4. Implementasi

Perancangan sistem yang telah dibuat kemudian diimplementasikan sehingga menghasilkan sistem yang sesuai dengan tujuan penelitian.

1.6.5. Pengujian Sistem

Pada tahapan ini, pengujian sistem yang telah dibangun dilakukan untuk mengetahui bagaimana akurasi dari peforma sistem ini dengan menggunakan *Residual Network (Resnet)*.

1.6.6. Dokumentasi dan Penyusunan Laporan

Pada Tahap ini dilakukan penyusunan, dokumentasi, dan penjabaran hasil penelitian yang disajikan dalam bentuk laporan.

1.7. Sistematika Penulisan

Dalam Penyusunan skripsi ini, hasil penelitian dibagi menjadi lima bab yaitu:

BAB I : Pendahuluan

Bab ini terdiri dari latar belakang, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, metodologi penelitian, dan sistematika penulisan.

BAB II: Landasan Teori

Bab ini berisi tentang penjelasan teori-teori yang berhubungan dengan penelitian ini sebagai landasan dan pendukung dalam penelitian ini.

BAB III : Analisis dan Perancangan Sistem

Bab ini berisi tentang arsitektur umum dan metode yang diterapkan dalam pembuatan sistem deteksi postur duduk.

BAB IV : Implementasi dan Pengujian

Bab ini berisikan pengaplikasian dari sistem yang sebelumnya telah dianalisis dan dirancang, dan juga membahas hasil pengujian dari sistem yang telah dibuat.

BAB V : Kesimpulan dan Saran

Bab ini berisi tentang rangkuman hasil penelitian serta saran untuk kemajuan penelitian-penelitian selanjutnya.

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Postur Duduk

Postur duduk/sikap duduk merupakan posisi tubuh disaat menopang bagian batang badan bagian atas yakni bagian pinggul dan pada sebagian paha yang pergerakannya tidak banyak/terbatas. Posisi duduk ialah posisi yang sering dilakukan manusia khususnya pekerja kantoran yang menghabiskan waktunya bekerja di depan layar komputer/laptop. Menurut (Dubey et al., 2019) dalam artikelnya berjudul *Ergonomics for Desk Job Workers* menjelaskan bahwa postur sangat mempengaruhi kinerja individu, karena dengan menerapkan postur yang baik selain mempertahankan lengkungan tulang pada tubuh juga dapat meminimalisir stres pada individu.

Untuk menciptakan postur duduk yang benar saat bekerja terdapat hal-hal penting yang harus diperhatikan. Berdasarkan Peraturan Menteri Kesehatan No.48 tahun 2016 hal- hal tersebut adalah sebagai berikut:

- a. Saat sedang dalam posisi duduk, usahakan bagian siku dan meja kerja tingginya sama, serta lengan bawah horizontal rata dan lengan menggantung dengan bebas dan nyaman.
- b. Posisikan mata agar sama tinggi dengan titik teratas dari layar monitor.
- c. Tinggi dari kursi diatur sehingga kaki bisa diletakkan mendatar di lantai dan paha tidak membentuk sudut (sejajar dudukan kursi). Gunakan *footrest* terutama bagi pekerja yang punya tubuh mungil.
- d. Atur sandaran kursi agar punggung bagian bawah tertopang dengan baik, sudut kemiringan sandaran kursi $100^\circ - 110^\circ$.
- e. Posisikan layar monitor sejauh kurang lebih sepanjang lengan dan pastikan titik letak dari monitor dan keyboard di bagian tengah sumbu tubuh.

Sumber lain merujuk pada *Occupational Safety and health* milik *Administration* Departemen Tenaga Kerja Amerika Serikat, hal-hal yang menjadi pertimbangan penting untuk mempertahankan postur tubuh yang benar dan netral saat duduk beraktivitas di depan layar laptop/komputer yakni:

1. Tangan, pergelangan tangan, dan lengan bawah lurus, sejajar dan kira-kira sejajar dengan lantai.
2. Kepala rata, menghadap ke depan, dan seimbang. Umumnya itu sejalan dengan batang tubuh.
3. Bahu rileks dan lengan atas menggantung normal di sisi tubuh.
4. Siku tetap dekat dengan tubuh dan ditekuk antara 90 dan 120 derajat.
5. Kaki ditopang sepenuhnya oleh lantai atau sandaran kaki dapat digunakan jika ketinggian meja tidak dapat disesuaikan.
6. Punggung ditopang sepenuhnya dengan penyangga pinggang yang tepat saat duduk vertikal atau sedikit bersandar.
7. Paha dan pinggul ditopang dan umumnya sejajar dengan lantai.
8. Lutut kira-kira setinggi pinggul dengan kaki sedikit ke depan.

Penelitian oleh (Ding et al., 2019), berjudul *A real-time webcam-based method for assessing upper-body postures* mengemukakan bahwa mengukur variabel yang ditetapkan pada sebuah metode penilaian resiko dengan menggunakan sebuah gambar format *RGB* merupakan hal yang menantang dan tidak mungkin bila menggunakan teknologi *Computer Vision* yang ada saat ini. Sehingga alih-alih dengan melakukan pengukuran variabel dan menghitungnya menjadi skor, penelitian ini menjadikan semua kemungkinan postur duduk ke dalam beberapa klasifikasi kelas dan memetakan gambarnya langsung ke dalam kelas tersebut. Beberapa klasifikasi postur duduk, seperti yang terlihat pada tabel 2.1

Tabel 2. 1 Skema Postur Duduk (PCS2, PCS3, PCS19, dan P30)

PCS2	PCS3	PCS19	PCS30	Defenisi
PCS2-1	PCS3-3	PCS19-1	P1	Duduk normal, risiko terendah (dari 30 postur).
			P2	Duduk normal, lihat ke arah bawah ke meja.
		PCS19-2	P3	Membulatkan punggung dengan kepala/mata dekat meja, dan melihat ke layar.

Tabel 2. 1 Skema Postur Duduk (PCS2, PCS3, PCS19, dan PCS30) (Lanjutan)

PCS2	PCS3	PCS19	PCS30	Defenisi
			P4	Membulatkan punggung dengan kepala/mata dekat dengan meja.
		PCS19-3	P5	Diatas meja melihat ke depan.
			P6	Diatas meja, tidur.
		PCS19-19	P7	Talentang di kursi dan lihat ke depan.
		PCS19-18	P8	Hanya terlihat punggung saja.
PCS3-1	PCS19-4		P9	Bersandar ke kiri dan lihat layar.
			P10	Bersandar ke kiri dan lihat ke meja.
		PCS19-5	P11	Bersandar ke kiri dan tekuk punggung, lihat layar.
			P12	Bersandar ke kiri dan tekuk punggung, lihat ke meja.
		PCS19-6	P13	Bersandar ke kiri dan menopang dengan tangan, lihat layar
			P14	Bersandar ke kiri dan menopang dengan tangan, lihat meja.
PCS2-2		PCS19-7	P15	Tengkurap/ telungkup di meja , lihat layar atau ke depan.
			P16	Tengkurap/telungkup di meja, lihat meja di samping, atau tidur.
		PCS19-12	P17	Belok kiri dan lihat ke depan.
		PCS19-13	P18	Belok kiri, menekuk punggung, dan lihat ke bawah.
		PCS19-14	P19	Belok kiri, talentang di kursi, dan lihat ke depan.
PCS3-2	PCS19-8		P20	Bersandar ke kanan dan lihat layar.

Tabel 2. 1 Skema Postur Duduk (PCS2, PCS3, PCS19, dan PCS30) (Lanjutan)

PCS2	PCS3	PCS19	PCS30	Defenisi
			P21	Bersandar ke kanan dan lihat meja.
		PCS19-9	P22	Bersandar ke kanan dan tekuk punggung, lihat layar.
			P23	Bersandar ke kanan dan tekuk punggung, lihat meja.
		PCS19-10	P24	Bersandar ke kanan dan menopang dengan tangan, lihat layar.
			P25	Bersandar ke kanan dan menopang dengan tangan, lihat meja
		PCS19-11	P26	Tengkurap/ telungkup di meja , lihat layar atau ke depan
			P27	Tengkurap/ telungkup di meja , lihat meja di samping atau tidur.
		PCS19-15	P28	Belok kanan, lihat ke depan
		PCS19-16	P29	Belok kanan, menekuk punggung, dan melihat bawah.
		PCS19-17	P30	Belok kanan, terlentang di kursi, dan lihat ke depan.

PCS2 terdiri dari 2 kelas postur yaitu resiko rendah dan resiko tinggi. P1 adalah postur dengan resiko rendah dan direkomendasikan, sedangkan 29 sisanya merupakan postur dengan resiko lebih tinggi. PCS3 terdiri dari 3 kelas postur, yaitu postur menghadap kiri, tengah, dan kanan. PCS19 terdiri dari 19 kelas yang dikategorikan ulang dari 30 kelas, dimana PCS19 fokus kepada batang tubuh, karena postur dengan resiko tinggi dan MSD terjadi pada batang tubuh.

Pada penelitian tersebut, setiap kelas pada tabel 2.1 dikaitkan dengan skor perhitungan resiko yang dihitung dengan menggunakan metode penilaian *RULA* (*Rapid Upper Limb Assessment*). Menurut penelitian ini pula *MSD* (*Musculoskeletal Disorder*) sering terjadi pada bagian badan/batang tubuh dan leher manusia pada saat

menggunakan laptop/komputer, sehingga pada penelitian ini, pengukuran postur leher dan badan di prioritaskan terlebih dahulu.



Gambar 2. 1 Klasifikasi 30 Kelas Postur Duduk Tampak dari Depan

Sumber: Ding, 2019

2.2 Computer Vision

Computer Vision merupakan bidang pembelajaran bagaimana cara agar komputer atau mesin mampu melihat dan menganalisis layaknya mata dan otak manusia. Cakupan aspek *Computer vision* dalam penelitian seperti bagaimana cara untuk memperoleh, memproses, menganalisis, dan mengerti data visual yang ada (baik citra maupun video) bahkan dalam pengambilan keputusan (Szeliski, 2010). *Computer Vision* juga erat kaitannya dengan upaya bagaimana agar komputer bisa menangkap atau mengenali dan mengklasifikasikan data dalam bentuk isyarat visual, dengan tujuan memperoleh informasi dari citra yang ada. *Computer Vision* juga digunakan pada video, dikarenakan video merupakan rangkaian dari gambar yang berurut. *Computer Vision* tidak sama dengan pengolahan citra (*image processing*) yang fungsi utamanya memproses citra menjadi citra lain. Terdapat empat fungsi *Computer Vision* antara lain menangkap, memproses, menganalisis dan memahami gambar. Penerapan *computer vision* dapat dilakukan dengan beberapa cara, seperti menggunakan model matematika, dan menggunakan machine learning untuk penerapan yang lebih modern. Dalam *machine*

learning, computer vision mampu ditangani dengan bantuan berbagai pustaka seperti *OpenCV*, *Scikit*, *OpenVino*, *TensorFlow*, dll.

2.3 Human Pose Estimation

Human Pose Estimation adalah prediksi titik letak sendi-sendi pada bagian tubuh manusia yang nantinya dihubungkan untuk membentuk citra seperti kerangka manusia yang diambil oleh sensor-sensor dari video dan gambar. *Human Pose Estimation* merupakan penerapan *deep learning* yang cukup *advanced* karena berbeda dengan metode *computer vision* biasanya seperti klasifikasi gambar, segmentasi semantik dan deteksi objek.

Pengembangan topik penelitian ini diterapkan dalam mendeteksi aktivitas manusia, pelacakan manusia, *motion capture* pada dunia hiburan, dll. Proses *human pose estimation* mempunyai beberapa tantangan, yang paling sering dihadapi adalah aspek fleksibilitas tubuh manusia yang berbeda sehingga tubuh manusia bergerak menjadi sebuah pose yang kompleks atau tidak umum dan jarang, bentuk tubuh manusia yang beragam termasuk aspek pakaian, dan lingkungan yang kompleks dapat menyebabkan susahnya untuk membedakan antara bagian foreground dan background. Solusi yang digunakan terdahulu pada *human pose estimation* yakni teknik *computer vision*. Namun perkembangan *deep learning* yang semakin maju, membuat *deep learning* menjadi lebih akurat jika dibandingkan dengan metode *computer vision* biasa khususnya dalam lingkungan yang punya fitur yang cukup kompleks. Penelitian human pose estimation terbagi kedalam *single person estimation* dan *multi person estimation*, dan adapula kategori 2D dan 3D.



Gambar 2. 2 Human Pose Estimation

Sumber: Belagiannis, 2015

Human Pose Estimation sendiri merupakan proses identifikasi titik-titik skeletal pada tubuh manusia. Dasar peletakan titik-titik skeletal ini adalah posisi dari sendi utama seperti bagian pergelangan tangan, bagian siku, bagian bahu, bagian pinggul, bagian lutut, dan bagian pergelangan kaki, berdasarkan struktur anatomi manusia. Penentuan titik-titik ini menggunakan metode *Heatmap Generation* yang memprediksi *heatmaps* untuk setiap keypoint. *Heatmap* menunjukkan kemungkinan lokasi titik sendi manusia. Keseluruhan titik-titik ini nantinya akan dihubungkan sesuai dengan hubungan antara titik-titik yang dikenal sebagai pasangan. Keseluruhan model kerangka manusia yang dihasilkan dari proses *Human Pose Estimation* akan digunakan untuk menangkap pose dan gerakan kompleks manusia, dikarenakan sendi-sendi berperan penting dalam gerakan tubuh manusia.



Gambar 2. 3 Gambar sebelum (kiri) dan sesudah (kanan) proses *Human Pose Estimation*

2.4 Transfer Learning

Transfer Learning merupakan salah satu dari metode-metode lain yang biasa dipakai dalam pengklasifikasian suatu citra. *Transfer learning* sendiri bekerja dengan memanfaatkan pengetahuan yang didapat dari tugas dan kumpulan data lain (dapat pula untuk tugas yang tidak ada kaitannya dengan tugas sumber atau kumpulan data) untuk mendorong peningkatan akurasi atau mengurangi waktu pelatihan (Kermanshahani & Hamidi, 2023).

Metode *Transfer Learning* biasa dikenal dengan pemanfaatan model yang telah dilatih (*trained*) sebelumnya dengan data yang masif dan tugas yang bermacam-macam, untuk mempelajari fitur khusus dari data yang menjadi tugas target. Cara ini mampu menghemat waktu dan sumber daya komputasi secara signifikan jika dibandingkan dengan melatih model dari awal, terutama bila data yang gunakan terbatas jumlahnya.

Penerapan metode *Transfer Learning* dalam berbagai tugas pembelajaran mesin, antara lain pengenalan gambar, deteksi objek, analisis sentimen, terjemahan bahasa, dan banyak lagi.

2.5 *OpenVINO*

OpenVINO merupakan singkatan dari *Open Visual Inference and Neural Network Optimization*, merupakan *toolkit* yang dikembangkan Intel untuk inferensi model *deep learning* dengan lebih cepat karena telah dioptimalkan di berbagai platform *hardware*. Fitur utama dari *OpenVINO* seperti Optimasi Model, *Inference Engine*, *Pre-Trained Model*, *Computer Vision and AI Application*, dll. *OpenVINO* merupakan library bersifat *open-source* yang dapat digunakan pengguna secara gratis dibawah lisensi Apache versi 2.0. *Deep Learning Models* seperti *YOLO v3*, *ResNet50*, *YOLOv8*, dan lain-lain juga ada di *OpenVINO*.

2.6 *Tensorflow*

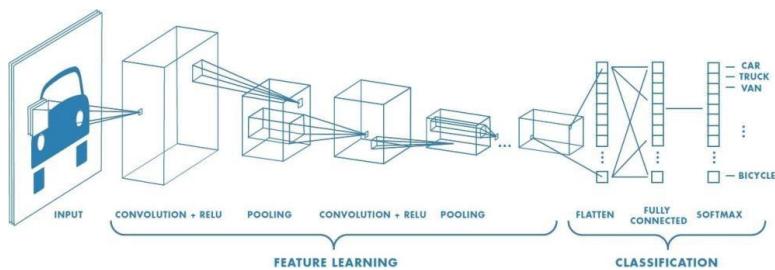
Tensorflow merupakan *interface* buatan *Google* dalam penerapan menerapkan algoritma *machine learning*, dan implementasi untuk mengeksekusi algoritma tersebut. Komputasi yang diterapkan menggunakan Tensorflow dapat dijalankan dengan sedikit atau tanpa perubahan pada beragam sistem heterogen, mulai dari perangkat seluler seperti ponsel dan tablet hingga sistem terdistribusi berskala besar dari ratusan mesin dan ribuan perangkat komputasi seperti kartu GPU (Abadi et al., 2016). Tensorflow bersifat *open source* untuk siapapun. Tensorflow digunakan dalam tugas *machine learning* dan *deep learning*. Tensorflow dibuat dalam bahasa pemrograman Python.

2.7 *Google Colab*

Google Colaboratory atau yang biasa dikenal sebagai *Google Colab* ialah aplikasi pengolahan data berbasis awan (*cloud*) dan gratis yang tersedia untuk proses riset ataupun pembelajaran. *Google Colab* dibangun dalam basis *environment jupyter* dan *support* hampir seluruh *library* yang diperlukan dalam proses pengembangan kecerdasan.

2.8 Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network (CNN atau ConvNet) merupakan sebuah jaringan saraf *multi-layer* (banyak lapisan) yang mengambil ide dari mekanisme sistem optik makhluk hidup (Sultana et al., 2018). *Convolutional Neural Network (CNN)* juga salah satu dari teknik-teknik *deep learning* yang dikembangkan dari *Multi Layer Perceptron (MLP)* yang dirancang dalam pengolahan data yang berbentuk grid, seperti citra dua dimensi atau dalam lingkup *visual recognition*, yaitu cara agar mesin mampu mengenali objek berupa gambar atau video. Penelitian pertama yang menjadi titik awal penemuan CNN dilakukan oleh (Hubel et al., 1968) tentang visual *cortex* pada indera penglihatan kucing. CNN digunakan dalam pengklasifikasian data terlabel dengan metode *supervised learning*. Cara kerja metode *supervised learning* yaitu dengan melatih data dan menyediakan variabel-variabel yang menjadi target sehingga dapat dikatakan tujuan metode ini sendiri adalah pengelompokan suatu data ke dalam data yang sudah ada. CNN sering dipakai dalam pengenalan suatu objek, dan melakukan deteksi atau segmentasi objek.



