



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

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



**RANCANG BANGUN SISTEM COMPUTER VISION
UNTUK ANALISIS PERILAKU MULTIMODAL
MENGUNAKAN ARSITEKTUR *HYBRID* YOLO DAN
FACE-API.JS DENGAN *TRACKING* MANHATTAN
*DISTANCE***

SKRIPSI

**RICO MESIAS TAMBA
2207412038**

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

DEPOK

2026



Hak Cipta :

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



**RANCANG BANGUN SISTEM COMPUTER VISION
UNTUK ANALISIS PERILAKU MULTIMODAL
MENGUNAKAN ARSITEKTUR *HYBRID* YOLO DAN
FACE-API.JS DENGAN *TRACKING* MANHATTAN
*DISTANCE***

SKRIPSI

Dibuat untuk melengkapi Syarat – Syarat yang Diperlukan
untuk Memperoleh Diploma Empat Politeknik

**POLITEKNIK
NEGERI
JAKARTA**

**RICO MESIAS TAMBA
2207412038**

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
JURUSAN TEKNIK INFORMATIKA DAN KOMPUTER**

POLITEKNIK NEGERI JAKARTA

DEPOK

2026

SURAT PERNYATAAN BEBAS PLAGIARISME

Saya yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Rico Mesias Tamba
NIM : 2207412038
Jurusan/Program Studi : T. Informatika dan Komputer/Teknik Informatika
Judul Skripsi : Rancang Bangun Sistem Computer Vision Untuk Analisis Perilaku Multimodal Menggunakan Arsitektur Hybrid YOLO dan Face-API.js Dengan Tracking Manhattan Distance.

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

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

Depok, 04 Juni 2026

Yang membuat pernyataan



Rico Mesias Tamba

© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

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





© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

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

LEMBAR PENGESAHAN

Skripsi diajukan oleh:

Nama : Rico Mesias Tamba
NIM : 2207412038
Program Studi : Teknik Informatika
Judul Skripsi : Rancang Bangun Sistem Computer Vision Untuk Analisis Perilaku Multimodal Menggunakan Arsitektur Hybrid YOLO dan Face-API.js Dengan Tracking Manhattan Distance

Pada hari ini **Rabu** Tanggal **17**, bulan **Juni** tahun **2026**, telah diadakan Sidang Skripsi untuk saudara Rico Mesias Tamba dan dinyatakan **LULUS**

Disahkan oleh

Pembimbing I : Dr. Dewi Yanti Liliana, S.Kom., M.Kom. (.....)

Penguji I: Mera Kartika Delimayanti, S.Si., M.T., Ph.D (.....)

Penguji II: Euis Oktavianti, S.Si., M.T.I. (.....)

Penguji III: Iik Muhamad Malik Marin, S.Kom. M.T. (.....)

Mengetahui:

Jurusan Teknik Informatika dan Komputer

Ketua



Dr. Anita Hidayati, S.Kom., M.Kom.

NIP. 19790832003122003

Hak Cipta :

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

Kata Pengantar

Puji syukur senantiasa penulis panjatkan ke hadirat Tuhan Yang Maha Esa. Atas segala berkat dan karunia-Nya, penulis berhasil merampungkan penyusunan skripsi dengan judul “Rancang Bangun Sistem Computer Vision Untuk Analisis Perilaku Multimodal Menggunakan Arsitektur Hybrid YOLO dan Face-API.js Dengan Tracking Manhattan Distance”.

Penyelesaian skripsi ini tidak terlepas dari peran serta dan kontribusi berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis ingin menyampaikan apresiasi dan ucapan terima kasih yang setinggi-tingginya kepada:

- a. Dr. Dewi Yanti Liliana S.Kom., M.Kom., selaku Dosen Pembimbing, atas dedikasi, waktu, pemikiran, dan tenaga yang telah dicurahkan dalam memberikan bimbingan, arahan, serta masukan yang esensial.
- b. Orang tua tercinta, atas dukungan material, moral, dan untaian doa yang tak henti-hentinya. Kasih sayang dan kesabaran yang senantiasa diberikan.
- c. Seluruh keluarga besar, atas dukungan moral, semangat, dan doa yang selalu menyertai saya sepanjang proses penyusunan skripsi ini.
- d. Seluruh teman dan rekan, atas dukungan moral, semangat, dan motivasi dalam berbagai bentuk yang tak ternilai harganya selama penyelesaian skripsi ini.

Penulis menyadari bahwa laporan skripsi ini masih memiliki keterbatasan dan kekurangan. Oleh karena itu, kritik dan saran yang bersifat membangun sangat diharapkan demi penyempurnaan laporan ini. Besar harapan penulis, semoga laporan skripsi ini dapat memberikan manfaat, baik secara teoretis maupun praktis, bagi penulis pribadi dan pihak lain yang berkepentingan.

Depok, 04 Juni 2026



Rico Mesias Tamba

SURAT PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI SKRIPSI UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

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

Nama : Rico Mesias Tamba

NIM : 2207412038

Jurusan/Program Studi : T. Informatika dan Komputer/Teknik Informatika

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

**Rancang Bangun Sistem Computer Vision Untuk Analisis Perilaku Multimodal
Menggunakan Arsitektur Hybrid YOLO dan Face-API.js Dengan Tracking Manhattan
Distance.**

Beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Dengan Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif ini, Politeknik Negeri Jakarta berhak menyimpan, mengalihmediakan/formatkan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (database), merawat, dan mempublikasikan skripsi saya tanpa meminta izin dari saya selama tetap mencatumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik Hak Cipta.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Depok, 04 Juni 2026

Yang membuat pernyataan



Rico Mesias Tamba

NIM.2207412038



Hak Cipta :

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

RANCANG BANGUN SISTEM *COMPUTER VISION* UNTUK ANALISIS PERILAKU MULTIMODAL MENGGUNAKAN ARSITEKTUR *HYBRID* YOLO DAN *FACE-API.JS* DENGAN *TRACKING MANHATTAN DISTANCE*

ABSTRAK

Analisis perilaku manusia secara manual rentan terhadap bias subjektivitas dan kelelahan. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem *Computer Vision* berbasis web untuk memantau perilaku multimodal (aksi, atensi, dan emosi) secara *real-time*. Sistem ini menerapkan arsitektur *hybrid* yang membagi beban komputasi secara efisien: model YOLOv11 dieksekusi pada *server* untuk deteksi aksi fisik, sedangkan Face-API.js dijalankan pada sisi klien untuk ekstraksi fitur wajah. Selain itu, algoritma *Manhattan Distance* diimplementasikan untuk pelacakan objek (*object tracking*) antar-frame dengan beban komputasi yang ringan. Berdasarkan hasil evaluasi, model YOLOv11 mencapai akurasi mAP@50 sebesar 0,607 dan Face-API.js memperoleh *Macro Average F1-score* 58,93%. Distribusi beban komputasi terbukti optimal dengan rata-rata kecepatan pemrosesan mencapai 18 FPS. Kualitas transmisi jaringan (QoS) melalui *WebSocket* berjalan sangat stabil dengan *packet loss* 0%, *Round-Trip Time* (RTT) 679 ms, dan *jitter* 12,45 ms. Pengujian *User Acceptance Test* (UAT) menghasilkan tingkat efektivitas 88,9%, efisiensi 97,8%, dan kepuasan 100%. Kesimpulannya, sistem arsitektur hibrida ini berhasil beroperasi secara stabil, responsif, dan sangat layak digunakan sebagai solusi pemantauan perilaku multimodal yang efisien.

Kata Kunci: Analisis Multimodal, *Computer Vision*, YOLOv11, Face-API.js, Pelacakan Objek.

POLITEKNIK
NEGERI
JAKARTA



Hak Cipta :

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

DAFTAR ISI

SURAT PERNYATAAN BEBAS PLAGIARISME	iii
LEMBAR PENGESAHAN.....	iv
Kata Pengantar.....	v
SURAT PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI SKRIPSI UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS	vi
ABSTRAK	vii
DAFTAR ISI.....	viii
DAFTAR GAMBAR.....	x
DAFTAR TABEL	xi
DAFTAR LAMPIRAN.....	xii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Perumusan Masalah	3
1.3 Batasan Masalah.....	4
1.4 Tujuan dan Manfaat	5
1.4.1 Tujuan	5
1.4.2 Manfaat	5
1.5 Sistematika Penulisan	6
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	8
2.1 Penelitian Terdahulu.....	8
2.2 Analisis Perilaku.....	9
2.3 <i>Deep Learning</i>	10
2.4 <i>Computer Vision</i>	10
2.5 YOLO (<i>You Only Look Once</i>).....	11
2.6 Face API.js	12
2.6 <i>Manhattan Distance</i> Object Tracking.....	12
BAB III METODE PENELITIAN	14
3.1 Rancangan Penelitian.....	14
3.1.1 Identifikasi Kebutuhan.....	14



Hak Cipta :

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

3.1.2	Pengumpulan Data.....	15
3.1.3	Pemrosesan Data	15
3.1.4	Pengembangan dan Pelatihan Model.....	16
3.1.5	Implementasi Sistem.....	16
3.1.6	Pengujian dan Evaluasi	16
3.2	Objek Penelitian	17
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN		18
4.1	Identifikasi Kebutuhan.....	18
4.1.1	Identifikasi Kebutuhan Pengembangan Model	18
4.1.2	Identifikasi Kebutuhan Perangkat Keras	21
4.1.3	Identifikasi Kebutuhan Perangkat Lunak.....	24
4.1.4	Identifikasi Kebutuhan <i>Library</i> dan Framework.....	25
4.1.5	Identifikasi Kebutuhan Fungsional Sistem	26
4.1.6	Identifikasi Kebutuhan Non-Fungsional Sistem	28
4.2	Perancangan Sistem	29
4.2.1	Perancangan Model	29
4.2.2	Perancangan Antarmuka Grafis.....	36
4.3	Implementasi Sistem.....	54
4.3.1	Implementasi Model	55
4.3.2	Implementasi Antarmuka Pengguna	72
4.4	Pengujian Sistem	80
4.4.1	Analisis Hasil Pengujian Model	83
4.4.2	Analisis Hasil Pengujian Sistem.....	92
BAB V.....		118
PENUTUP		118
5.1	Kesimpulan.....	118
5.2	Saran	119
DAFTAR RIWAYAT HIDUP PENULIS		123
LAMPIRAN		124

Hak Cipta :