Gambar 2. 4 Convolutional Neural Network

Sumber: <https://saturncloud.io/blog/a-comprehensive-guide-to-convolutional-neural-networks-the-eli5-way/>

Arsitektur CNN sendiri terbagi kedalam dua bagian, yakni *feature learning* dan *classification*. Masukan berupa citra dimasukkan kedalam CNN yang kemudian akan diproses kedalam *feature learning* dan hasil dari proses *feature learning* akan dimasukkan ke dalam proses klasifikasi hingga pada akhirnya akan memunculkan hasil prediksi. Tahapan *feature learning* adalah tahapan dimana citra yang diinput dilakukan ekstraksi untuk mempelajari *value* dari citra tersebut. Banyak sekali ekstraksi yang dilakukan CNN dalam satu kali *input*. Banyaknya ekstraksi tersimpan di dalam bentuk kedalaman gambar (*depth*). Proses feature learning ini sangat bergantung pada kedalaman suatu gambar. Jika gambar semakin dalam, maka akan semakin banyak pula

ekstraksi yang diperoleh sehingga didapat juga pola yang semakin jelas terbentuk (Li & Zhang, 2018). Nilai/*value* ini yang akan dirubah menjadi vektor dan akan masuk pada tahap klasifikasi nantinya. Ditahap ini, model dari *neural network* ini nantinya akan digunakan dalam mengklasifikasi objek berdasarkan kelasnya.

2.9 Residual Network-50 V2 (ResNet)

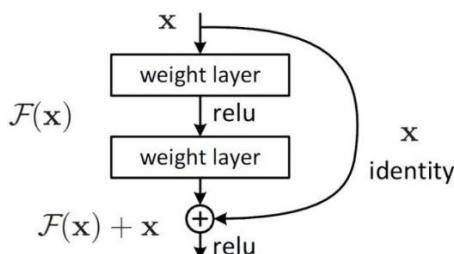
Residual Network (ResNet) adalah salah satu arsitektur dari CNN yang diperkenalkan Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, dan Jian Su yakni peneliti dari Microsoft pada tahun 2015. Ide awal dari penciptaan ResNet dapat dikatakan sangat sederhana tetapi cukup kuat, jika biasanya suatu arsitektur bekerja dengan mempelajari pemetaan yang menjadi dasar antara masukan dan keluaran dari suatu jaringan saraf secara langsung, maka ResNet bertindak dengan mencoba mempelajari pemetaan dari residu/sisa, yang berasal dari perbedaan antara masukan dan keluaran dari jaringan. Pembelajaran residual ini tercapai dengan melewati sebuah koneksi layer (*skipping connection*), yang membuat *input* dari sebuah layer terhubung secara langsung ke *output*-nya, melewati pemrosesan dari sebuah layer.

Menurut (Adminlp2m, 2023) dalam jaringan sederhana, *output* dari suatu *layer* dihitung dengan melewatkannya *output* dari *layer* sebelumnya melalui sekumpulan parameter bobot dan fungsi aktivasi. Output ini yang kemudian dilanjutkan ke dalam lapisan selanjutnya untuk pemrosesan lanjutan. Namun cara ini mempunyai masalah yaitu apabila suatu jaringan semakin dalam, maka akan semakin sulit untuk dilatih dikarenakan masalah hilangnya gradien (*vanishing gradient*). *Vanishing gradient* terjadi saat gradien dari *loss function* yang terhubung dengan parameter lapisan sebelumnya pada jaringan bernilai sangat kecil, sehingga parameter tersebut sulit untuk diperbarui selama proses pelatihan.

ResNet menyelesaikan masalah tersebut melalui konsep *skipping connection* yang membuat gradien mengalir langsung dari *output* lapisan sebelumnya ke *input* lapisan selanjutnya, melewati lapisan perantara mana pun. Hasilnya, meskipun *loss function* yang melewati parameter lapisan perantara bernilai sangat kecil, gradien masih dapat disebarluaskan dengan melakukan *skipping connection* ke lapisan selanjutnya.

Arsitektur *ResNet* umumnya terdiri dari beberapa *residual block*, yang masing-masing berisikan banyak lapisan konvolusi, lapisan *batch normalization*, dan *activation*

function . Skipping connection ditambahkan antara *input* dan *output* dari setiap *residual block*. Hal ini yang memungkinkan jaringan dapat mempelajari pemetaan sisa antara *input* dan *output* dari blok, sehingga memudahkan dalam pelatihan jaringan yang dalam. Selain itu menggunakan *Resnet* juga dapat meningkatkan akurasi, dan mempersingkat waktu training data. *ResNet* banyak digunakan dalam bidang *computer vision*, seperti untuk mengklasifikasi gambar, mendeteksi objek, dan melakukan segmentasi. *Resnet* mencapai hasil tercanggih pada banyak *dataset*, termasuk pada *ImageNet*, *COCO*, dan *Pascal VOC*.



Gambar 2. 5 Residual Learning Blok

Sumber: <https://neurohive.io/en/popular-networks/resnet/>

Dapat dilihat di sini, x adalah input ke layer yang langsung digunakan untuk terhubung ke layer setelah melewatan koneksi identitas dan jika diandaikan output dari koneksi identitas adalah $F(x)$. Maka dapat dikatakan hasilnya adalah $F(x) + x$. Salah satu masalah yang mungkin terjadi adalah mengenai dimensi. Kadang-kadang dimensi x dan $F(x)$ dapat bervariasi dan ini perlu diselesaikan. Dua pendekatan dapat diikuti dalam situasi seperti itu. Salah satunya melibatkan mengisi input x dengan bobot seperti yang sekarang dibawa sama dengan nilai yang keluar. Cara kedua termasuk menggunakan lapisan konvolusional dari x ke penjumlahan ke $F(x)$.

Dengan cara ini dapat menurunkan bobot dengan dimensi yang sama dengan yang keluar. Saat mengikuti cara pertama, persamaan berubah menjadi $F(x) + wI \cdot x$. Di sini wI adalah parameter tambahan yang ditambahkan sehingga dapat memunculkan dimensi output yang berasal dari fungsi aktivasi. Koneksi lewat di *ResNet* memecahkan masalah hilangnya gradien di jaringan saraf dalam dengan mengizinkan jalur pintasan alternatif ini agar gradien mengalir.

Ini juga membantu koneksi dengan membiarkan model mempelajari fungsi identitas yang memastikan bahwa lapisan yang lebih tinggi akan bekerja setidaknya sebaik

lapisan yang lebih rendah, dan tidak lebih buruk. Ide lengkapnya adalah membuat $F(x) = 0$. Sehingga pada akhirnya didapat $Y = X$ sebagai hasilnya. Artinya, nilai yang keluar dari fungsi aktivasi blok identitas sama dengan input yang dilewati koneksinya.

Resnet-50 terdiri dari 50 lapisan yang telah dioptimasi. Pada penelitian ini menggunakan *Resnet-50 V2* yang merupakan pengembangan dari arsitektur asli *ResNet*. Modifikasi utama berada pada bagian penempatan *batch normalization* dan fungsi ReLU sebelum operasi konvolusi (*pre-activation*), serta penggunaan identity mappings untuk shortcut connections, yang membuat ResNet-50v2 memberikan hasil yang lebih baik dalam hal stabilitas pelatihan dan kinerja pada beberapa tugas pengolahan gambar.

2.10 Confussion Matrix

Confusion Matrix merupakan sebuah matriks atau tabel yang berfungsi saat evaluasi kinerja dari sebuah model dalam mengklasifikasi dengan membandingkan nilai prediksi yang dibuat oleh model dengan nilai aktual dari data yang sebelumnya telah kita ketahui. Terdapat empat istilah utama yang digunakan sebagai penggambaran hasil proses klasifikasi pada *Confussion Matrix* seperti tabel 2.2

Tabel 2. 2 Confusion Matrix

		Aktual	
		Positif	Negatif
Prediksi	Positif	TP	FP
	Negatif	FN	TN

Terdapat 4 istilah yang merupakan hasil dari proses klasifikasi, yaitu :

- a. TP (True Positive) adalah data yang bernilai positif serta menghasilkan prediksi yang benar.
- b. FN (False Negative) adalah data yang bernilai positif, namun menghasilkan prediksi yang salah.
- c. FP (False Positive) adalah data yang bernilai negatif, namun menghasilkan prediksi yang benar

d. TN (True Negative) adalah data yang bernilai negatif dan menghasilkan prediksi yang salah.

Confusion Matrix juga dapat digunakan untuk perhitungan *performance matrix*, seperti:

2.8.1. Accuracy

Accuracy merupakan metode tingkat tolak ukur sejauh mana model berhasil dalam mengklasifikasi kelas dengan benar. Akurasi dihitung sebagai jumlah prediksi yang benar (True Positif dan True Negatif) dibagi dengan jumlah total sampel. Cara untuk dapat mengukur tingkat akurasi dapat ditentukan dengan cara seperti berikut pada persamaan 1.

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\% \quad (1)$$

2.8.2. Precision

Precision merupakan metode pengukuran sejauh mana prediksi positif model yang dinyatakan benar. Presisi dihitung dengan jumlah True Positif dibagi dengan jumlah True Positif dan False Positif. Berikut perhitungannya pada persamaan 2.

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (2)$$

2.8.3. Recall

Recall adalah metode untuk menghitung perbandingan dari jumlah data yang sesuai berdasarkan hasil dari sistem pada kumpulan data, baik yang terbaca maupun tidak terbaca oleh sistem. *Recall* berguna ketika ingin meminimalkan jumlah kasus positif yang sebenarnya yang terlewat oleh model. Berikut perhitungannya pada persamaan 3.

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

2.8.4. F1-Score

F1-Score adalah metode metrik penggabungan nilai presisi dan nilai recall menjadi satu skor tunggal yang dibobotkan. F1-Score berguna Ketika perlu mencari keseimbangan antara meminimalkan false positives dan false negatives. Berikut perhitungannya pada persamaan 4.

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

2.11 Penelitian Terdahulu

Ada beberapa penelitian terdahulu terkait dengan deteksi postur duduk, yakni penelitian oleh (Raju & Reddy, 2019), yang berjudul *Smart posture detection and correction system using skeletal points extraction*, penelitian ini menggunakan metode *skeletal points extraction* dengan bantuan pustaka *OpenCV* untuk menetapkan titik rangka dari gambar yang akan diproses kemudian diproses dengan algoritma *K-Nearest Neighbors(KNN)*. Tujuan penelitian ini adalah untuk mendeteksi postur yang salah pada pengguna komputer dengan menggunakan kamera *webcam* sebagai piranti inputan. Penelitian ini ketika dilakukan *real-time testing* melibatkan gambar yang diambil dengan waktu nyata menorehkan hasil yang baik dengan menghasilkan outputan berupa suara sebagai pengingat kepada penggunanya jika dalam waktu 15 detik pengguna berada dalam postur duduk yang salah.

Penelitian yang dilakukan (Chen, 2019) yang berjudul *Sitting Posture Recognition Based on OpenPose*. Penelitian ini bertujuan sama untuk mendeteksi postur tubuh yang salah pada pengguna komputer. Penelitian menggunakan OpenPose yang dasarnya menggunakan *Convolutional Neural Network (CNN)*. Dataset yang digunakan ialah data gambar yang kemudian dilakukan pemrosesan dengan melakukan *resizing* ke ukuran (60,60) piksel. Model CNN yang digunakan terdiri dari 19 lapisan. Layer *output* menggunakan *classification layer* yaitu *SoftMax Classifier* dengan fungsi aktivasi ReLU dengan *stride* (2, 2) pada *pooling layer*. Pada proses *training* SGD Penelitian ini menghasilkan akurasi rata-rata 90%. Penelitian yang dilakukan (Al-Haija & Adebajo, 2020) yang berjudul *Breast Cancer Diagnosis in Histopathological Images Using ResNet-50 Convolutional NeuralNetwork*. Penelitian ini bertujuan untuk mendiagnosa kanker payudara dengan *Residual Network-50*. Penelitian ini menggunakan 7909 gambar histopatologi selkanker baik jinak maupun ganas pada 82 pasien. Penelitian ini menggunakan 75% dari dataset untuk proses training dan 25% untuk testing, hasil akurasi testing yang diperoleh pada akhirnya yaitu di angka 99%.

Penelitian lain dilakukan oleh oleh (Keles et al., 2021) berjudul *COV19-CNNet and COV19-ResNet: Diagnostic Inference Engines for Early Detection of COVID-19*.

Penelitian ini bertujuan mendeteksi COVID-19. Penelitian ini dilakukan dengan membuat dua mesin mesin inferensi diagnostik untuk deteksi dini COVID-19 dengan metode yang berbeda, dimana masing-masing menggunakan metode CNN dan Resnet. Hasilnya mesin yang menggunakan *Residual Network* lebih unggul. Mesin yang menggunakan CNN menghasilkan akurasi 94,28% dan yang menggunakan Resnet menghasilkan akurasi 97.61%.

Selain itu ada pula penelitian lain yang menggunakan OpenPose yaitu pada penelitian yang dilakukan oleh (Kareem et al., 2020) berjudul *Using Skeleton based Optimized Residual Neural Network Architecture of Deep Learning for Human Fall Detection*. Penelitian ini bertujuan untuk mendeteksi lansia yang terjatuh pada rumah sakit, rumah, luar rumah, dsb. Penelitian ini menggunakan 192 video dengan postur tubuh bervariasi saat melakukan aktivitas sehari-hari dan ada pula video saat objek terjatuh. Penelitian ini menggunakan menggunakan *Resnet-50* yang dioptimasi (*Optimized Resnet-50*). Angka kecepatan yang diperoleh *Optimized Resnet-50* ialah 1.55 kali lebih cepat dibandingkan *Resnet-101* dan sedikit lebih cepat jika dibandingkan dengan *Resnet-50* biasa. Untuk akurasi yang didapat ialah sebesar 97.46%, melebihi 2 arsitektur *Resnet* yang digunakan pada penelitian terdahulu.

Tabel 2. 3 Penelitian Terdahulu

No.	Peneliti	Tahun	Metode	Keterangan
1.	Kehan Chen	2019	Convolutional Neural Network (CNN)	Penelitian ini bertujuan mendeteksi postur tubuh yang salah saat sedang duduk, hasilnya penelitian ini memperoleh akurasi rata-rata sebesar 90%.
2.	J. B. V. PrasadRaju, Yelma Chethan Reddy dan Pradeep Reddy G	2020	Skeletal Point Extraction dan K-Nearest Neighbors (KNN)	Penelitian ini bertujuan mendeteksi postur yang salah saat duduk dengan inputan gambar dari webcam dengan metode Skeletal Point Extraction. Hasilnya program ini dapat mendeteksi postur yang salah dan memberikan pemberitahuan bagi penggunanya jika dalam 15 detik, pengguna masih dalam postur buruk.
3.	Qasem Abu Al-Haija dan Adeola Adebanjo	2020	Residual Network (Resnet-50)	Penelitian ini bertujuan mendiagnosis kanker payudara menggunakan gambar Histopalogi, hasilnya penelitian ini memperoleh akurasi sebesar 99%.

Tabel 2. 3 Penelitian Terdahulu (Lanjutan)

No.	Peneliti	Tahun	Metode	Keterangan
4.	Ayturk Keles, Ali Keles dan Mustafa Berk Keles	2021	CNN & Residual Network (Resnet)	Penelitian ini bertujuan membuat mesin deteksi dini COVID – 19. Hasilnya mesin yang menggunakan CNN menghasilkan akurasi 94,28% dan yang menggunakan Resnet menghasilkan akurasi 97.61%.
5.	Irfan Kareem, Syed Farooq Ali, Ali Sheharyar	2020	Residual Network (Resnet)	Penelitian ini bertujuan untuk mendeteksi lansia yang terjatuh pada rumah sakit, rumah, luar rumah, dsb. Hasil yang didapatkan adalah akurasi sebesar 97.46%, melebihi arsitektur yang digunakan sebelumnya.

Tabel 2. 3 Penelitian Terdahulu (Lanjutan)

No.	Peneliti	Tahun	Metode	Keterangan
6.	Zewei Ding, Wanqing Li, Philip Ogunbona, LinQing	2019	V-WHOG	Penelitian ini menggunakan <i>Histogram Oriented Gradient</i> (HOG) yang diekstraksi dari sebuah gambar RGB untuk mendeteksi postur duduk dari individu. Hasil akurasi yang diperoleh dengan metode ini lebih rendah jika dibandingkan dengan ResNet dan DenseNet, namun metode ini mampu mencapai <i>frame rate</i> yang lebih tinggi jika dibandingkan dengan ResNet dan DenseNet dan beberapa lain.

2.12 Perbedaan Penelitian

Adapun perbedaan penelitian yang penulis lakukan dengan penelitian terdahulu, seperti penelitian oleh (Ding et al., 2019), (Chen, 2019), dan (Raju & Reddy, 2019) yaitu pada aspek metode yang dipakai. Penelitian oleh (Ding et al., 2019) menggunakan metode *Histogram Oriented Gradient* (HOG) dan SVM (*support vector machine*) untuk klasifikasinya, penelitian yang dilakukan oleh (Chen, 2019), menggunakan *library OpenPose* untuk penerapan *Human Pose Estimation* dengan *Convolutional Neural Network* (CNN) sebagai metodenya, dan penelitian yang dilakukan (Raju & Reddy, 2019) menggunakan *library OpenCV* untuk penerapan *Human Pose Estimation* dan KNN (*K-Nearest Neighbors*) sebagai metode untuk klasifikasinya.

Jika penelitian (Ding et al., 2019) menggunakan metode *Histogram Oriented Gradient* (HOG) maka pada penelitian ini, metode ekstraksi titik dan garis skeletal pada

manusia (*Human Pose Estimation*) diterapkan untuk membantu pengklasifikasian sama seperti yang dilakukan (Chen, 2019) dan (Raju & Reddy, 2019), namun penelitian ini menggunakan *pre-trained Resnet-50 V2* untuk mengklasifikasi data citra dengan kategori postur yang ditingkatkan jika dibandingkan dengan (Chen, 2019), dan (Raju & Reddy, 2019) yang sama-sama menggunakan 2 kategori (postur duduk salah dan postur duduk benar). Pada penelitian ini pula sistem yang dibangun berupa aplikasi berbasis *web* (*web-based-app*) dengan menggunakan webcam/kamera eksternal untuk menguji aplikasi dalam mengklasifikasi postur duduk pengguna.

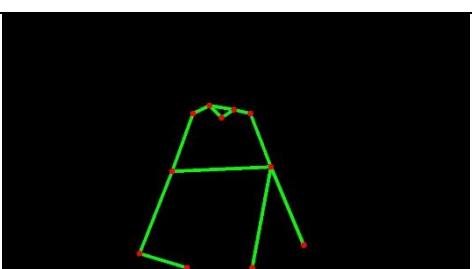
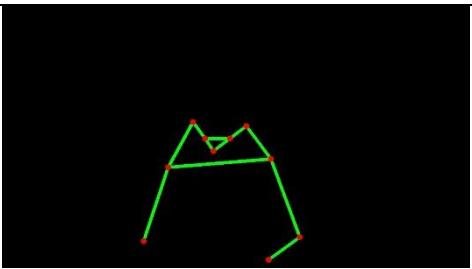
BAB III

ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

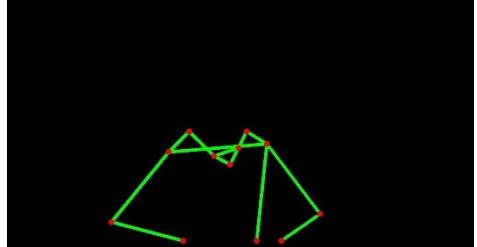
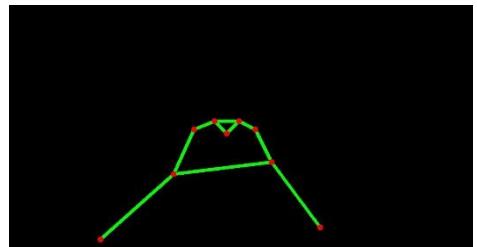
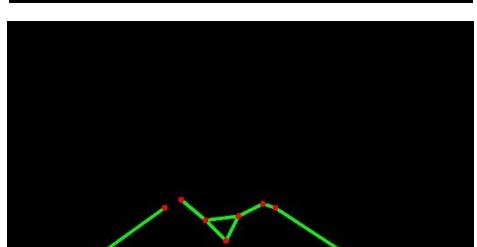
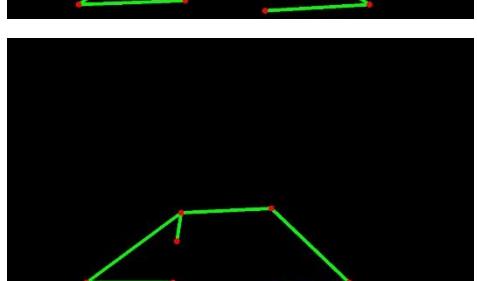
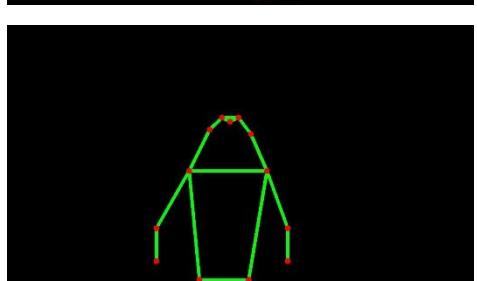
3.1 Dataset

Data yang digunakan berupa citra bagian atas tubuh manusia (bagian perut atas hingga kepala) dimana individu seolah-olah sedang menggunakan komputer/laptop, dimana sudah dilakukan proses *Human Pose Estimation* dengan *background* hitam. Data diperoleh dengan pengambilan citra dari beberapa partisipan, diambil menggunakan kamera yang diletakkan didepan individu tersebut pada jarak minimal 70cm. Penelitian yang dilakukan oleh (Ding et al., 2019) menggunakan citra rekaman video sebanyak 30 postur duduk, namun dikarenakan penelitian ini hanya menggunakan kamera dari sisi depan saja , maka postur yang digunakan di penelitian ini sebanyak 23 postur duduk yang dikelompokkan menjadi 4 kategori dari beberapa partisipan yang direkam dengan kamera sisi depan, lalu akan dilakukan proses capturing untuk mengambil *frame* demi frame. Seluruh dataset berekstensi JPG dengan total data sebanyak 2660 data citra. Contoh data citra postur duduk yang nantinya akan digunakan pada penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 3.1

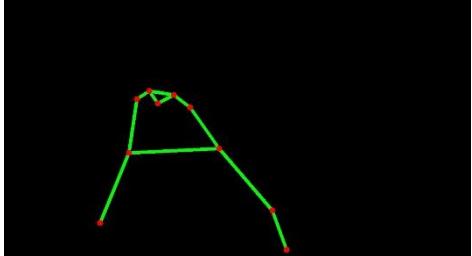
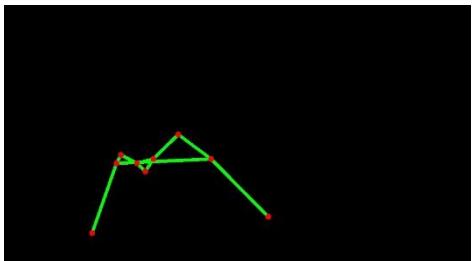
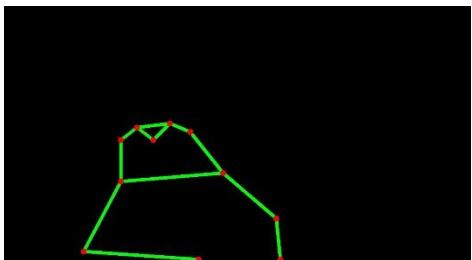
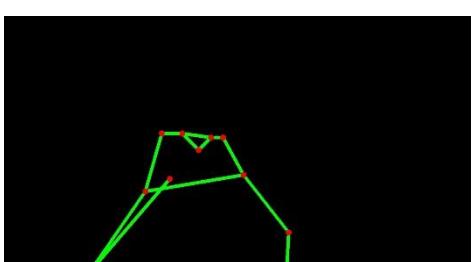
Tabel 3. 1 Contoh Data Citra Postur Duduk

No	Gambar	Postur
1	 A black background image showing a green skeleton-like outline of a human torso and head. Red dots mark the joints at the neck, shoulders, elbow, and waist.	Duduk normal
2	 A black background image showing a green skeleton-like outline of a human torso and head. Red dots mark the joints at the neck, shoulders, elbow, and waist. This posture appears more upright than the first one.	Postur Duduk Tengah Beresiko

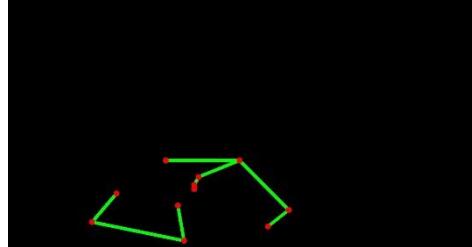
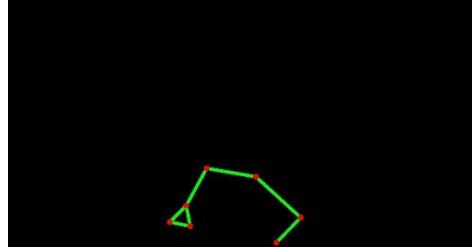
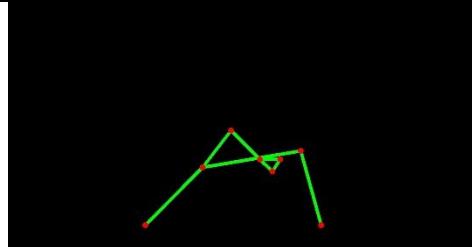
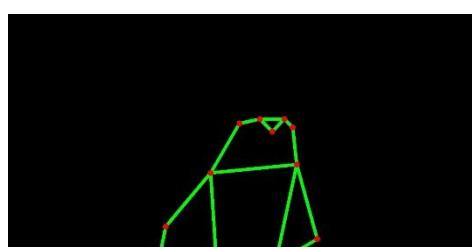
Tabel 3.1 Contoh Data Citra Postur Duduk (Lanjutan)

No	Gambar	Postur
		
		
2		Postur Duduk Tengah Beresiko
		
		

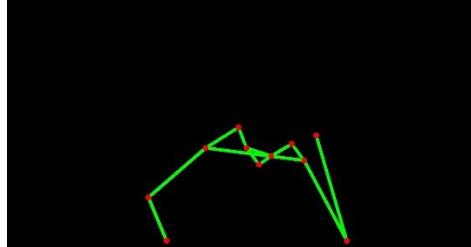
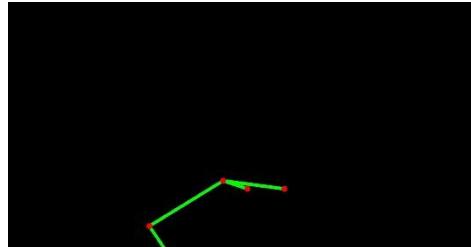
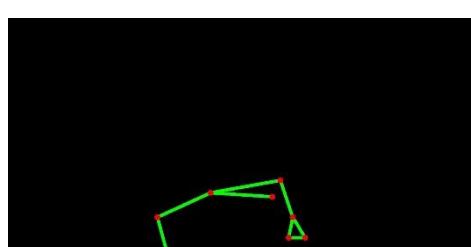
Tabel 3.1 Contoh Data Citra Postur Duduk (Lanjutan)

No	Gambar	Postur
		
		
		
3		Postur Duduk Condong Kiri
		
		

Tabel 3.1 Contoh Data Citra Postur Duduk (Lanjutan)

No	Gambar	Postur
3		Postur Duduk Condong Kiri
		
4		
		Postur Duduk Condong Kanan

Tabel 3.1 Contoh Data Citra Postur Duduk (Lanjutan)

No	Gambar	Postur
		
4		Postur Duduk Condong Kanan
		
		

Pengklasifikasian postur duduk dibagi menjadi kelas seperti pada tabel 2.1. Kemudian data-data akan dibagi menjadi 3 bagian yaitu data *training*, data *validation*, dan data *testing*. *Training data* melatih algoritma dengan mengubah parameter agar dapat disesuaikan dengan data yang diberikan sehingga sistem memahami ciri data. Validation Data merupakan tahapan memvalidasi seluruh data untuk menghindari *overfitting*. *Testing data* melakukan pengujian algoritma pada model yang sebelumnya sudah melalui proses *train data*. Testing Data adalah proses pengujian algoritma pada model yang telah dilatih (*train*), dan Adapun jumlah keseluruhan data dapat dilihat pada tabel 3.2

Tabel 3. 2 Jumlah Data Citra Postur Duduk

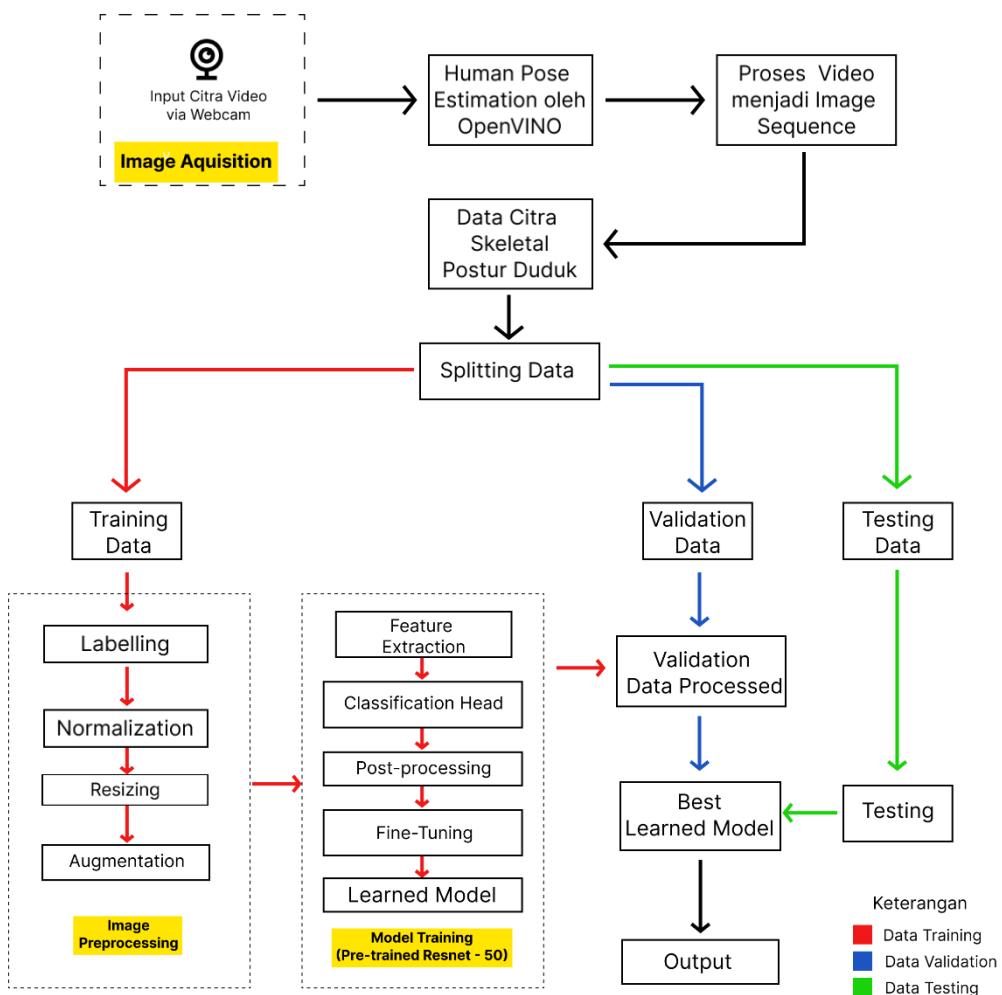
No	Kategori Postur	Jumlah Data
1	Postur Duduk Condong Kanan	665
2	Postur Duduk Condong Kiri	665
3	Postur Duduk Normal	665
4	Postur Duduk Tengah Beresiko	665
Total Data		2660

Pembagian data (*splitting data*) dilakukan dengan persentase 80% data digunakan sebagai *Data Training*, 10% sebagai *Data Testing*, dan 10% digunakan sebagai *Data Validation*. Setelah melalui proses *splitting data* maka didapat 2.128 data yang digunakan sebagai *Data Training*, dan 264 data digunakan sebagai *Data Validation*, 268 data digunakan sebagai *Data Testing*.

3.2 Analisis Sistem

Terdapat beberapa tahapan yang digunakan sebagai metode pada penelitian ini. Tahapan pertama merupakan tahapan proses mengumpulkan data citra video postur duduk dari beberapa partisipan, kemudian dilakukan proses *Human Pose Estimation* untuk mendapatkan citra skeletal, yang kemudian akan lanjut ke proses *image sequence*, untuk memproses video menjadi potongan *frame per frame*. Kemudian akan melalui tahapan berikutnya yaitu *pre-processing* data yang terdiri *labelling*, yakni pengkategorian data ke kategori postur duduk yang sesuai, lalu masuk ke tahapan *normalization* yaitu merubah seluruh nilai data citra kedalam *range* 0 ke 1 untuk mempermudah pemrosesan. Tahapan selanjutnya adalah *resizing*, merubah ukuran keseluruhan data ke dalam ukuran 144x256 piksel, setelah melalui tahap *resizing*, maka selanjutnya masuk ke proses augmentasi data dengan metode *Width and Height Shifting* yaitu menggeser gambar secara horizontal dan vertikal hingga 20% dari ukurannya, lalu *Zooming* untuk memperbesar atau memperkecil dalam rentang ukuran asli. Dan metode *Fill Mode* yakni mengisi area kosong setelah transformasi dengan piksel terdekat. Data yang telah melalui proses *pre-processing* akan digunakan untuk melatih model *pre-trained Resnet-50*. Tahap terakhir adalah pendekripsi objek menggunakan model yang

sudah terlatih dan diimplementasikan pada aplikasi berbasis *website*. Keseluruhan tahapan penelitian dapat dilihat dalam arsitektur umum pada gambar 3.1.



Gambar 3. 1 Arsitektur Umum

Berikut Penjelasan terkait proses arsitektur pada gambar 3.1

3.2.1 *Image Aquisition*

Tahap ini yaitu tahap pengumpulan data video individu yang sedang menggunakan laptop/komputer. Citra diambil dengan menggunakan kamera eksternal yang diletakkan di depan individu. Resolusi video yang diambil beresolusi 1080p. Partisipan dalam pengumpulan data ini ada 9 orang terdiri dari 5 pria dan 4 wanita berusia 20-30 tahun yang tidak memiliki kelainan pada tulang belakang.

3.2.2 *Human Pose Estimation*

Human Pose Estimation digunakan untuk mengekstraksi titik rangka dari citra individu

yang ditangkap oleh *webcam*. Proses ini membantu algoritma *ResNet* untuk mengklasifikasi postur, dikarenakan ResNet di desain untuk melakukan klasifikasi gambar bukan untuk mendeteksi objek. *Human Pose Estimation* mendeteksi dan memprediksi posisi sendi tubuh (*keypoints*) dalam gambar atau frame video yang menggambarkan manusia. Pada penelitian ini proses Human Pose Estimation dilakukan menggunakan bantuan library *OpenVINO*. Hasil dari proses *Human Pose Estimation* ini berupa *list* pose, yang digambarkan pada *background* hitam, sehingga menghasilkan gambar pose individu dengan background hitam yang akan digunakan untuk proses berikutnya.



Gambar 3. 2 Foto Posture Sebelum dan Sesudah

Proses *Human Pose Estimation*

3.2.3 *Video Frame Extraction/Image Sequence Process*

Pada proses ini video yang telah melalui proses *Human Pose Estimation*, akan di proses untuk mengambil frame demi frame, sehingga didapatkan citra skeletal dari postur duduk individu berekstensi *jpg/jpeg*.

3.2.4 *Splitting Data*

Seluruh data citra selanjutnya akan di bagi menjadi 3 dengan komposisi : 80% untuk *training process*, 10% untuk *validation process*, dan 10% untuk *testing process*.