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

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1.1 Human Behaviour Analytics Applications.....	2
Gambar 2. 1 Proses Klasifikasi Computer Vision	11
Gambar 2.1 Proses Klasifikasi <i>Computer Vision</i>	11
Gambar 3. 1 Development Phase Pipeline	14
Gambar 3. 1 Development Phase Pipeline	14
Gambar 4. 1 Diagram Alur Pelatihan Model YOLOv11	31
Gambar 4. 2 Diagram Alur Pemrosesan Face-API.js pada Sisi Klien.....	34
Gambar 4. 3 Arsitektur Sistem Multimodal behaviour analytics	37
Gambar 4. 4 Use Case Diagram Sistem.....	39
Gambar 4. 5 Activity Diagram Live Detection	41
Gambar 4. 6 Activity Diagram Daily Analytics.....	42
Gambar 4. 7 Activity Diagram Monthly Report	43
Gambar 4. 8 Sequence Diagram Sistem Multimodal behaviour analytics	44
Gambar 4. 9 Entity Relationship Diagram	46
Gambar 4. 10 Desain Menu Live Detection.....	47
Gambar 4. 11 Desain Panel Indikator Utama (KPI & Insights)	48
Gambar 4. 12 Desain Tab Overview (Ringkasan Harian)	49
Gambar 4. 13 Desain Panel Action Analysis (Analisis Aksi Fisiologis).....	50
Gambar 4. 14 Desain Panel Attention Analysis (Analisis Atensi & Gaze)	51
Gambar 4. 15 Desain Panel Emotion Analysis (Analisis Emosi Ekspresif)	52
Gambar 4. 16 Desain Panel Cross-Modal (Analisis Lintas Modalitas)	53
Gambar 4. 17 Desain Antarmuka Monthly Reports	53
Gambar 4. 18 Diagram Arsitektur Model Deteksi Manusia	58
Gambar 4. 19 Diagram Arsitektur Model Klasifikasi Aksi	59
Gambar 4. 20 Diagram Arsitektur Model Analisis Wajah.....	60
Gambar 4. 21 Diagram Arsitektur Pelacakan Objek	66
Gambar 4. 22 Diagram Arsitektur Metrik Agregasi	69
Gambar 4. 23 Diagram Arsitektur Komputasi Analitik Lanjutan	70
Gambar 4. 24 Tampilan Live Detection.....	73
Gambar 4. 25 Menampilkan Proses Deteksi	74
Gambar 4. 26 Halaman Daily Analytics(Panel Indikator Utama).....	76
Gambar 4. 27 Halaman Daily Analytics (Tab Overview).....	77
Gambar 4. 28 Halaman Monthly Reports	79
Gambar 4. 29 Menampilkan Tabel Detail Daily Breakdown.....	80
Gambar 4. 30 Confusion matrix Model YOLOv11	86
Gambar 4. 31 Confusion matrix Evaluasi Model TinyFD	89
Gambar 4. 32 Hasil Visualisasi Pengujian Deteksi Objek dan Aktivitas	90
Gambar 4. 33 Hasil Verifikasi Visual Klasifikasi Emosi	91
Gambar 4. 34 Hasil Pengujian di Lingkungan Ritel Bagian Ruang Terbuka	107
Gambar 4. 35 Hasil Pengujian di Lingkungan Ritel Bagian Lorong.....	108



Hak Cipta :

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

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Penelitian Sejenis	8
Tabel 4. 1 Kebutuhan Dataset	19
Tabel 4. 2 Kebutuhan Perangkat Keras Pelatihan Model	21
Tabel 4. 3 Kebutuhan Perangkat Keras Pengembangan Antarmuka	23
Tabel 4. 4 Kebutuhan Perangkat Lunak	24
Tabel 4. 5 Kebutuhan Library dan Framework	25
Tabel 4. 6 Kebutuhan Fungsional	26
Tabel 4. 7 Kebutuhan Non-Fungsional	28
Tabel 4. 8 Konfigurasi Hyperparameter	56
Tabel 4. 9 Model Face-API.js	62
Tabel 4. 10 Fitur Analisis Wajah	63
Tabel 4. 11 Komponen Visualisasi	65
Tabel 4. 12 Parameter Tracking	67
Tabel 4. 13 Parameter Skenario Pengujian	81
Tabel 4. 14 Hasil Evaluasi Pengujian Model YOLOv11	85
Tabel 4. 15 Hasil Pengujian Model TinyFD	88
Tabel 4. 16 Hasil Pengamatan Performa Throughput	93
Tabel 4. 17 Hasil Pencatatan Sampel Nilai Kerapatan FPS	94
Tabel 4. 20 Hasil Pengamatan Performa Latency	100
Tabel 4. 21 Hasil Perhitungan Numerik Latency	101
Tabel 4. 22 Hasil Pengamatan Performa Jitter	103
Tabel 4. 23 Hasil Ekstraksi Perhitungan Metrik Jitter	104
Tabel 4. 24 Daftar Pertanyaan User Acceptance Test	109
Tabel 4. 25 Hasil Pengujian User Acceptance Test	113



Hak Cipta :

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

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1 Hasil Ekstraksi Log Waktu Kedatangan Paket (Timestamp)	124
Lampiran 2 Data Ekstraksi Waktu Pemrosesan Hulu-ke-Hilir (End-to-End <i>Latency</i>)	124
Lampiran 3 Hasil Ekstraksi Status Sesi <i>Backend</i> dan <i>Throughput FPS Real-time</i> ..	124
Lampiran 4 Hasil Ekstraksi Log Jaringan Klien untuk Validasi Kegagalan Paket Data	125
Lampiran 5 Bukti Pencatatan Fluktuasi Waktu Transmisi Jaringan Sistem <i>Real-time</i>	125
Lampiran 6 Proses Evaluasi Model Face-API.js	126
Lampiran 7 Hasil UAT	126
Lampiran 8 Profile Klien	130

Hak Cipta :

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

BAB I

PENDAHULUAN

Latar Belakang

Perkembangan teknologi kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*) di mana salah satu contohnya Visi Komputer (*Computer Vision*) telah mentransformasi cara sistem komputer memahami manusia, bergeser dari sekadar pengenalan objek visual menjadi analisis perilaku yang mendalam (*Human Behavior Analysis*). Teknologi ini mengintegrasikan berbagai modalitas data untuk menafsirkan tindakan dan kondisi emosional manusia secara otomatis. Implementasi analisis perilaku kini menjadi instrumen vital di berbagai sektor industri untuk menciptakan sistem yang responsif dan mampu memitigasi risiko secara *real-time*.

Anggensi penerapan teknologi ini menjadi sangat nyata dalam konteks lingkungan publik yang dinamis seperti ritel dan pusat perbelanjaan. Di dalam ekosistem ini, pemahaman mendalam terhadap respons konsumen menjadi krusial karena respons bawah sadar sering kali mendominasi proses pengambilan keputusan dibandingkan respons sadar (Alsharif *et al.*, 2022). Implementasi analisis perilaku di area ritel kini tidak hanya terbatas pada keamanan, tetapi juga mampu mengukur fiksasi visual di titik pembelian (*point of purchase*) untuk memprediksi sikap konsumen, baik itu berupa perilaku mendekat (*approach*) maupun menghindar (*withdrawal*) terhadap suatu produk (Alsharif *et al.*, 2022).

Berdasarkan tinjauan komprehensif terhadap lanskap aplikasi analisis perilaku manusia saat ini, teknologi ini telah didiversifikasi ke dalam berbagai domain krusial (Essahraui, 2025). Berbagai sektor telah memanfaatkan teknologi ini untuk kebutuhan spesifik, mulai dari keselamatan, peningkatan kualitas pembelajaran, hingga produktivitas kerja. Rincian implementasi pada domain yang relevan dapat dilihat pada Gambar 1.1.

Hak Cipta :

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



Gambar 1 1 Human Behaviour Analytics Applications

Penelitian ini memiliki fokus pada pengembangan sistem yang mampu menganalisis beberapa atribut perilaku, di antaranya Aksi (gerakan tubuh), Atensi (arah pandangan), dan Emosi (ekspresi wajah) secara simultan. Selain itu, penelitian ini dilaksanakan dengan pendekatan *hybrid architecture*, mengombinasikan beberapa teknologi, seperti arsitektur *You Only Look Once (YOLO)* dan *library Face-api.js*. Penggunaan gabungan teknologi ini bertujuan untuk mencapai tujuan penelitian, YOLO diterapkan untuk mendeteksi objek tubuh manusia dan mengklasifikasi aksi secara *real-time*, sedangkan Face-api.js digunakan untuk melakukan ekstraksi fitur wajah yang lebih mendetail guna menentukan emosi dan atensi. Proses analisis kontinuitas objek dilakukan dengan menerapkan algoritma *Manhattan Distance*, yang menghitung jarak perpindahan objek antar-*frame* untuk menjaga konsistensi identitas setiap individu yang terdeteksi.

Penelitian mengenai deteksi aktivitas sebelumnya telah dibahas secara mendalam dalam penelitian “YOLO-Act: Unified Spatiotemporal Detection of Human Actions Across Multi-Frame Sequences” (Alzahrani, Bchir and Ismail, 2025). Meskipun penelitian tersebut berhasil mengembangkan metode deteksi aksi yang presisi menggunakan modifikasi YOLOv11 dan strategi *three-keyframes*, terdapat



Hak Cipta :

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

terbatasan yang menjadi fokus pengembangan pada penelitian ini. Penelitian (Izahrani, Bchir and Ismail, 2025) memiliki fokus tunggal (*single-modality*) pada pengenalan aksi fisik dan interaksi objek secara *spatiotemporal* tanpa mempertimbangkan aspek kondisi internal subjek seperti ekspresi wajah dan fokus atensi.

Selain itu, pendekatan tersebut memiliki keterbatasan signifikan dari sisi beban komputasi. Metode *spatiotemporal* yang digunakan memproses korelasi fitur antar-frame secara volumetrik, yang menuntut sumber daya besar dan berpotensi meningkatkan latensi pada perangkat terbatas. Merespons kendala tersebut, algoritma *Manhattan Distance* diterapkan sebagai solusi strategis untuk mereduksi kompleksitas komputasi. *Manhattan Distance (L1 Norm)* hanya menggunakan operasi penjumlahan sisih absolut. Efisiensi matematis ini memungkinkan sistem mempertahankan *frame rate* (FPS) yang stabil untuk analisis *real-time* tanpa mengorbankan kontinuitas pelacakan objek.

1.2 Perumusan Masalah

Dalam implementasi analisis perilaku yang bersifat multimodal (menggabungkan aksi dan ekspresi wajah), masih terdapat beberapa tantangan teknis terkait integrasi model dan efisiensi komputasi, seperti:

1. Bagaimana merancang dan membangun sistem *Computer Vision* berbasis web yang dapat menganalisis perilaku multimodal (aksi, atensi, dan emosi) secara simultan dan otomatis?
2. Bagaimana menerapkan arsitektur *hybrid* yang mengombinasikan YOLO untuk deteksi aksi tubuh dan Face-api.js untuk ekstraksi fitur wajah dalam satu kesatuan sistem?
3. Bagaimana melakukan pelacakan (*tracking*) identitas objek manusia yang bergerak antar-frame menggunakan algoritma *Manhattan Distance* untuk menjaga konsistensi analisis secara efisien?
4. Bagaimana hasil kinerja sistem yang diperoleh dari pendekatan *hybrid* ini dalam hal akurasi klasifikasi dan kecepatan pemrosesan (*frame rate*) pada skenario *real-time*?