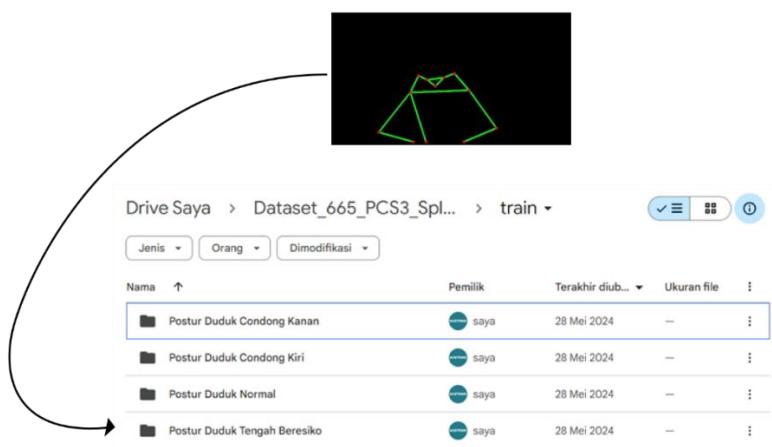
3.2.5 *Image Pre-Processing*

Proses ini dilakukan untuk memperoleh citra skeletal yang lebih baik untuk proses berikutnya. Tahapan *pre-processing* yang dilakukan meliputi *Labelling*, *Normalization*, *Resizing*, dan *Augmentation*.

3.2.5.1 *Labelling*

Labelling merupakan proses pengkategorian data yang akan digunakan. *Labelling*

method yang digunakan pada penelitian ini adalah *folder-based labeling*, dimana label dari citra diambil dari nama direktori/folder dimana citra itu disimpan. Proses *Labelling* pada penelitian ini dilakukan dengan cara memasukkan data ke dalam folder yang sesuai dengan kelompok posturnya (Postur Duduk Condong Kanan, Postur Duduk Condong Kiri, Postur Duduk Normal, Postur Duduk Tengah Beresiko), kemudian sistem akan menggunakan label tersebut sebagai informasi ketika *menginput* gambar-gambar yang akan diproses.



Gambar 3. 3 Folder-Based Labeling

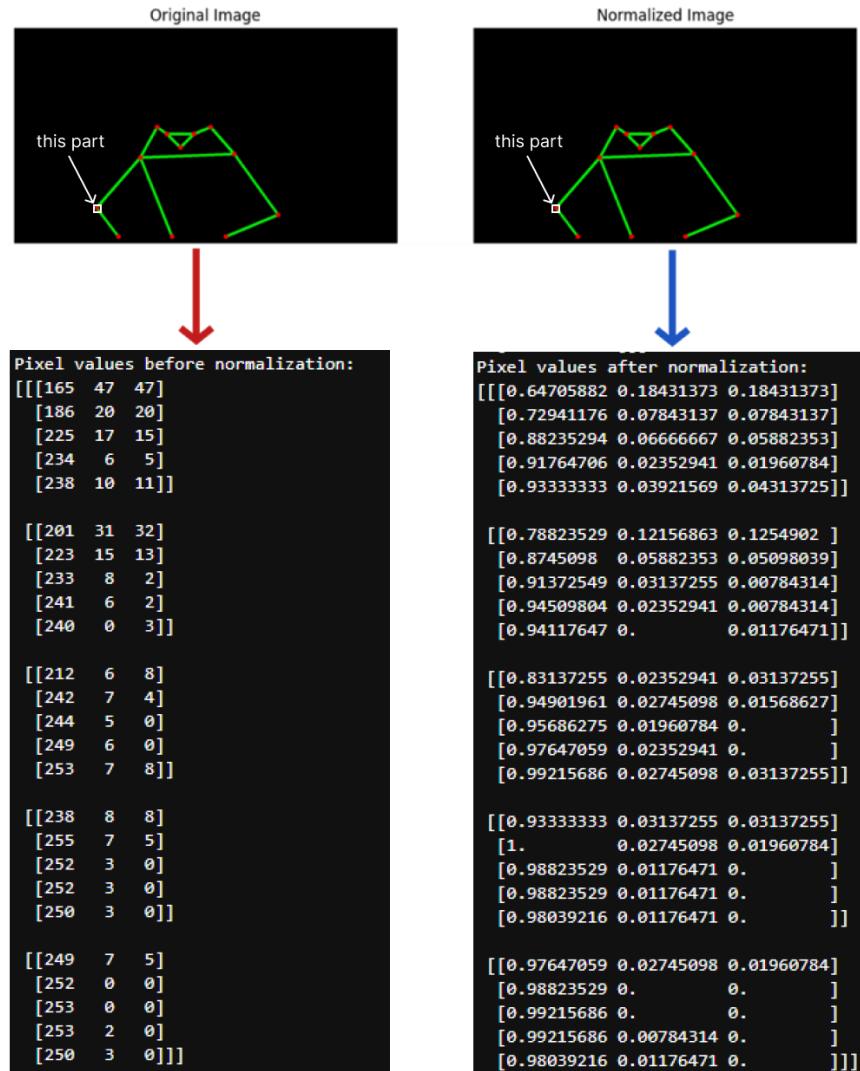
3.2.5.2 Normalization

Normalization merupakan proses untuk merubah rentang skala nilai-nilai fitur pada data citra agar punya skala yang sama. Salah satu teknik yang umum digunakan adalah normalisasi *Min-Max*. Dalam normalisasi Min-Max, nilai-nilai fitur dalam dataset diubah sehingga rentang nilainya berkisar antara 0 dan 1. Proses *normalization* sangat penting untuk memudahkan kinerja pemrosesan gambar.

$$X' = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (5)$$

Pada penelitian ini, dengan konteks acuan menggunakan nilai *pixel* dari gambar yang berada pada rentang 0 ke 255, maka untuk pemrosesan lebih lanjut, normalisasi dilakukan dengan membagi setiap nilai *pixel* dengan 255 untuk memperoleh nilai dalam rentang 0 ke 1. Pada gambar 3.4 terdapat potongan nilai *pixel* dari gambar yang belum dinormalisasi, nilainya berada pada rentang 0 ke 255,

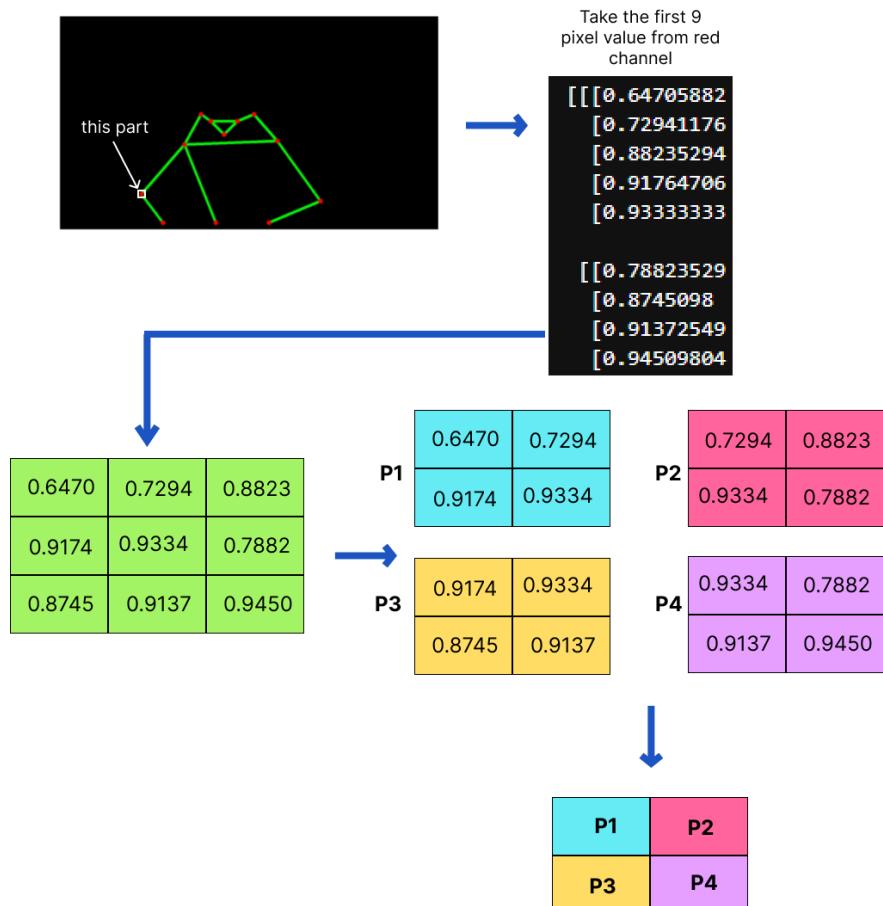
sedangkan pada gambar yang sudah dinormalisasi, pada indeks yang sama nilai *pixel*-nya berada pada rentang 0 ke 1.



Gambar 3. 4 Perbandingan gambar dan *pixel value* sesudah dan sebelum *Normalization*

3.2.5.3 *Resizing*

Proses Resizing merupakan proses mengubah ukuran gambar yang akan diinput kedalam sistem menjadi berukuran sama. Piksel yang semakin besar akan memperlambat pemrosesan data, maka dari itu *resizing* dilakukan untuk membuat piksel menjadi lebih kecil dan seragam. Pada penelitian ini, citra diubah ukurannya menjadi 144x256 pixel. Berikut contoh proses *resizing* yang diambil dari sebagian *pixel value* gambar yang telah melalui tahapan *Human Pose Estimation* dan *Normalization* pada gambar 3.5.



Gambar 3. 5 Proses Perhitungan *Resizing*

Pada Gambar 3.5 terdapat proses pengubahan ukuran citra 3×3 pixel menjadi 2×2 pixel. Dalam proses ini, nilai untuk setiap pixel yang baru didapatkan dengan cara mengambil setiap nilai dari rata-rata 4 pixel terdekat untuk diubah kedalam bentuk citra yang lebih kecil yaitu 2×2 .

Berikut detail perhitungan proses resizing :

$$P1 = (0.6470 + 0.7294 + 0.9174 + 0.9334) : 4 = 0.8068$$

$$P2 = (0.7294 + 0.8823 + 0.9334 + 0.7882) : 4 = 0.8333$$

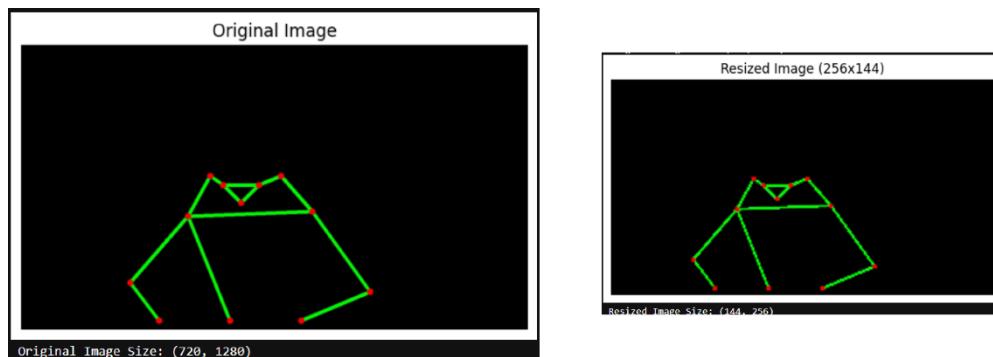
$$P3 = (0.9174 + 0.9334 + 0.8745 + 0.9137) : 4 = 0.9098$$

$$P4 = (0.9334 + 0.7882 + 0.9137 + 0.9450) : 4 = 0.8951$$

Setiap nilai pixel yang baru dihasilkan dari perhitungan proses resizing dengan matriks diatas dapat dilihat pada gambar 3.6.

0.8068	0.8333
0.9098	0.8951

Gambar 3. 6 Nilai Matrix dari proses *Resizing*



Gambar 3. 7 Gambar asli dan gambar yang telah melalui proses *Resizing*

3.2.5.4 Augmentasi

Augmentasi adalah proses manipulasi atau modifikasi citra sehingga citra yang asli akan berubah bentuk atau posisi atau komposisi. Augmentasi dilakukan agar mesin dapat mengenali citra objek dalam bentuk, posisi ataupun komposisi yang berbeda. Selain itu, augmentasi juga dapat memperbanyak jumlah data yang akan diproses. Metode augmentasi yang digunakan dalam penelitian ini , yaitu pergeseran lebar (*width shift*), pergeseran tinggi (*height shift*), dan *zoom*. *Width shift* adalah teknik augmentasi yang menggeser gambar secara horizontal dalam rentang tertentu. Pada penelitian ini, gambar digeser secara acak hingga 5% dari lebar gambar aslinya. *Height shift* adalah teknik augmentasi yang menggeser gambar secara vertikal dalam rentang tertentu. Pada penelitian ini, gambar digeser secara acak hingga 5% dari tinggi gambar aslinya. *Zoom* adalah teknik augmentasi yang memperbesar atau memperkecil gambar dalam rentang tertentu. Pada penelitian ini, gambar diperbesar atau diperkecil secara acak hingga 20% dari ukuran aslinya. Teknik ini membantu model untuk menangani variasi dalam ukuran objek yang ada dalam gambar.

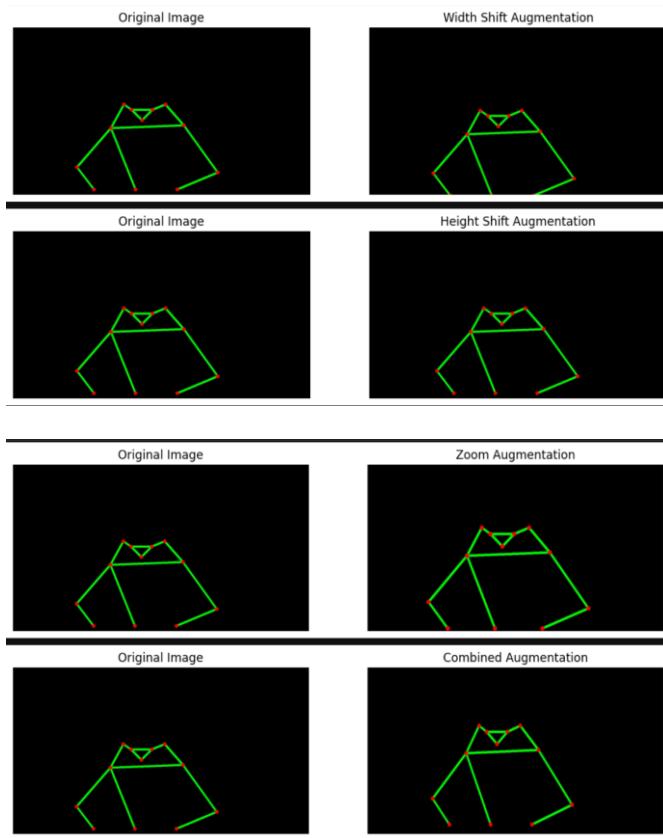
```

START PROCEDURE save_transformed_images(data, folder, target
name, index)
    CALL("width_shift_5%")
    index += 1
    CALL("height_shift_5%")
    index += 1
    CALL("zoom_20%")
    index += 1
END PROCEDURE

```

Gambar 3. 8 Pseudocode Augmentasi

Citra postur sebelum dan sesudah mengalami proses augmentasi dapat dilihat pada gambar 3.9.



Gambar 3. 9 Citra postur sebelum dan sesudah augmentasi

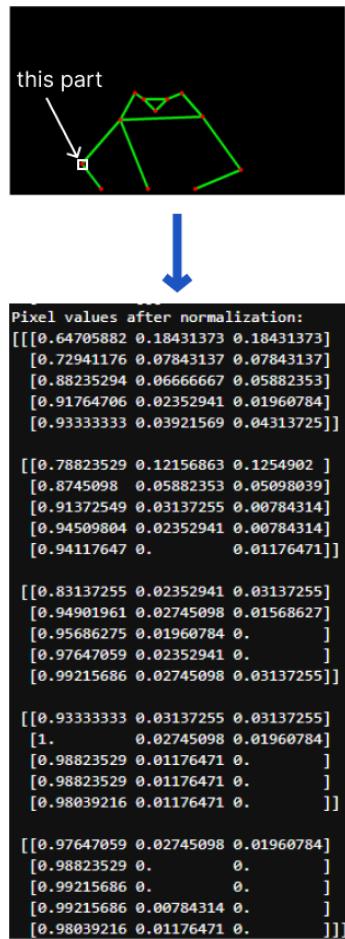
3.2.6 Model Training

Dalam penelitian ini, model klasifikasi menggunakan algoritma *pre-trained ResNet*-

50 (*Residual Neural Network*) dengan bantuan tools *Google Collab* dengan framework *TensorFlow*. Tahapannya adalah:

3.2.6.1 Feature Extraction

Feature extraction dalam *pretrained ResNet50* melibatkan operasi konvolusi yang menggunakan perkalian dot product antara kernel (filter) dan patch dari gambar input. Konvolusi ini memungkinkan model untuk mengekstraksi fitur-fitur penting dari gambar, seperti tepi, pola, dan tekstur, yang kemudian digunakan untuk tugas klasifikasi atau deteksi objek.



Gambar 3. 10 Cuplikan *pixel value* (*RGB*) dari gambar yang telah di normalisasi dan di *resizing*

Berikut Kalkulasi Konvolusi yang diambil dari sebagian *pixel value* seperti pada gambar 3.10 yang telah melalui proses normalisasi dan *resizing*, namun kita mengambil perhitungan untuk *channel Red* saja, potongan gambar berukuran 5×5 sebagai input, diterapkan operasi konvolusi dengan kernel 3×3 yang telah dilatih pada *Convolution layer* pertama dari ResNet50. Berikut matriksnya

$$\begin{bmatrix} 0.64705882 & 0.72941176 & 0.88235294 & 0.91764706 & 0.93333333 \\ 0.78823529 & 0.8745098 & 0.91372549 & 0.94509804 & 0.94117647 \\ 0.83137255 & 0.94901961 & 0.95686275 & 0.97647059 & 0.99215686 \\ 0.93333333 & 1.00000000 & 0.98823529 & 0.98823529 & 0.98039216 \\ 0.97647059 & 0.98823529 & 0.99215686 & 0.99215686 & 0.98039216 \end{bmatrix}$$

Misalkan akan diproses dengan kernel 3x3 dengan nilai acak

$$\begin{bmatrix} 0 & -1 & 1 \\ 1 & 0 & -1 \\ -1 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

Gambar akan dipecah kedalam beberapa bagian yang sesuai dengan ukuran kernel, dari contoh matriks input 5x5 maka ada beberapa *patch*

$$\begin{bmatrix} 0.64705882 & 0.72941176 & 0.88235294 \\ 0.78823529 & 0.8745098 & 0.91372549 \\ 0.83137255 & 0.94901961 & 0.95686275 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 0.72941176 & 0.88235294 & 0.91764706 \\ 0.8745098 & 0.91372549 & 0.94509804 \\ 0.94901961 & 0.95686275 & 0.97647059 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 0.88235294 & 0.91764706 & 0.93333333 \\ 0.91372549 & 0.94509804 & 0.94117647 \\ 0.95686275 & 0.97647059 & 0.99215686 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 0.78823529 & 0.8745098 & 0.91372549 \\ 0.83137255 & 0.94901961 & 0.95686275 \\ 0.93333333 & 1.00000000 & 0.98823529 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 0.8745098 & 0.91372549 & 0.94509804 \\ 0.94901961 & 0.95686275 & 0.97647059 \\ 1.00000000 & 0.98823529 & 0.98823529 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 0.91372549 & 0.94509804 & 0.94117647 \\ 0.95686275 & 0.97647059 & 0.99215686 \\ 0.98823529 & 0.98823529 & 0.98039216 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 0.83137255 & 0.94901961 & 0.95686275 \\ 0.93333333 & 1.00000000 & 0.98823529 \\ 0.97647059 & 0.98823529 & 0.99215686 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 0.94901961 & 0.95686275 & 0.97647059 \\ 1.00000000 & 0.98823529 & 0.98823529 \\ 0.98823529 & 0.99215686 & 0.99215686 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 0.95686275 & 0.97647059 & 0.99215686 \\ 0.98823529 & 0.98823529 & 0.98039216 \\ 0.99215686 & 0.99215686 & 0.98039216 \end{bmatrix}$$

Berikut perhitungan Dot Product untuk setiap *patch* nya:

1. *Patch Atas Kiri*

$$(0 \times 0.64705882) + (-1 \times 0.72941176) + (1 \times 0.88235294) + (1 \times 0.78823529) + (0 \times 0.8745098) + (-1 \times 0.91372549) + (-1 \times 0.83137255) + (1 \times 0.94901961) + (0 \times 0.95686275) = 0.14509794$$

2. *Patch Atas Tengah*

$$(0 \times 0.72941176) + (-1 \times 0.88235294) + (1 \times 0.91764706) + (1 \times 0.8745098) + (0 \times 0.91372549) + (-1 \times 0.94509804) + (-1 \times 0.94901961) + (1 \times 0.95686275) + (0 \times 0.97647059) = -0.02745098$$

3. *Patch Atas Kanan*

$$(0 \times 0.88235294) + (-1 \times 0.91764706) + (1 \times 0.93333333) + (1 \times 0.91372549) + (0 \times 0.94509804) + (-1 \times 0.94117647) + (-1 \times 0.95686275) + (1 \times 0.97647059) + (0 \times 0.99215686) = 0.00784314$$

4. *Patch Tengah Kiri*

$$(0 \times 0.78823529) + (-1 \times 0.8745098) + (1 \times 0.91372549) + (1 \times 0.83137255) + (0 \times 0.94901961) + (-1 \times 0.95686275) + (-1 \times 0.93333333) + (1 \times 1.00000000) + (0 \times 0.98823529) = -0.01960884$$

5. *Patch Tengah Tengah*

$$(0 \times 0.8745098) + (-1 \times 0.91372549) + (1 \times 0.94509804) + (1 \times 0.94901961) + (0 \times 0.95686275) + (-1 \times 0.97647059) + (-1 \times 1.00000000) + (1 \times 0.98823529) + (0 \times 0.99215686) = -0.00784314$$

6. *Patch Tengah Kanan*

$$(0 \times 0.91372549) + (-1 \times 0.94509804) + (1 \times 0.94117647) + (1 \times 0.95686275) + (0 \times 0.97647059) + (-1 \times 0.99215686) + (-1 \times 0.98823529) + (1 \times 0.99215686) + (0 \times 0.98039216) = -0.03549011$$

7. *Patch Bawah Kiri*

$$(0 \times 0.83137255) + (-1 \times 0.94901961) + (1 \times 0.95686275) + (1 \times 0.93333333) + (0 \times 1.00000000) + (-1 \times 0.98823529) + (-1 \times 0.97647059) + (1 \times 0.98823529) + (0 \times 0.99215686) = -0.03452912$$

8. Patch Bawah Tengah

$$(0 \times 0.94901961) + (-1 \times 0.95686275) + (1 \times 0.97647059) + (1 \times 1.00000000) + (0 \times 0.98823529) + (-1 \times 0.99215686) + (-1 \times 0.98823529) + (1 \times 0.99215686) + (0 \times 0.98039216) = 0.03137245$$

9. Patch Bawah Kanan

$$(0 \times 0.95686275) + (-1 \times 0.97647059) + (1 \times 0.99215686) + (1 \times 0.98823529) + (0 \times 0.98823529) + (-1 \times 0.98039216) + (-1 \times 0.99215686) + (1 \times 0.99215686) + (0 \times 0.98039216) = -0.02352941$$

Setelah melakukan perhitungan dot product untuk setiap patch, maka didapatkan *feature map* akan memiliki ukuran 3×3 untuk channel *red* dan nilainya seperti matriks berikut

$$\begin{bmatrix} 0.14509794 & -0.02745098 & 0.00784314 \\ -0.01960884 & -0.00784314 & -0.03549011 \\ -0.03452912 & 0.03137245 & -0.02352941 \end{bmatrix}$$

Hasil output akan ditambahkan dengan hasil dari kalkulasi konvolusi dari *channels* lainnya yaitu *channels Green* dan *Blue* dan ditambahkan dengan nilai input aslinya (konsep *skip connections* arsitektur *Resnet*) kemudian penambahan aktivasi *ReLU* (*Rectified Linear Unit*) yang berfungsi untuk menghasilkan output non-linear yang memungkinkan jaringan untuk mempelajari hal-hal yang lebih kompleks antara fitur-fitur input dan output dilakukan sebelum nantinya dilanjutkan ke layer berikutnya.

3.2.6.2 Classification Head

Pada tahap ini merupakan bagian akhir yang bertugas mengklasifikasi , komponen terdiri dari *Flattening Layer*, *Fully Connected Layers*, *Activation Function* , dan *Output Layer(Softmax)*.

3.2.6.3 Post Processing

Setelah itu terdapat proses *post-processing*, dimana pada proses ini akan mengeluarkan probabilitas kelas untuk setiap gambar yang diinput.

3.2.6.4 Fine Tuning

Tahapan ini merupakan bagian *training* lanjutan yang dimodifikasi sesuai dengan

kebutuhan peneliti. Terdiri dari

a. Custom Classification Head

Pada bagian ini, kelas output dimodifikasi sesuai kebutuhan penelitian, pada penelitian ini menggunakan 4 kelas (Postur Duduk Condong Kanan, Postur Duduk Condong Kiri, Postur Duduk Normal, Postur Duduk Tengah Beresiko).

b. Freezing/Unfreezing Layers

Bagian ini untuk mempertahankan fitur yang telah di *training* sebelumnya pada model.

c. Training

Pada bagian ini *pre-trained Resnet-50* model dilatih menggunakan data milik peneliti. Pada penelitian ini menggunakan dataset citra skeletal postur duduk.

3.2.7 Proses Validation

Pada tahapan selanjutnya akan dilakukan evaluasi terhadap model yang telah berhasil sebelumnya dengan menguji cobanya menggunakan gambar yang peneliti masukkan apakah model tersebut dapat mengenali gambar yang di input atau tidak.

3.2.8 Learned Model

Hasil dari proses klasifikasi saat *training* akan menghasilkan sebuah *learned model* yangnantinya akan digunakan aplikasi. *Learned Model* ini berisi defenisi grafik serta bobotmodel hasil *data training* dengan 13 klasifikasi postur duduk.

3.2.9 Proses Testing

Proses testing data merupakan proses untuk menguji sistem dengan model yang sudah terbentuk pada proses training data. Proses ini bertujuan untuk mengetahui apakah sistem dapat mengenali klasifikasi postur dengan input frame postur dari individu. Pada proses ini dapat dilihat seberapa tinggi pemahaman sistem untuk mengklasifikasikan data yang akan diinput, hal tersebut dapat dilihat dari akurasi testing data.

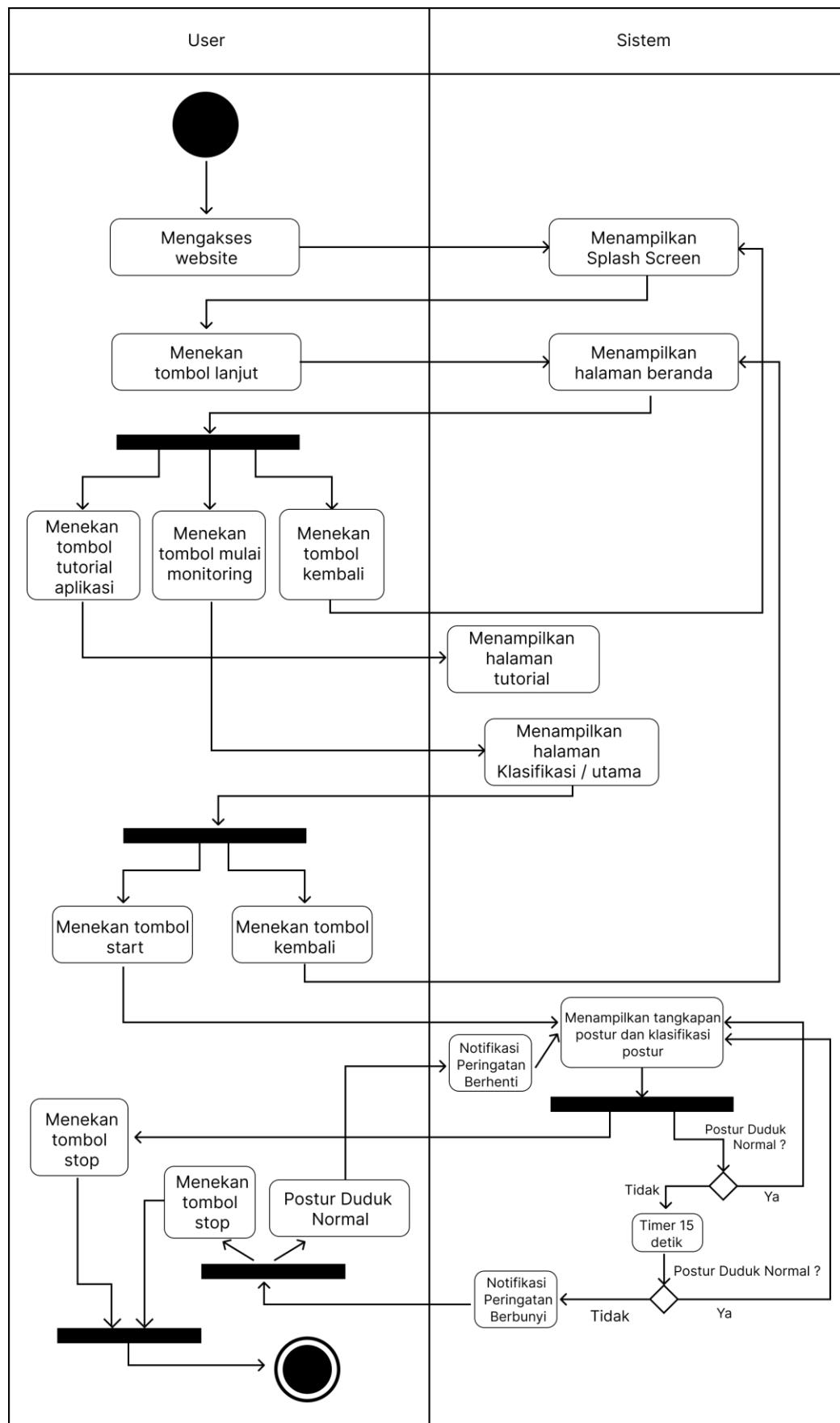
3.3 Perancangan Antarmuka Sistem

Tahapan ini membahas perancangan antarmuka atau tampilan sistem aplikasi deteksi

postur duduk untuk memudahkan pengguna memonitor postur duduk mereka. Penelitian ini menyajikan aplikasi dalam format *web-based-app*, maka rancangan antarmuka yang dibuat berbentuk *website*.

Dalam perancangan aplikasi diperlukan alur aktivitas dari aplikasi yang akan dibangun, yang nantinya menjadi gambaran aktivitas apa saja yang pengguna lakukan. *Activity diagram* (diagram aktivitas) adalah diagram yang menggambarkan interaksi sistem dan entitas luarnya, yang biasa disebut sebagai aktor, dapat berupa individu, organisasi, atau sistem luar yang berinteraksi dengan sistem. Diagram aktivitas yang disajikan pada gambar 3.11 menggambarkan keseluruhan aktivitas yang pengguna lakukan selama menggunakan aplikasi monitoring postur duduk dan menggambarkan bagaimana sistem menanggapi setiap aksi yang dilakukan dari pengguna. Diagram aktivitas ini dimulai dengan pengguna mengakses alamat *website* dari aplikasi, kemudian sistem menampilkan *splash screen*. Pada aktivitas berikutnya pengguna mengklik tombol untuk melanjutkan ke halaman berikutnya, dan sistem menampilkan halaman beranda.

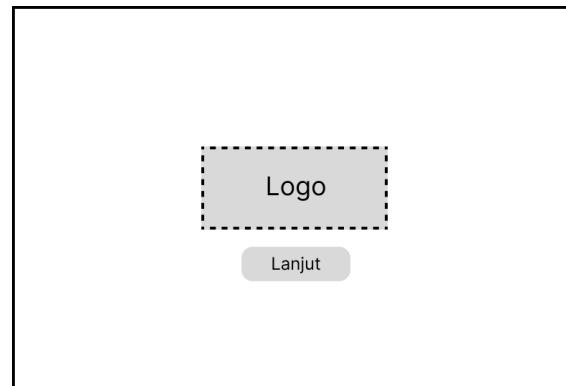
Di halaman beranda terdapat 2 aktivitas yang dapat dilakukan pengguna yaitu mengakses halaman tutorial dan mengakses halaman monitoring. Pada halaman monitoring, ketika pengguna memulai proses monitoring/klasifikasi, maka sistem menanggapi dengan menampilkan tampilan postur dan hasil klasifikasi. Ketika hasil monitoring/klasifikasi postur menunjukkan bahwa pengguna berada dalam postur yang buruk maka sistem akan memulai hitung mundur selama 15 detik, setelah waktu habis maka sistem akan kembali mengecek apakah postur duduk pengguna masih dalam postur yang buruk atau tidak, jika ya maka sistem akan memunculkan notifikasi suara untuk mengingatkan pengguna agar memperbaiki postur duduknya, setelah pengguna memperbaiki postur duduknya maka notifikasi suara akan berhenti. Untuk lebih lengkapnya dapat dilihat pada diagram aktivitas pada gambar 3.11.



Gambar 3. 11 Diagram aktivitas

3.3.1 Rancangan Tampilan *Splash Screen*

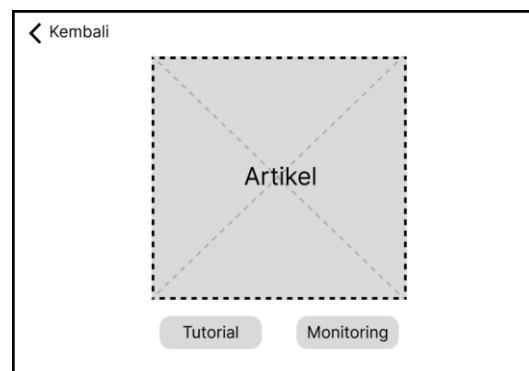
Tampilan *Splash Screen* merupakan tampilan awal yang akan muncul kepada pengguna saat pengguna mengakses alamat web dari aplikasi ini, di halaman ini terdapat tombol lanjut untuk mengarahkan pengguna ke halaman berikutnya.



Gambar 3. 12 Rancangan tampilan *Splash Screen*

3.3.2 Rancangan Tampilan *Home/Beranda*

Halaman *Home/Beranda* adalah halaman yang tampil setelah tombol lanjut di halaman *splash screen* ditekan, halaman ini berfungsi sebagai halaman sambutan dan berisi artikel singkat tentang postur duduk dan juga terdapat 2 tombol yaitu tombol untuk menuju halaman tutorial dan tombol untuk menuju halaman monitoring.

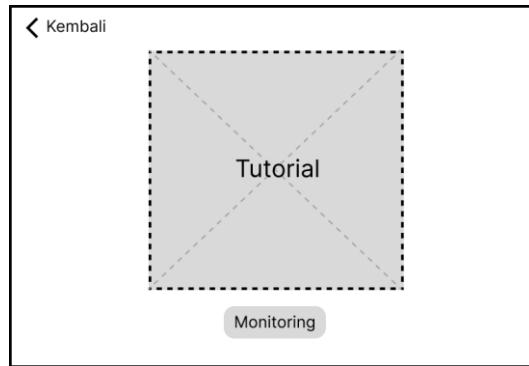


Gambar 3. 13 Rancangan tampilan *Home/Beranda*

3.3.3 Rancangan Tampilan Tutorial

Halaman ini berisi prosedur-prosedur dan tutorial penggunaan aplikasi yang akan dirancang. Halaman ini berfungsi sebagai penjelasan kepada pengguna dalam menggunakan aplikasi, di dalam halaman ini terdapat tombol “monitoring” yang

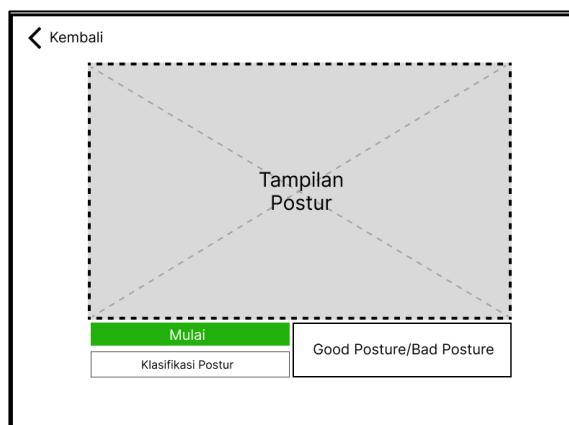
berfungsi untuk mengarahkan pengguna ke halaman monitoring postur/halaman klasifikasi.