Hak Cipta :

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

Batasan Masalah

Untuk menjaga fokus penelitian dan memastikan kelayakan implementasi sistem dalam jangka waktu yang ditentukan, penulis menetapkan beberapa batasan masalah sebagai berikut:

1. Penelitian ini dibatasi pada studi kasus lingkungan dalam ruangan (*indoor environment*) dengan kondisi pencahayaan yang stabil dan merata (tidak *backlight* atau terlalu gelap). Objek pengamatan difokuskan pada manusia tunggal maupun jamak (*multiple subjects*) dalam jarak pandang kamera yang wajar (2–5 meter).
2. Lingkup kasus penggunaan secara spesifik dilakukan pada konteks pusat perbelanjaan dan area ritel. Dalam skenario ini, sistem difokuskan untuk menganalisis pola interaksi pengunjung terhadap area atau produk (seperti mengamati etalase), yang bertujuan untuk menghasilkan wawasan perilaku konsumen dasar, dan bukan ditujukan untuk sistem keamanan forensik tingkat lanjut (seperti deteksi gerak-gerik pengutitan yang kompleks).
3. Sistem dirancang untuk mengenali atribut perilaku yang dibatasi pada tiga modalitas visual (Aksi, Atensi, Emosi), tanpa mengukur sinyal fisiologis atau kognitif internal
4. Deteksi dan klasifikasi dilakukan menggunakan pendekatan *hybrid*. Deteksi tubuh dan aksi menggunakan model YOLO untuk performa *real-time*, sedangkan ekstraksi fitur wajah (emosi dan atensi) menggunakan *library* Face-api.js. Mekanisme pelacakan objek (*tracking*) untuk mempertahankan ID subjek antar-*frame* dibatasi menggunakan algoritma jarak *Manhattan Distance* pada ruang koordinat piksel 2D, tanpa penerapan pelacakan 3D yang kompleks.
5. Implementasi sistem pada penelitian ini dilakukan melalui simulasi pada lingkungan lokal berbasis Web. Sistem tidak dirancang sebagai aplikasi *cloud* berskala besar atau berbasis *edge computing*, melainkan sebagai aplikasi peramban (*browser-based*) yang memanfaatkan akselerasi perangkat keras lokal (CPU/GPU *Client*) dan *cloud* skala kecil untuk inferensi model.
6. Hasil akhir dari penelitian ini adalah sebuah purwarupa (*prototype*) *dashboard* pemantauan berbasis web. *Dashboard* ini menyajikan visualisasi *bounding box*



Hak Cipta :

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

dengan label perilaku pada video *stream* dan menampilkan statistik aktivitas secara *real-time*, tanpa fitur manajemen basis data pengguna yang mendalam.

Tujuan dan Manfaat

1. Tujuan

Mengembangkan sistem *Computer Vision* berbasis web yang mampu mengenali dan menganalisis perilaku manusia secara multimodal (Aksi, Atensi, dan Emosi) secara langsung (*real-time*).

Mengimplementasikan arsitektur *hybrid* yang menggabungkan YOLO untuk deteksi aksi tubuh global dan Face-api.js untuk ekstraksi fitur wajah (emosi dan atensi) dalam satu sistem terpadu.

Menerapkan algoritma *Manhattan Distance* sebagai metode pelacakan objek (*object tracking*) untuk menjaga konsistensi identitas subjek antar-*frame* dengan beban komputasi yang lebih ringan.

Mengevaluasi kinerja sistem yang dibangun dengan mengukur tingkat akurasi klasifikasi perilaku serta kecepatan pemrosesan (*Frames Per Second/FPS*) pada lingkungan peramban (*browser*).

1.4.2 Manfaat

1. Menghasilkan purwarupa sistem pemantauan perilaku otomatis yang dapat diterapkan dalam berbagai bidang.
2. Meningkatkan efisiensi dalam analisis visual perilaku manusia yang kompleks (multimodal) dibandingkan dengan metode pengamatan manual yang rentan terhadap subjektivitas dan kelelahan pengamat.
3. Menambah wawasan dalam bidang *Computer Vision*, khususnya mengenai efektivitas penggabungan dua model *Deep Learning* berbeda (YOLO dan Face-api) dalam lingkungan berbasis web yang memiliki keterbatasan sumber daya.
4. Menjadi referensi bagi penelitian selanjutnya yang ingin mengembangkan sistem kecerdasan buatan yang ringan (*lightweight*) dan efisien tanpa ketergantungan penuh pada infrastruktur perangkat keras (*GPU*) tingkat tinggi.



Hak Cipta :

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

Sistematika Penulisan

Penulisan laporan ini dibagi ke dalam tiga bab utama dengan rincian sebagai berikut:

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini menjelaskan latar belakang masalah mengenai urgensi analisis perilaku manusia secara multimodal (aksi, atensi, dan emosi) pada platform berbasis web. Pada bab ini penulis memaparkan rumusan masalah terkait integrasi arsitektur *hybrid*, analisis masalah untuk memperjelas ruang lingkup sistem, tujuan yang ingin dicapai, serta manfaat yang diharapkan dari penelitian ini.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Pada bab II penulis menguraikan teori-teori dasar dan kajian teknologi yang digunakan dalam penelitian analisis perilaku multimodal. Pembahasan mencakup konsep *Computer Vision*, arsitektur *You Only Look Once (YOLO)* untuk deteksi aksi, pustaka *Face-api.js* untuk ekstraksi fitur wajah, serta algoritma *Manhattan Distance* sebagai metode pelacakan objek yang efisien.

BAB III METODE PENELITIAN

Pada bab III penulis menguraikan metode penelitian yang diterapkan, meliputi perancangan arsitektur sistem *hybrid*, tahapan pengembangan perangkat lunak, skenario pengumpulan data, serta prosedur pengujian yang akan dilakukan terhadap objek penelitian.

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab IV penulis menguraikan hasil implementasi sistem analisis perilaku multimodal berbasis web yang telah dirancang pada tahap sebelumnya. Pembahasan mencakup hasil integrasi arsitektur *hybrid* untuk deteksi aksi, pelacakan atensi, dan pengenalan emosi, serta analisis performa masing-masing komponen sistem. Selain itu, dilakukan pengujian terhadap aspek fungsionalitas, akurasi, efisiensi pemrosesan, dan evaluasi hasil untuk mengetahui tingkat keberhasilan sistem dalam mendukung analisis perilaku manusia secara multimodal.

BAB V PENUTUP

Pada bab V penulis menyajikan kesimpulan yang diperoleh berdasarkan hasil penelitian dan pengujian yang telah dilakukan. Kesimpulan memuat pencapaian tujuan

© Hak Cipta © Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

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



penelitian serta gambaran umum mengenai kinerja sistem yang dikembangkan. Selain itu, pada bab ini juga disampaikan saran yang dapat digunakan sebagai bahan pengembangan lebih lanjut guna meningkatkan performa, cakupan fitur, dan implementasi sistem pada penelitian berikutnya.

Hak Cipta :

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

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

Penelitian Terdahulu

Implementasi *Computer Vision* bukanlah hal baru dalam dunia penelitian. Penerapannya telah dilakukan secara luas, tidak hanya pada analisis perilaku, tetapi juga di berbagai sektor lain untuk memecahkan masalah dan meningkatkan efisiensi. Penulis menjabarkan beberapa penelitian sejenis pada Tabel 2.1.

Tabel 2. 1 Penelitian Sejenis

Deskripsi	I	II	III
Judul	Sistem Pengendalian Akses Berbasis Face-Recognition dengan Face-API.js dan Algoritma <i>Manhattan Distance</i> .	Multimodal Engagement Analysis from Facial Videos in the Classroom.	A visual intelligent system for students' behavior classification using body pose and facial expressions analysis.
Penulis	Warsuta, Bambang; Nalawati, Rizki Elisa; Liliana, Dewi Yanti; Huzaifa, Malisa; Shaliha, Rahma Maulida.	Sümer, Ömer; Goldberg, Patricia; D'Mello, Sidney; Gerjets, Peter; Trautwein, Ulrich; Kasneci, Enkelejda.	Alhaj Ali, Abdussalam; Namoun, Abdallah; Massoud, Jihane Ben; Alfahood, Sultan; Hamam, Habib.
Metode	Penulis mengintegrasikan algoritma <i>Manhattan Distance</i> untuk mengukur kemiripan fitur wajah dengan <i>library face-api.js</i> (menggunakan model SSD Mobilenet V1 dan Face Landmark 68) untuk membangun sistem pengendalian akses berbasis web.	Penulis menggunakan ekstraksi fitur <i>Deep Learning</i> (Attention-Net untuk pose kepala dan Affect-Net untuk ekspresi wajah) dari video wajah untuk mengklasifikasikan tingkat keterlibatan (<i>engagement</i>) siswa di kelas nyata, serta menerapkan teknik <i>active learning</i> untuk mempersonalisasi model dengan data terbatas.	Penulis mengembangkan sistem hibrida yang menggabungkan estimasi pose tubuh menggunakan model YOLOv7-pose dan analisis ekspresi wajah menggunakan <i>DeepFace</i> untuk mengklasifikasikan perilaku siswa di kelas dan perhitungan jarak <i>Euclidean</i> dari titik-titik kunci kerangka tubuh yang terdeteksi secara <i>real-time</i> .
Hasil	Penelitian ini berhasil mencapai akurasi deteksi wajah sebesar 95,71% dan pengenalan wajah 100% dengan presisi sistem mencapai 99,65%. Sistem terbukti efektif dengan waktu eksekusi pencocokan rata-rata di bawah 0,7 ms dan jumlah	Penelitian ini berhasil mengklasifikasikan keterlibatan siswa di mana fitur atensi terbukti lebih efektif daripada fitur afektif, dan penggunaan personalisasi model dengan hanya 60 detik data spesifik per siswa berhasil meningkatkan akurasi	Sistem yang diusulkan mencapai akurasi keseluruhan sebesar 92% dalam mengklasifikasikan perilaku siswa, dengan kinerja tertinggi pada deteksi mengangkat tangan (97%) dan terendah pada aktivitas minum (85%). Sistem ini



Hak Cipta :

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

deskriptor optimal sebanyak 2 per pengguna. (Warsuta <i>et al.</i> , 2024).	(AUC) secara signifikan sebesar 0.084. (Goldberg <i>et al.</i> , 2021).	mampu beroperasi secara <i>real-time</i> dengan kecepatan 25 FPS. (Pabba, Bhardwaj and Kumar, 2024).
---	---	--

Penelitian penulis memiliki perbedaan yang signifikan dibandingkan dengan ketiga penelitian terdahulu, meskipun tetap memiliki relevansi dengan beberapa aspek tertentu. Ketiga penelitian tersebut memiliki cakupan yang lebih spesifik pada tugas klasifikasi status atau rekognisi identitas satu per satu, berbeda dengan penelitian penulis yang merancang arsitektur *hybrid* untuk pelacakan (*tracking*) perilaku multimodal secara kontinu antar-*frame*.