Gambar 3.12 Rancangan tampilan Tutorial

3.3.4 Rancangan Tampilan Klasifikasi/Main Page

Tampilan Klasifikasi/*Main Page* merupakan halaman utama dari aplikasi. Di halaman ini terdapat tombol untuk memulai klasifikasi postur duduk pengguna sekaligus juga menjadi tombol untuk menghentikan klasifikasi postur pengguna, di halaman ini terdapat juga tampilan yang menampilkan gambar postur duduk dari pengguna yang telah melalui proses *Human Pose Estimation*, juga terdapat tampilan klasifikasi postur yang diidentifikasi, dan tampilan apakah postur tersebut termasuk postur yang baik (*Good Posture*) atau postur yang buruk (*Bad Posture*)



Gambar 3.14 Rancangan tampilan Klasifikasi

BAB IV

PENGUJIAN SISTEM

4.1 Implementasi Sistem

Klasifikasi postur duduk menggunakan metode *pre-trained Resnet-50 berdasarkan rancangan yang telah dipersiapkan sebelumnya dibangun dan diimplementasikan kedalam sistem serta dibutuhkan perangkat keras, perangkat lunak, dan data-data pendukung, yaitu :*

4.1.1 Perangkat Keras dan Perangkat Lunak

Spesifikasi perangkat keras dan perangkat lunak yang digunakan untuk membangun aplikasi ini adalah :

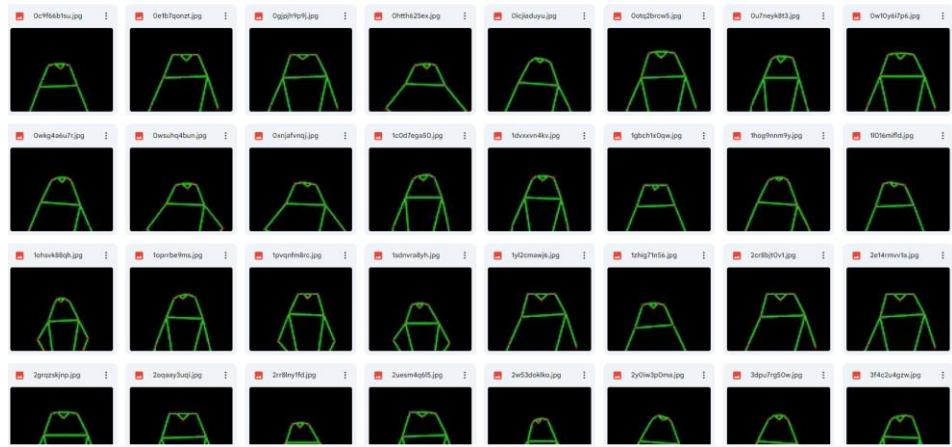
1. Laptop HP Pavilion Gaming 15 dk0042tx
2. Processor *Intel® Core™ i7-9750H*
3. Storage SSD NVMe 256GB
4. RAM 16GB
5. Sistem Operasi *Windows 10 Home 64-bit*
6. *Visual Studio Code*
7. *Google Collab Notebooks*
8. Kamera eksternal (*webcam*) dengan resolusi 1080p
9. *Phone holder/tripod.*

4.1.2 Implementasi Data

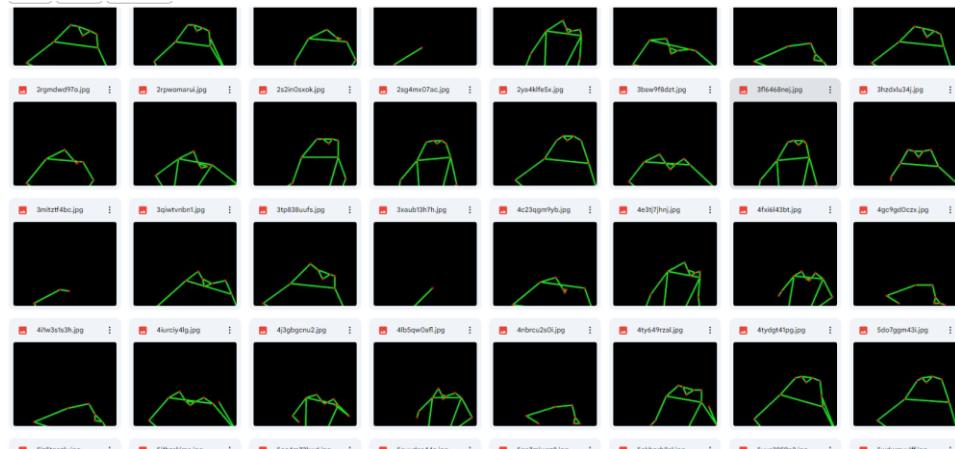
Data yang digunakan pada penelitian ini diambil secara langsung dengan melibatkan 9 orang terdiri dari 5 pria dan 4 wanita berusia 20-30 tahun yang tidak memiliki kelainan pada tulang belakang, dengan pengelompokan data berdasarkan kategori postur duduknya, diantaranya Postur Duduk Condong Kanan, Postur Duduk Condong Kiri, Postur Duduk Normal, Postur Duduk Tengah Beresiko.

Keseluruhan jumlah data yang diambil berkisar 2660 data , terdiri dari 665 Postur Duduk Condong Kanan, 665 Postur Duduk Condong Kiri, 665 Postur Duduk Normal, dan 665 Postur Duduk Tengah Beresiko.

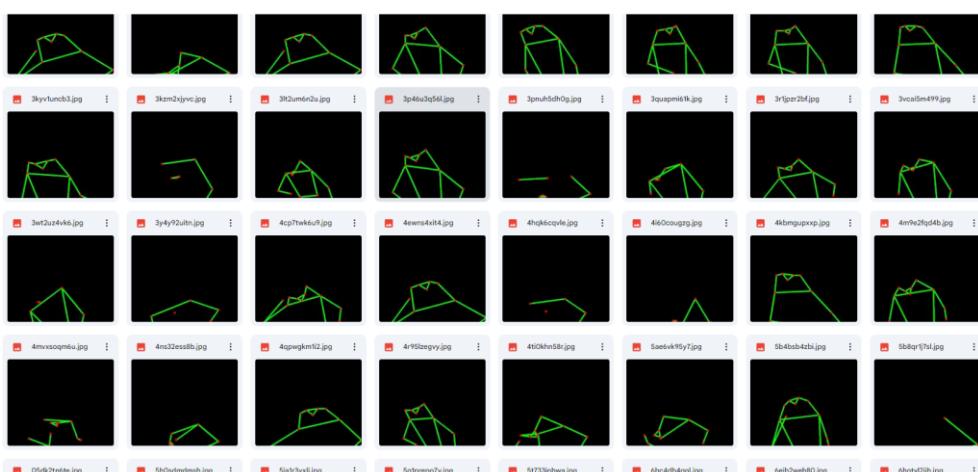
4.1.3 Implementasi Aplikasi



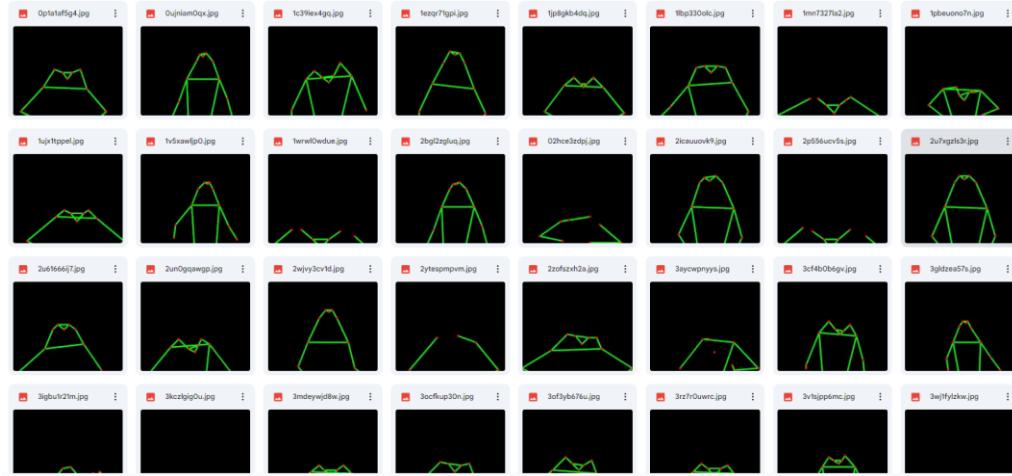
Gambar 4. 1 Data Postur Duduk Normal



Gambar 4. 2 Data Postur Duduk Condong Kanan



Gambar 4. 3 Data Postur Duduk Condong Kiri

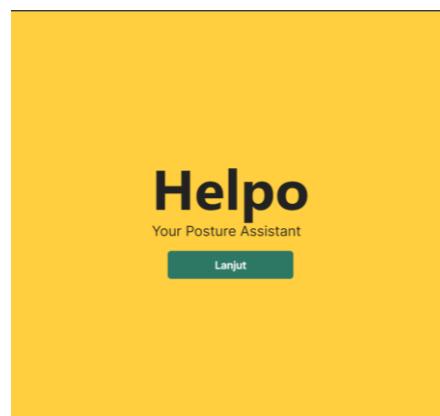


Gambar 4. 4 Data Postur Duduk Tengah Beresiko

Pengimplementasian sistem diterapkan dalam aplikasi berbasis *web* (*web-based-app*), dengan arsitektur *client server*. Setelah pelatihan model, selanjutnya model akan disimpan dalam aplikasi *backend*, yang nantinya akan dijadikan *endpoint API*. Berikut hasil implementasi desain antarmuka yang dirancang pada bab 3, yaitu:

4.1.3.1 Tampilan *Splash Screen*

Tampilan ini merupakan tampilan *landing page*/tampilan awal aplikasi. Didalam halaman ini terdapat tombol “lanjut” yang bila diklik akan mengarahkan pengguna kehalaman *home*/beranda. Tampilan *splashscreen* dapat dilihat pada gambar 4.5.

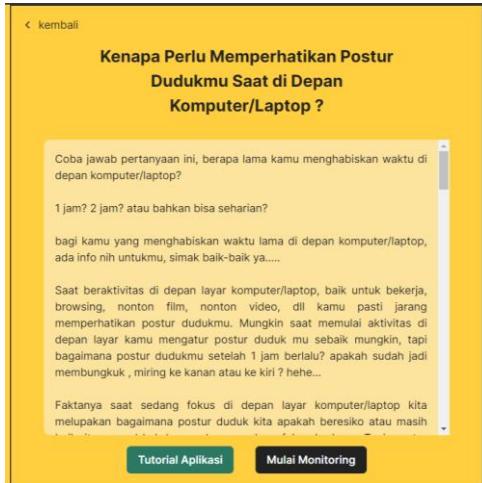


Gambar 4. 5 Tampilan *Splash Screen*

4.1.3.2 Tampilan Halaman Beranda (*home*).

Halaman Beranda berisi artikel pengantar terkait dengan postur duduk, dan juga tips-tips postur duduk yang baik. Pada halaman ini juga terdapat 2 tombol yakni tombol “Tutorial Aplikasi” yang apabila diklik akan mengarahkan pengguna ke halaman tutorial penggunaan aplikasi dan juga tombol “Mulai Monitoring” untuk

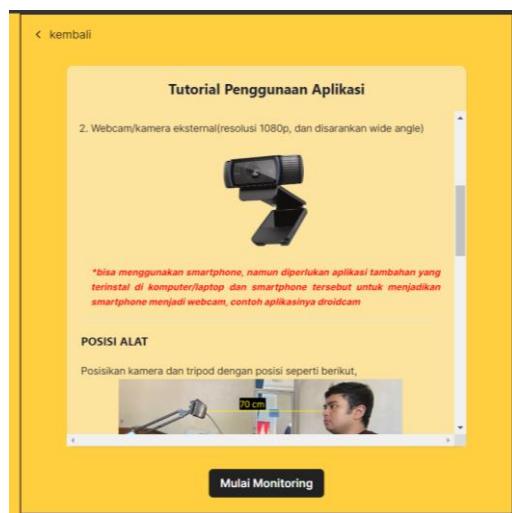
menuju halaman klasifikasi. Tampilan halaman beranda dapat dilihat pada gambar 4.6.



Gambar 4. 6 Tampilan Halaman Beranda

4.1.3.3 Tampilan Halaman Tutorial Aplikasi

Tampilan Halaman Tutorial Aplikasi berisi tentang tutorial penggunaan aplikasi seperti peralatan yang digunakan, bagaimana memosisikan peralatan yang digunakan, apa saja prasyarat yang diperlukan dan lain sebagainya yang terkait prosedur penggunaan aplikasi. Selain itu pada halaman ini juga terdapat tombol “mulai monitoring” yang saat diklik akan mengarahkan pengguna ke halaman klasifikasi. Tampilan halaman tutorial dapat dilihat pada gambar 4.7.

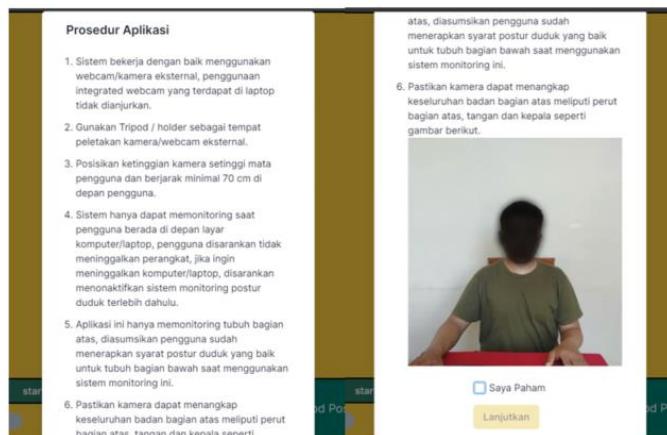


Gambar 4. 7 Tampilan Halaman Tutorial

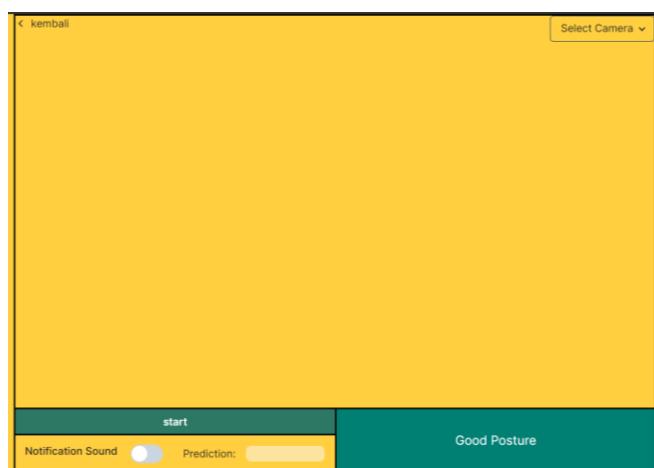
4.1.3.4 Tampilan Halaman Klasifikasi

Tampilan ini ialah tampilan ketika pengguna mengklik tombol “Mulai Monitoring” untuk memulai proses klasifikasi, namun sebelum masuk ke

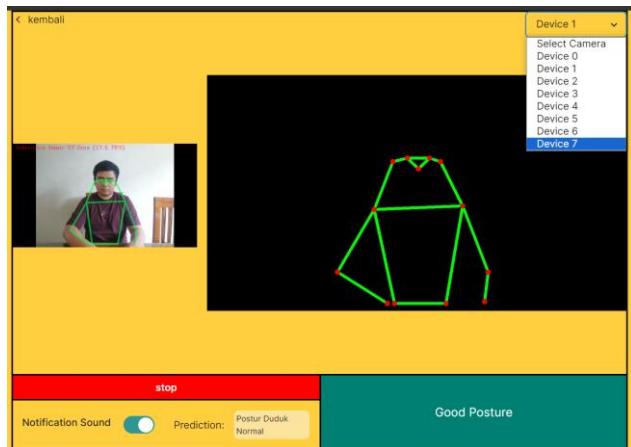
halaman klasifikasi terdapat *popup* yang berisi prosedur penggunaan aplikasi dan terdapat tombol persetujuan dan tombol untuk lanjut ke proses klasifikasi. Pada halaman klasifikasi terdapat beberapa tombol seperti tombol “*Select camera*” yang berfungsi untuk merubah kamera yang akan digunakan, tombol “*Sound Notification*” untuk mematikan/menghidupkan notifikasi suara, tombol “kembali” untuk kembali ke halaman beranda, dan ada tombol “*start*” untuk memulai klasifikasi postur dengan mengakses kamera *webcam* yang dipilih. Terdapat pula pada halaman ini juga terdapat tampilan yang menampilkan kategori postur yang diprediksi dan bagaimana postur tersebut apakah postur yang baik atau buruk. Tampilan Halaman Klasifikasi beserta *popup* prosedur aplikasi dapat dilihat pada gambar 4.8, gambar 4.9, dan gambar 4.10.



Gambar 4. 8 Tampilan Persetujuan Prosedur



Gambar 4. 9 Tampilan halaman klasifikasi sebelum dimulai



Gambar 4. 10 Tampilan halaman klasifikasi sesudah dimulai

4.2 Prosedur Operasional

Tahapan ini menjelaskan bagaimana cara menjalankan sistem yang telah dibangun. Didalam Sistem yang dibangun terdapat tampilan *splashscreen*, tampilan beranda/*home*, tampilan halaman utama, dan tampilan tutorial aplikasi.

Pertama sekali, pengguna harus mengakses alamat *website* untuk masuk ke dalam aplikasi. Tampilan *splashscreen* akan muncul yang menandakan aplikasi berjalan. Setelah itu, pengguna akan masuk ke dalam tampilan halaman *home*, yang berisi artikel pembuka yang berkaitan dengan postur duduk, di dalam halaman *home* ini juga terdapat tombol untuk memulai monitoring postur duduk dan juga tombol untuk menuju halaman tutorial. Ketika pengguna menekan tombol “monitoring postur”, maka selanjutnya akan tampil halaman klasifikasi yang masih tertutup dengan *popup* prosedur yang berisikan prosedur penggunaan aplikasi. Selanjutnya ketika pengguna menekan tombol “saya mengerti” maka tampilan halaman klasifikasi akan muncul yang berisikan tombol mulai monitoring, tombol notifikasi suara dan pemilihan kamera. Pengguna bisa memilih kamera mana yang akan digunakan, dan dapat memilih untuk menghidupkan/mematikan notifikasi suara. Hasil dari klasifikasi akan muncul pada kotak “*prediction*”, dimana akan menampilkan prediksi postur sesuai kategori, dan ada juga kotak yang menampilkan apakah postur tersebut termasuk postur yang baik/buruk.

4.3 Pelatihan Sistem

Pada penelitian ini , proses pelatihan sistem dilakukan dengan menerapkan algoritma *pre-trained Resnet-50 V2* pada 6384 citra skeletal postur duduk setelah proses

augmentasi. Keseluruhan data berasa dari 2128 data citra skeletal postur duduk yang adalah 80% dari keseluruhan jumlah data di penelitian ini dikalikan dengan 3 kali proses augmentasi. Pembagian data pada proses pelatihan sistem ada pada tabel 4.1.

Pelatihan sistem dengan menerapkan algoritma *pre-trained Resnet-50 V2* menggunakan *initial weights* dari pelatihan sebelumnya (data *ImageNet*), namun layer paling atas yaitu layer untuk klasifikasi dihilangkan. Layer-layer yang ada pada pelatihan sebelumnya yaitu *Conv2D layer (convolutional layer)* yang bertindak untuk mengekstraksi fitur yang ada di citra, *BatchNormalization layer* yang bertindak untuk menormalisasi *batch* data untuk membuat proses pelatihan menjadi lebih stabil dan konvergensi yang lebih cepat, *Activation layer* yang bertindak untuk mentransformasi secara non-linear sehingga model bisa menangkap pola (*patterns*) yang lebih kompleks pada data, *MaxPooling2D layer* yang bertindak sebagai pengurang dimensi data dan mempertahankan fitur-fitur yang penting pada citra, *Add layer* yang bertindak untuk menambah elemen yang masuk ke input dari sebuah blok layer dengan elemen output dari blok layer tersebut (konsep *residual connection*). Layer-layer tersebut digunakan pada arsitektur *pre-trained Resnet-50 V2*, sedangkan pada penelitian ini, terdapat layer tambahan yang dipakai yang disesuaikan dengan kebutuhan penelitian ini, diantaranya ada *Flatten Layer* dan *Dense Layer*. *Flatten layer* digunakan untuk mengkonversi *tensor* multidimensi menjadi *tensor* satu dimensi, sedangkan *Dense layer* bertindak sebagai penghubung setiap *neuron* yang ada dengan jumlah kategori/*class* yang akan diklasifikasikan.

Pada penelitian ini dilakukan beberapa kali percobaan, diantaranya menggunakan *batch size* 30, *epoch* 10, *learning_rate* 0,001, dan layer *GlobalAveragePooling2D* memperoleh akurasi sebesar 85% (0.8595), kemudian menggunakan *batch_size*, *epoch*, dan *learning_rate* yang sama namun mengganti layer *GlobalAveragePooling2D* menjadi layer *Flatten()*, meningkatkan akurasi menjadi 95% (0.9591). Lalu percobaan kembali dilakukan dengan nilai *batch_size* yang sama dan tetap menggunakan layer *Flatten()*, namun terdapat perubahan yaitu pada nilai *learning_rate* menjadi 0,0001 dan dilakukan penambahan *epoch* menjadi 20. Percobaan ini mendapatkan hasil nilai akurasi tertinggi yaitu 99% (0.9901). Hal ini sesuai dengan literatur dari buku *Deep Learning* karya (Goodfellow et al., n.d.) yang mengatakan bahwa *learning rate* yang lebih rendah memungkinkan lebih banyak *epochs* untuk meningkatkan akurasi hingga titik tertentu, dikarenakan *learning rate* yang lebih rendah membuat proses

pembelajaran lebih lambat, sehingga dapat megekstaksi pola-pola yang lebih kompleks pada data.

Adapun hasil pengujian yang diperoleh dengan menggunakan *learning_rate* 0,0001 dan *epochs* 20 dapat dilihat pada tabel 4.1

Tabel 4. 1 Hasil Pelatihan Sistem

Epoch	Loss	Accuracy	Validation Loss	Validation Accuracy	Training Time (s)
1	1.2104	0.4803	0.8976	0.7197	49
2	0.9581	0.6508	0.8061	0.7159	44
3	0.8575	0.6729	0.6665	0.7765	43
4	0.7642	0.7218	0.5312	0.8295	43
5	0.7005	0.7519	0.5485	0.7992	43
6	0.6727	0.7603	0.4566	0.8712	43
7	0.6507	0.7627	0.4723	0.8447	43
8	0.6237	0.7744	0.4197	0.8598	43
9	0.5935	0.7796	0.4204	0.8523	43
10	0.5778	0.7904	0.4099	0.8485	43
11	0.5601	0.8022	0.3646	0.8939	43
12	0.5374	0.8036	0.3515	0.8977	42
13	0.5375	0.7946	0.351	0.8902	43
14	0.5309	0.7989	0.3592	0.8939	42
15	0.5059	0.8125	0.3346	0.8902	42
16	0.5066	0.8158	0.3306	0.9015	42
17	0.495	0.8144	0.3169	0.8864	42
18	0.4864	0.8289	0.3369	0.875	42
19	0.4657	0.8393	0.3027	0.9205	42
20	0.4487	0.8374	0.3112	0.9167	42

Pada Tabel 4.1, terlihat terdapat peningkatan kemampuan sistem untuk mengenali citra skeletal dari postur duduk, terbukti dari angka pada *loss* yang cenderung mengalami

penurunan. Nilai *loss* mengacu pada kemampuan sebuah model mendapati kesalahan saat memprediksi label pada data *training*. Nilai *loss* yang kecil, menjadikan peforma sebuah model menjadi lebih baik saat mengklasifikasi citra. Selain *loss*, peningkatan peforma dapat dilihat juga dari nilai *accuracy*, dimana nilai *accuracy* mengukur sejauh mana model dapat memprediksi *training data* yang ada secara tepat.

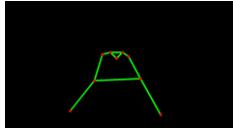
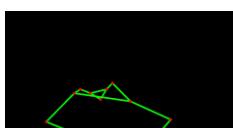
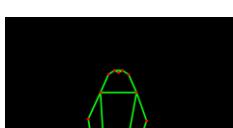
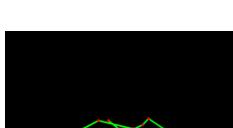
Nilai yang disajikan pada Tabel 4.1 dihitung sebagai persentase prediksi benar terhadap total jumlah *training data* juga menggambarkan seberapa baik model dalam mengklasifikasikan *training data*. Pada Tabel 4.1 juga terdapat *val_loss*, yang merupakan penilaian kemampuan model dengan data validasi, yakni data yang belum pernah dilihat pada proses *training*. *Val_loss* juga berfungsi untuk menekan terjadinya *overfitting* dan membantu model dalam generalisasi data (kemampuan model memprediksi benar kepada data yang belum pernah dilihat). Ada pula *val_accuracy* yang berfungsi menilai kemampuan sistem memprediksi secara akurat terhadap data validasi, biasanya nilai *val_loss* tidak jauh berbeda dengan nilai *accuracy*.

Pelatihan pada penelitian ini menggunakan *optimizer Adam*, dan *activation softmax* dalam proses *training* untuk mendapatkan nilai yang terbaik. Tabel 4.1 menyajikan hasil *val_accuracy* tertinggi yang diperoleh pada penelitian ini terdapat pada *epochs* 20 dimana memperoleh nilai sebesar 0.9924 (99%).

4.4 Pengujian Sistem

Tahapan pengujian dilakukan dengan menguji sistem yang telah selesai dilatih, untuk menilai sebaik apa kinerja sistem mulai dari *pre-processing* hingga proses identifikasi menggunakan *pre-trained Resnet-50 V2* dalam mengklasifikasi postur duduk yang terdiri dari 4 kategori, yaitu Postur Duduk Condong Kanan, Postur Duduk Condong Kiri, Postur Duduk Normal, Postur Duduk Tengah Beresiko. Pengujian sistem menggunakan *data testing* sebanyak 268 data citra skeletal postur duduk yang merupakan 10% dari keseluruhan total data. Adapun beberapa contoh hasil pengujian sistem terdapat pada Tabel 4.2.

Tabel 4. 2 Hasil Pengujian Sistem

No	Citra	Manual	Sistem	Status	
1			Postur Duduk Normal	Postur Duduk Normal	Benar
2			Postur Duduk Condong Kiri	Postur Duduk Condong Kiri	Benar
3			Postur Duduk Normal	Postur Duduk Normal	Benar
4			Postur Duduk Condong Kiri	Postur Duduk Condong Kiri	Benar
5			Postur Duduk Normal	Postur Duduk Normal	Benar
6			Postur Duduk Tengah Beresiko	Postur Duduk Normal	Salah
7			Postur Duduk Normal	Postur Duduk Normal	Benar
8			Postur Duduk Condong Kanan Beresiko	Postur Duduk Tengah Beresiko	Salah
9			Postur Duduk Condong Kanan	Postur Duduk Condong Kanan	Benar
10			Postur Duduk Tengah Beresiko	Postur Duduk Tengah Beresiko	Benar

Tabel 4.2 Hasil Pengujian Sistem (Lanjutan)

No	Citra	Manual	Sistem	Status	
11			Postur Duduk Condong Kanan	Postur Duduk Condong Kanan	Benar
12			Postur Duduk Condong Kiri	Postur Duduk Condong Kiri	Benar
13			Postur Duduk Condong Kiri	Postur Duduk Condong Kanan	Salah
14			Postur Duduk Condong Kiri	Postur Duduk Condong Kiri	Benar
15			Postur Duduk Condong Kanan	Postur Duduk Condong Kanan	Benar
16			Postur Duduk Tengah Beresiko	Postur Duduk Tengah Beresiko	Benar
17			Postur Duduk Normal	Postur Duduk Normal	Benar
18			Postur Duduk Condong Kiri	Postur Duduk Condong Kiri	Benar
19			Postur Duduk Condong Kanan	Postur Duduk Condong Kanan	Benar
20			Postur Duduk Normal	Postur Duduk Normal	Benar

Pada Tabel 4.2 terdapat 20 contoh citra skeletal postur duduk yang diambil dari keseluruhan data yang diujikan (*training data*) terhadap sistem. Untuk keseluruhan data pengujian dapat dilihat pada lampiran. Dari 268 data yang digunakan untuk pengujian, terdapat 14 data yang salah diklasifikasi, yaitu 1 data pada Postur Duduk Condong Kiri, 5 data pada Postur Duduk Condong Kanan, 8 data pada Postur Duduk Tengah Beresiko.

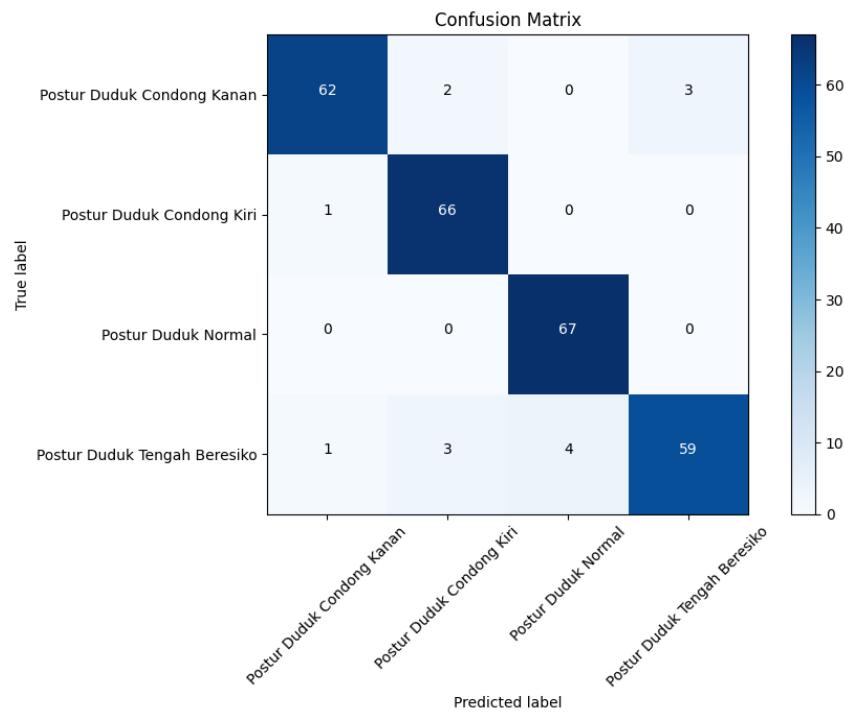
Model yang telah dilatih dan diuji selanjutnya akan dievaluasi menggunakan *confussion matrix* untuk melihat bagaimana hasil kinerja sistem. Berikut disajikan *confussion matrix* hasil dari pengujian terhadap sistem pada Tabel 4.3.

Tabel 4. 3 Confussion Matrix Hasil Evaluasi Model

		Prediksi				Total
Aktual	Postur Duduk	Postur Duduk	Postur Duduk Condong Kiri	Postur Duduk Normal	Postur Duduk Tengah Beresiko	
	Postur Duduk Condong Kanan	62	2	0	3	67
	Postur Duduk Condong Kiri	1	66	0	0	67
	Postur Duduk Normal	0	0	67	0	67
	Postur Duduk Tengah Beresiko	1	3	4	59	67
	Total	64	71	71	62	268

Tertera pada Tabel 4.3, terdapat 268 data *testing* yang dibagi menjadi masing-masing 67 data dari setiap kategori postur. Dari keseluruhan data, didapat 14 data yang salah diidentifikasi, terutama pada kategori Postur Duduk Tengah Beresiko, sering diidentifikasi sebagai Postur Duduk Normal dikarenakan adanya sedikit kemiripan diantara variasi postur Postur Duduk Tengah Beresiko dengan Postur Duduk Normal.

Begin juga dengan kategori Postur duduk yang lain juga sering diidentifikasi sebagai Postur Duduk Tengah Beresiko.



Gambar 4. 11 Confusion matrix pengujian

Mengacu pada hasil pengujian citra yang telah dilakukan, dapat disimpulkan nilai *true positive* (TP), *false positive* (FP), dan *false negative* (FN).

Tabel 4. 4 Nilai TP, FP dan FN

	True Positive	False Positive	False Negative
	(TP)	(FP)	(FN)
Postur Duduk Condong Kanan	62	2	5
Postur Duduk Condong Kiri	66	5	1
Postur Duduk Normal	67	4	0
Postur Duduk Tengah Beresiko	59	3	8
Total	254	14	14

Mengacu pada Tabel 4.4 terdapat 254 data yang bernilai *True Positive* (TP), yang artinya bernilai positif dan dapat diprediksi dengan benar oleh sistem. Terdapat pula 14 data bernilai *False Positive* (FP), yang artinya data bernilai negatif, namun diprediksi sistem sebagai positif, dan terdapat 14 data yang bernilai *False Negative* (FN) yang

artinya sistem memprediksi data tersebut sebagai nilai yang lain. Dengan nilai-nilai tersebut, dapat dihitung nilai dari *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score* untuk setiap data.

4.4.1 *Precision*

Rumus perhitungan *Precision* dapat dilihat pada Persamaan 2.1

$$\text{Precision Postur Duduk Condong Kanan} = \frac{62}{(62+2)} \times 100\% = 96,88\%$$

$$\text{Precision Postur Duduk Condong Kiri} = \frac{66}{(66+5)} \times 100\% = 92,96\%$$

$$\text{Precision Postur Duduk Normal} = \frac{67}{(67+4)} \times 100\% = 94,37\%$$

$$\text{Precision Postur Duduk Tengah Beresiko} = \frac{59}{(59+3)} \times 100\% = 95,16\%$$

4.4.2 *Recall*

Rumus perhitungan *Recall* dapat dilihat pada Persamaan 2.2

$$\text{Recall Postur Duduk Condong Kanan} = \frac{62}{(62+5)} \times 100\% = 92,54\%$$

$$\text{Recall Postur Duduk Condong Kiri} = \frac{66}{(66+1)} \times 100\% = 98,51\%$$

$$\text{Recall Postur Duduk Normal} = \frac{67}{(67+0)} \times 100\% = 100\%$$

$$\text{Recall Postur Duduk Tengah Beresiko} = \frac{59}{(59+8)} \times 100\% = 88,06\%$$

4.4.3 *F1-Score*

Rumus perhitungan *F1-Score* dapat dilihat pada Persamaan 2.3

$$\text{F1-Score Postur Duduk Condong Kanan}$$

$$= 2 \times \frac{(0.9688 \times 0.9254)}{(0.9688 + 0.9254)} \times 100\% = 94,66\%$$

$$\text{F1-Score Postur Duduk Condong Kiri}$$

$$= 2 \times \frac{(0.9296 \times 0.9851)}{(0.9296 + 0.9851)} \times 100\% = 95,65\%$$

$$\text{F1-Score Postur Duduk Normal}$$

$$= 2 \times \frac{(0.9437 \times 1.0000)}{(0.9437 + 1.0000)} \times 100\% = 97,10\%$$

F1-Score Postur Duduk Tengah Beresiko

$$= 2 \times \frac{(0.9516 \times 0.8806)}{(0.9516 + 0.8806)} \times 100\% = 91,47\%$$

Mengacu pada perhitungan yang telah dilakukan, maka didapat sebuah tabel nilai yang terdapat pada Tabel 4.5.

Tabel 4. 5 Nilai Precision, Recall dan F1-Score

	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>
Postur Duduk Condong Kanan	96,88%	92,54%	94,66%
Postur Duduk Condong Kiri	92,96%	98,51%	95,65%
Postur Duduk Normal	94,37%	100%	97,10%
Postur Duduk Tengah Beresiko	95,16%	88,06%	91,47%

Dari hasil uji yang telah dilakukan, diperoleh 254 data yang diidentifikasi dengan benar dari keseluruhan total data yakni sebanyak 268 data, terdiri dari 62 data Postur Duduk Condong Kanan, 66 data Postur Duduk Condong Kiri, 67 data Postur Duduk Normal, 59 data Postur Duduk Tengah Beresiko. Dari keseluruhan hasil, maka nilai akurasi dapat dihitung dengan rumus perhitungan yang terdapat pada Persamaan 1.

$$\text{Accuracy} = \frac{254}{268} \times 100\% = 94,77\%$$

Dari hasil perhitungan yang telah dilakukan, maka penelitian ini yang menggunakan algoritma *pre-trained Resnet-50 V2* dalam mengklasifikasi citra skeletal postur duduk berdasarkan kategori posisi duduknya memperoleh hasil akurasi sebesar 95%. Faktor yang menyebabkan kesalahan pada sistem yaitu adanya kemiripan antar satu variasi kategori dengan kategori lainnya.