Relevansi penelitian terdahulu memvalidasi urgensi integrasi atensi emosi (Goldberg *et al.*, 2021), efisiensi Face-API.js (Warsuta *et al.*, 2024), serta pendekatan *hybrid* (Alhaj Ali *et al.*, 2024). Penulis mengembangkan dasar tersebut dengan mengadaptasi *Manhattan Distance* untuk tracking objek dan menyatukan tiga dimensi analisis (aksi, atensi, emosi) dalam satu sistem yang lebih dinamis..

2.2 Analisis Perilaku

Analisis perilaku semakin berkembang sebagai metode untuk memetakan kondisi psikologis manusia secara komprehensif melalui integrasi data seperti afektif, atensi visual, dan aktivitas fisik. Pada dimensi afektif, pemahaman mengenai emosi menjadi fundamental. Merujuk pada studi (Liliana *et al.*, 2022), emosi didefinisikan sebagai perasaan intens yang dipicu oleh stimulus internal maupun eksternal, yang memiliki kekuatan untuk mendorong individu melakukan suatu tindakan. Definisi ini menegaskan pentingnya Facial Expression Recognition (FER) tidak hanya sebagai alat deteksi ekspresi, tetapi sebagai indikator dorongan psikologis internal.

Analisis wajah semata tidak cukup untuk menggambarkan keterlibatan (*engagement*) pengguna secara utuh. Oleh karena itu, estimasi *Head Pose* enam derajat kebebasan (6DoF) diperlukan sebagai proksi atensi visual. (Chun *et al.*, 2024) mengemukakan bahwa parameter rotasi dan translasi 3D pada kepala memberikan petunjuk krusial mengenai arah pandang dan objek yang menjadi pusat perhatian (*focus of attention*)



Hak Cipta :

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

seorang. Hal ini memvalidasi penggunaan estimasi pose kepala untuk mengukur atensi tanpa perlu menggunakan pelacak mata (*eye-tracker*) yang intrusif.

Untuk melengkapi dimensi internal (emosi) dan atensi (kepala), konteks aktivitas fisik diperlukan untuk memberikan gambaran perilaku yang konkret. *Human Activity Recognition* (HAR) sebagai upaya sistematis untuk mengidentifikasi aksi manusia. (Manuel, Mudjihartono and Nugraha, 2021) mendefinisikan Penerapan HAR berbasis keypoints tubuh memungkinkan sistem untuk mengenali gestur dan konteks aktivitas manusia yang sedang dilakukan pengguna, sehingga menghasilkan analisis perilaku yang lebih holistik dibandingkan pendekatan unimodal.

Deep Learning

Deep Learning (DL) merupakan perkembangan signifikan dalam bidang kecerdasan buatan yang telah menjadi standar emas di komunitas pembelajaran mesin (*Machine Learning*). (Alzubaidi *et al.*, 2021) mendefinisikan *Deep Learning* sebagai bagian (*subset*) dari *Machine Learning* yang terinspirasi oleh pola pemrosesan informasi yang ditemukan pada otak manusia. Secara arsitektural, DL dirancang menggunakan banyak lapisan algoritma atau Jaringan Saraf Tiruan (*Artificial Neural Networks*) yang masing-masing memberikan interpretasi berbeda terhadap data yang diproses.

Keunggulan utama pendekatan ini terletak pada kemampuannya melakukan ekstraksi fitur secara otomatis melalui arsitektur representasi data yang bersifat *multi-layer*. Dalam proses ini, lapisan-lapisan awal bertugas mengekstraksi fitur tingkat rendah (*low-level features*), sedangkan lapisan akhir mengekstraksi fitur tingkat tinggi (*high-level features*). Mekanisme ini memungkinkan sistem untuk memahami representasi data yang kompleks seperti pengenalan visual dan analisis perilaku, dengan tingkat akurasi yang sering kali menyamai atau bahkan melampaui kinerja manusia.

2.4 Computer Vision

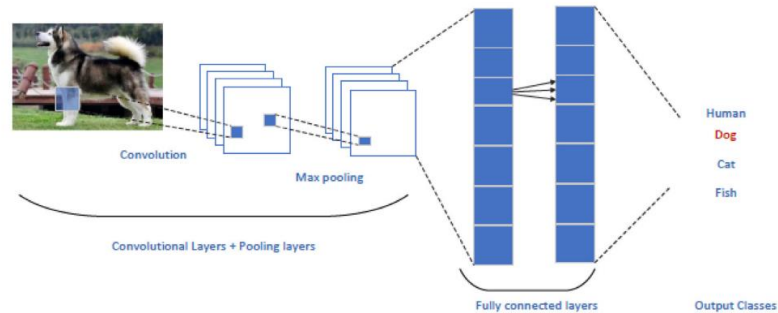
Computer Vision merupakan salah satu domain dalam *Deep Learning* yang berfokus pada pemrosesan dan pemahaman data visual. Secara fundamental, komputer tidak "melihat" gambar layaknya manusia, melainkan menginterpretasikannya sebagai susunan angka (*array*) yang merepresentasikan intensitas piksel. (Chai *et al.*, 2021) menjelaskan bahwa tujuan utama dari bidang ini adalah membangun sistem yang



Hak Cipta :

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

mampu mengekstraksi informasi bermakna dari input visual tersebut untuk menghasilkan keputusan atau deskripsi simbolis mengenai lingkungan sekitar.