Tahap pengujian sistem yang telah dibangun diperlukan untuk mengetahui seberapa baik dan sesuai sistem yang telah dibangun untuk para pengguna komputer/laptop baik yang aktif maupun pasif sebagai target dari aplikasi ini, serta kepada orang awam melalui penggunaan aplikasi serta pengisian kuisioner penilaian. Pengujian sistem yang dilakukan meliputi pengujian fitur yang terdapat pada aplikasi. Adapun fitur yang terdapat pada aplikasi yang telah dibangun, terdiri atas :

1. Fitur Klasifikasi Postur Duduk dan Identifikasi Postur Duduk yang Salah
2. Informasi Postur Duduk.
3. Artikel tersaji pada Aplikasi

Teknik yang digunakan untuk pengumpulan data pada penelitian ini adalah survei. Peneliti menyebarluaskan survei berupa kuisioner yang disebarluaskan kepada pihak umum serta pihak terkait. Kuesioner diisi pernyataan- pernyataan yang telah dibuat dengan menggunakan *google form*. Link *google form* disebarluaskan melalui *whatsapp*, *instagram* dan media sosial lain yang mendukung penyebarluasan angket. Kemudian jawaban responen akan dimasukkan ke dalam *google drive*.

Populasi serta sampel merupakan hal terpenting dalam melakukan penelitian, Populasi dan sampel merupakan satuan atau kelompok yang mempunyai bentuk atau ciri tertentu dan sengalah dipilih untuk memperoleh informasi yang dapat digunakan dalam suatu penelitian yang telah direncanakan (Arfatin dkk, 2021). Populasi dan sampel dalam penelitian ini ditentukan dengan berbagai pertimbangan, adapun rinciannya sebagai berikut :

a. Populasi

Populasi merupakan wilayah generalisasi yang terdiri dari obyek/subjek yang mempunyai kualitas serta karakteristik tertentu yang ditetapkan oleh peneliti untuk dipelajari serta ditarik kesimpulannya (Sugiyono, 2013). Dalam penelitian ini yang dijadikan populasi diantaranya pihak umum serta pihak yang aktif menggunakan komputer/laptop.

b. Sampel

Teknik pengambilan sampel yang dipakai adalah teknik purposive sampling. Menurut (Fauzy, 2014), purposive sampling merupakan metode penentuan sampel yang mana sampel dipilih berdasarkan pengetahuan peneliti terhadap tujuan atau pertanyaan penelitian. Sampel yang dipilih dianggap cocok untuk diteliti dan dapat memberikan informasi yang relevan karena mempunyai ciri-ciri, kriteria atau atribut tertentu. Oleh

karena itu, pengambilan sampel tidak dilakukan secara acak. Jenis pengambilan sampel purposif yang digunakan adalah pengambilan sampel variasi maksimum, karena teknik ini mengambil sampel peserta dari sudut pandang yang berbeda, yaitu mereka yang tidak tahu tentang postur duduk saat di depan laptop/komputer dan mereka yang tahu. Adapun pihak umum yang terlibat dalam pengujian ini diantaranya 7 orang yang aktif dan sering menggunakan laptop/komputer dalam kesehariannya dan 4 orang Awam yang pasif dalam menggunakan laptop/komputer dengan total 11 responden. Para pengisi kuisioner diminta untuk mencoba aplikasi serta diminta penilaian dari mereka berdasarkan skala likert. Skala likert adalah penilaian dengan skala 1 (sangat negatif) sampai 5 (skala positif) dimana digunakan dalam mengukur sikap, pendapat, hingga persepsi seorang atau kelompok orang terhadap suatu hal. Penilaian ini dilakukan terhadap dua aspek yakni *understandability* dan *functionality*. Penjelasan mengenai *understandability* dan *functionality* adalah sebagai berikut :

a. *Understandability*

Understandability merupakan aspek yang menunjukkan Tingkat pemahaman pengguna atas output yang dikembalikan oleh aplikasi. Adapun lima skala penilaian yang digunakan pada aspek understandability diantaranya :

- Skala 1 : Menyatakan output dari aplikasi sangat sulit dipahami
- Skala 2 : Menyatakan output dari aplikasi sulit dipahami
- Skala 3 : Menyatakan output dari aplikasi cukup dipahami
- Skala 4 : Menyatakan output dari aplikasi mudah dipahami
- Skala 5 : Menyatakan output dari aplikasi sangat mudah dipahami

b. *Functionality*

Functionality merupakan aspek yang mewakili tingkat kegunaan output yang dikembalikan dari fitur aplikasi kepada pengguna. Adapun terdapat lima skala penilaian yang digunakan pada aspek functionality pada penilaian diantaranya :

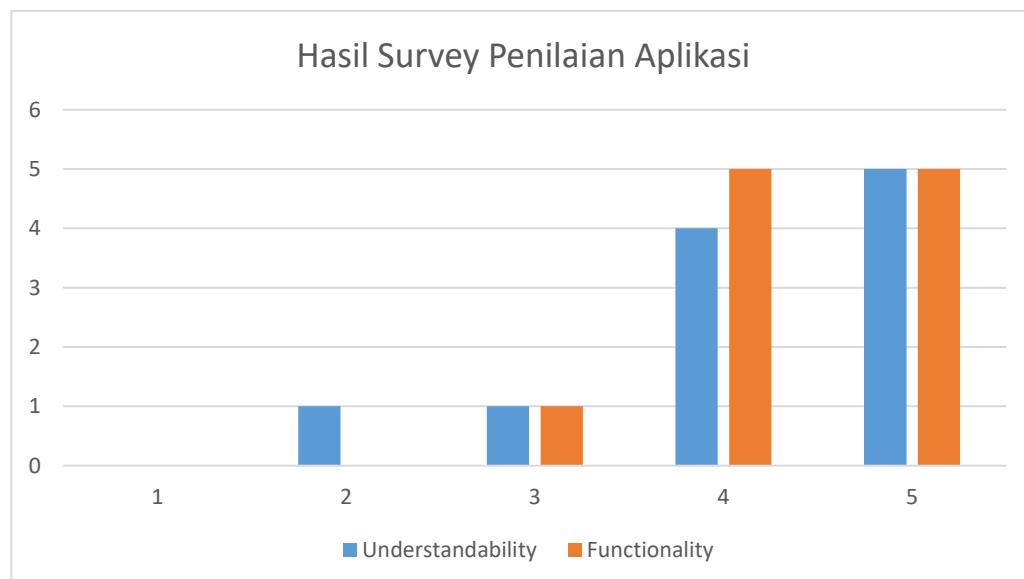
- Skala 1 : Menyatakan output dari aplikasi sangat tidak berguna
- Skala 2 : Menyatakan output dari aplikasi tidak berguna
- Skala 3 : Menyatakan output dari aplikasi cukup berguna
- Skala 4 : Menyatakan output dari aplikasi berguna
- Skala 5 : Menyatakan output dari aplikasi sangat berguna

Adapun pertanyaan yang diberikan kepada pengguna untuk melakukan penilaian terhadap fitur aplikasi yang dinilai dari aspek *understandability* dan *functionality* adalah

sebagai berikut :

1. Pertanyaan terhadap penilaian fitur berdasarkan aspek *understandability*, diantaranya:
 - a. Apakah instruksi penggunaan aplikasi tersebut mudah dimengerti?
 - b. Apakah instruksi atau tutorial penggunaan aplikasi tersebut berguna?
 - c. Apakah pengguna merasa tertarik dengan tampilan dari aplikasi tersebut ?
 - d. Apakah pengguna merasa kesulitan dalam penggunaan aplikasi ?
2. Pertanyaan terhadap penilaian fitur berdasarkan aspek *functionality*, diantaranya :
 - a. Apakah informasi yang diberikan aplikasi terkait postur duduk sudah informatif?
 - b. Apakah aplikasi "HELPO" sudah cukup membantu dalam mengklasifikasikan postur duduk?
 - c. Apakah aplikasi "HELPO" dapat secara efektif digunakan untuk membantu anda mengetahui bahwa postur duduk anda sedang buruk?

Gambar 4.12 menunjukkan hasil penilaian fitur terhadap aplikasi yang telah dinilai oleh 11 responden yang aktif dan pasif dalam menggunakan komputer/laptop.



Gambar 4. 12 Hasil Penilaian fitur APlikasi "HELPO"

Hasil Penilaian dari 11 responden responden menggunakan skala likert dan didasarkan pada dua aspek yakni aspek *understandability* dan aspek *functionality* terhadap fitur pada aplikasi yang telah dibuat, ditarik disimpulkan bahwa aplikasi yang dihasilkan pada penelitian ini memiliki kemudahan pemahaman dan fungsionalitas yang baik.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Dari penelitian yang telah dilakukan menggunakan algoritma *pre-trained Resnet-50 V2*, terdapat beberapa kesimpulan yang dapat ditarik, yaitu :

1. Penggunaan algoritma *pre-trained Resnet-50 V2* untuk mengklasifikasikan postur duduk dengan menggunakan citra skeletal yang diambil dari depan dapat digunakan dibuktikan dengan perolehan nilai akurasi yang cukup memuaskan sebesar 95% dengan menggunakan total 2.660 data, yang dibagi (*split*) menjadi 2.128 untuk *training*, 264 untuk *validation*, dan 268 untuk *testing*.
2. Pemilihan *custom layer* yang tepat, disertai dengan kombinasi nilai *learning rate* dan jumlah epochs yang tepat terbukti dapat mengurangi nilai *loss* dan meningkatkan nilai akurasi, sehingga mempengaruhi kemampuan sistem mengidentifikasi kategori postur duduk.
3. Penerapan dan pemilihan metode *augmentation* yang tepat pada penelitian ini efektif untuk membuat variasi data lebih beragam, terutama untuk jumlah data yang tidak terlalu besar, dan mempengaruhi nilai akurasi pada penelitian.
4. Kesalahan sistem saat mengklasifikasi disebabkan adanya variasi citra skeletal postur yang mirip antara satu kategori dengan kategori lainnya, sehingga mempengaruhi kemampuan sistem dalam mengidentifikasi.

5.2 Saran

Penelitian ini sendiri tidak lepas dari kesalahan dan kekurangan sehingga masih perlu pengembangan. Untuk itu terdapat beberapa saran yang dapat digunakan sebagai pengembangan pada penelitian berikutnya, diantaranya:

1. Penggunaan *webcam*/kamera eksternal pada penelitian ini cocok untuk pengguna komputer dikarenakan posisinya tetap dan tidak dibawa kemana-mana, namun akan merepotkan bagi pengguna laptop karena harus membawa *webcam*/kamera eksternal dan juga *tripod* untuk peletakan kamera, sehingga penelitian selanjutnya diharapkan mampu menggantikan penggunaan kamera eksternal dengan *webcam* internal/bawaan dari laptop pengguna, untuk menjadikan sistem yang dihasilkan dimasa yang akan datang menjadi lebih *compact*.

2. Penelitian selanjutnya diharapkan mampu membuat sistem yang dapat mengklasifikasi dengan tingkat akurasi yang lebih baik terhadap citra skeletal postur duduk yang diambil dari depan.
3. Penelitian selanjutnya diharapkan mampu menambah variasi kategori postur duduk yang dapat diklasifikasi, dengan jumlah data yang lebih banyak pula, diharapkan pula adanya pertisipasi dan pengawasan dari ahli (dokter spesialis tulang, ahli terapi fisik, dan lain-lain) untuk menentukan kategori postur duduk.
4. Penelitian selanjutnya diharapkan menerapkan metode lain selain *pre-trained Resnet-50 V2* dalam klasifikasi postur duduk, sehingga bisa menjadi perbandingan antara hasil yang didapat dengan metode tersebut dengan metode *pre-trained Resnet-50 V2*.
5. Penelitian ini menerapkan metode *Human Pose Estimation* yang bertindak sebagai *object detection*. *Human Pose Estimation* digunakan untuk mendeteksi *keypoints/joints/sendi manusia*, untuk itu diharapkan penelitian selanjutnya dapat menerapkan metode lain yang mampu bertindak sebagai *object detection*.

DAFTAR PUSTAKA

- Abadi, M., Agarwal, A., Barham, P., Brevdo, E., Chen, Z., Citro, C., Corrado, G. S., Davis, A., Dean, J., Devin, M., & others. (2016). Tensorflow: Large-scale machine learning on heterogeneous distributed systems. *ArXiv Preprint ArXiv:1603.04467*.
- Adminlp2m. 2023. Residual Network - Apa Itu, Kelebihan dan Kekurangannya. (*Online*) <https://lp2m.uma.ac.id/2023/04/08/residual-network-apa-itu-kelebihan-dan-kekurangannya/> (19 Juni 2024)
- Al-Haija, Q. A., & Adebajo, A. (2020). Breast Cancer Diagnosis in Histopathological Images Using ResNet-50 Convolutional Neural Network. *2020 IEEE International IOT, Electronics and Mechatronics Conference (IEMTRONICS)*, 1–7. <https://doi.org/10.1109/IEMTRONICS51293.2020.9216455>
- Chen, K. (2019). Sitting Posture Recognition Based on OpenPose. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 677(3), 032057. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/677/3/032057>
- Ding, Z., Li, W., Ogunbona, P., & Qin, L. (2019). A real-time webcam-based method for assessing upper-body postures. *Machine Vision and Applications*, 30, 833–850.
- Dubey, N., Dubey, G., Tripathi, H., & Naqvi, Z. A. (2019). Ergonomics for desk job workers-an overview. *Int J Health Sci Res*, 9(7), 257–266.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (n.d.). *Deep Learning*.
- Gosain, L., Ahmad, I., Rizvi, M. R., Sharma, A., & Saxena, S. (2022). Prevalence of musculoskeletal pain among computer users working from home during the COVID-19 pandemic: a cross-sectional survey. *Bulletin of Faculty of Physical Therapy*, 27(1). <https://doi.org/10.1186/s43161-022-00110-x>
- Howarth, J. 2023. Alarming Average Screen Time Statistics. *Exploding Topics*. 1 (1), Issue 1: 1-5. (*Online*) <https://explodingtopics.com/blog/screen-time-stats> (19 Juni 2024)
- Hubel, D., physiology, T. W.-T. J. of, & 1968, undefined. (1968). Receptive fields and functional architecture of monkey striate cortex. *Wiley Online Library* DH Hubel, TN Wiesel *The Journal of Physiology*, 1968•Wiley Online Library, 195, 215–243.

- <https://physoc.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1113/jphysiol.1968.sp008455>
- Intel Corporation. (2024). Pose estimation with output. OpenVINO™ Documentation, (*Online*) <https://docs.openvino.ai/2024/notebooks/pose-estimation-with-output.html> (19 Juni 2024)
- Kareem, I., Ali, S. F., & Sheharyar, A. (2020). Using Skeleton based Optimized Residual Neural Network Architecture of Deep Learning for Human Fall Detection. *Proceedings - 2020 23rd IEEE International Multi-Topic Conference, INMIC 2020*. <https://doi.org/10.1109/INMIC50486.2020.9318061>
- Keles, A., Keles, M. B., & Keles, A. (2021). COV19-CNNNet and COV19-ResNet: diagnostic inference Engines for early detection of COVID-19. *Cognitive Computation*, 1–11.
- Kermanshahani, S., & Hamidi, H. R. (2023). Flexible Data Refreshing Architecture for Health Information System Integration. *SPEKTA (Jurnal Pengabdian Kepada Masyarakat : Teknologi Dan Aplikasi)*, 4(1). <https://doi.org/10.12928/spekta.v4i1.7845>
- Li, H., & Zhang, L. (2018). Multi-Exposure Fusion with CNN Features. *2018 25th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, 1723–1727. <https://doi.org/10.1109/ICIP.2018.8451689>
- Occupational Safety and Health Administration. (n.d.). Computer Workstations. OSHA eTool. (*Online*) <https://www.osha.gov/etools/computer-workstations/>. (19 Juni 2024)
- Per-Men-Naker-No.1-thn-1981-ttg-Kewajiban-Melapor-PAK.* (n.d.). <https://toolsfortransformation.net/wp-content/uploads/2017/05/Per-Men-Naker-No.1-thn-1981-ttg-Kewajiban-Melapor-PAK.pdf> (19 Juni 2024)
- Raju, J. B. V. P., & Reddy, Y. C. (2019). Smart posture detection and correction system using skeletal points extraction. *International Conference on E-Business and Telecommunications*, 177–181.
- Sultana, F., Sufian, A., & Dutta, P. (2018). *Advancements in Image Classification using Convolutional Neural Network*.
- Szeliski, R. (2010). Computer Vision. Computer Science Handbook, Second Edition,

43-1 43–23. [Https://Doi.Org/10.4324/9780429042522-10](https://doi.org/10.4324/9780429042522-10)



**KEMENTERIAN PENDIDIKAN, KEBUDAYAAN,
RISET, DAN TEKNOLOGI**
UNIVERSITAS SUMATERA UTARA
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI

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

**KEPUTUSAN
DEKAN FAKULTAS ILMU KOMPUTER
DAN TEKNOLOGI INFORMASI
NOMOR : 2726/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 10 Juli 2024 perihal permohonan ujian skripsi:
- Nama : YESAYA ALEHANDRO SILALAHI
 NIM : 191402096
 Program Studi : Sarjana (S-1) Teknologi Informasi
 Judul Skripsi : Klasifikasi Postur Duduk Menggunakan Pretrained Residual Network 50 V2 (Resnet50-V2) Pada Pengguna Komputer/Laptop
- Memperhatikan : Bawa 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 : Bawa 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 : Membentuk dan mengangkat Tim Penguji Skripsi mahasiswa sebagai berikut:
- Ketua : Seniman S.Kom., M.Kom.
 NIP: 198705252014041001
- Sekretaris : Sarah Purnamawati ST., MSc.
 NIP: 198302262010122003
- Anggota Penguji : Dr. Erna Budhiarti Nababan M.IT
 NIP: 196210262017042001
- Anggota Penguji : Dedy Arisandi ST., M.Kom.
 NIP: 197908312009121002
- Moderator : -
- Panitera : -
- Kedua : Segala biaya yang diperlukan untuk pelaksanaan kegiatan ini dibebankan pada Dana Penerimaan Bukan Pajak (PNPB) Fasilkom-TI USU Tahun 2024.
- Ketiga : Keputusan ini berlaku sejak tanggal ditetapkan dengan ketentuan bahwa segala sesuatunya akan diperbaiki sebagaimana mestinya apabila dikemudian hari terdapat kekeliruan dalam surat keputusan ini.

Tembusan :

1. Ketua Program Studi Sarjana (S-1) Teknologi Informasi
2. Yang bersangkutan
3. Arsip

Medan
Ditandatangani secara elektronik oleh:
Dekan

#TTE

Maya Silvi Lydia
NIP 197401272002122001