Gambar 2. 1 Proses Klasifikasi *Computer Vision*

Dalam penerapannya, algoritma *Deep Learning* menangani dua tugas kognitif utama: *Image Classification* dan *Object Detection*. *Classification* (klasifikasi) bertujuan untuk menjawab pertanyaan "apa" dengan memberikan label kategori pada keseluruhan gambar. Sementara itu, *Detection* (deteksi) memiliki kompleksitas lebih tinggi karena harus menjawab "di mana" dan "apa", yaitu melokalisasi keberadaan objek spesifik dalam gambar menggunakan kotak pembatas (*bounding box*) sekaligus mengidentifikasi kelasnya (Alzubaidi *et al.*, 2021). Kemampuan deteksi inilah yang menjadi landasan bagi sistem untuk mengenali wajah dan aksi pengguna secara *real-time*.

2.5 YOLO (*You Only Look Once*)

You Only Look Once (YOLO) merupakan algoritma deteksi objek *real-time* yang merevolusi bidang *Computer Vision* dengan pendekatan single-stage detector. YOLO memandang masalah deteksi objek sebagai masalah regresi tunggal. Arsitektur YOLO memproses keseluruhan gambar dalam satu kali evaluasi (*forward pass*) melalui jaringan saraf tiruan untuk memprediksi kotak pembatas (*bounding box*) dan probabilitas kelas secara simultan (Terven, Córdova-Esparza and Romero-González, 2023).

Evolusi terbaru dari algoritma ini, yaitu YOLOv11, menawarkan peningkatan signifikan dalam hal akurasi dan kecepatan inferensi dibandingkan pendahulunya.



Hak Cipta :

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

ervén, Córdova-Esparza and Romero-González, 2023) mencatat bahwa kemampuan ini menjadikan YOLOv11 sangat ideal untuk aplikasi pemantauan perilaku yang membutuhkan latensi rendah, karena mampu mempertahankan *frame rate* (FPS) yang tinggi tanpa mengorbankan ketepatan deteksi, bahkan pada perangkat dengan sumber daya terbatas.

2.6 Face API.js

Face-api.js adalah pustaka *JavaScript* yang dikembangkan untuk menjalankan fungsi pengenalan dan analisis wajah secara langsung pada peramban web (*Client-side*). Pustaka ini dibangun di atas inti kerangka kerja *TensorFlow.js*, yang memungkinkan eksekusi model pembelajaran mendalam (*Deep Learning*) dilakukan menggunakan akselerasi GPU melalui WebGL. Secara arsitektur, face-api.js mengimplementasikan model *Single Shot Multibox Detector* (SSD) dengan tulang punggung (*backbone*) *MobileNet V1*. Pustaka ini memiliki modul khusus untuk mengekstraksi 68 titik penanda wajah yang memetakan kontur mata, alis, hidung, mulut, dan rahang. Data koordinat dari titik-titik penanda ini menjadi komponen fundamental dalam sistem ini.

2.6 Manhattan Distance Object Tracking

Pelacakan objek pada sistem *realtime Computer Vision* bertujuan untuk mempertahankan identitas target di setiap frame secara konsisten. Tahapan paling kritis dalam proses ini adalah asosiasi data atau mekanisme pencocokan antara prediksi posisi objek dari frame sebelumnya dengan deteksi baru. Pemilihan metrik jarak yang tepat sangat menentukan akurasi sistem dalam menghubungkan deteksi baru dengan lintasan yang sudah ada (Razzok *et al.*, 2023).

Pendekatan *Tracking* dengan *Manhattan Distance* dipilih karena efisiensi komputasinya yang tinggi. Kesederhanaan operasi matematis yang hanya melibatkan penjumlahan dan pengurangan sangat menguntungkan untuk menjaga latensi sistem tetap rendah saat memproses banyak objek sekaligus. Dalam mekanisme *tracking-by-detection*, sistem membandingkan vektor prediksi keadaan objek (*state vector*) dengan vektor hasil deteksi aktual.

$$C(P, D) = \sum_{i=1}^n |P_i - D_i| \quad (2.1)$$

dimana:

- P (Vektor Prediksi): Estimasi posisi terkini dari objek yang sedang dilacak (Objek A).
- D (Vektor Deteksi): Posisi faktual dari kandidat objek baru yang tertangkap sensor (Objek B).
- $|P_i - D_i|$ (Selisih Absolut): Ukuran deviasi pergerakan; nilai yang minimal mengonfirmasi bahwa deteksi baru adalah kelanjutan identitas dari objek lama.
- n (Dimensi Fitur): Jumlah atribut spasial (koordinat dan dimensi) yang dibandingkan untuk memvalidasi kesamaan objek.

Sebelum perhitungan jarak dilakukan, koordinat centroid (C_x, C_y) diturunkan dari *bounding box* (x, y, w, h) menggunakan rumus: $C_x = x + \frac{w}{2}$ dan $C_y = y + \frac{h}{2}$

Secara spesifik, persamaan (2.1) untuk *centroid tracking* 2D dijabarkan menjadi penjumlahan selisih absolut dari koordinat pusat tersebut:

$$d_{Manhattan} = |C_{x_p} - C_{x_d}| + |C_{y_p} - C_{y_d}| \quad (2.2)$$

Manhattan Distance berfungsi sebagai pengukur kedekatan spasial. Sebagai ilustrasi, ketika seorang subjek bergerak, sistem memprediksi di mana titik pusat tubuhnya akan berada di frame berikutnya. Jika ditemukan deteksi baru yang memiliki titik pusat (C_{x_y}, C_{y_d}) sangat dekat dengan prediksi tersebut (menghasilkan $d_{manhattan}$ kecil), sistem akan menyimpulkan bahwa itu adalah orang yang sama, meskipun bentuk kotak deteksinya sedikit berubah.

Hak Cipta :

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

Hak Cipta :

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

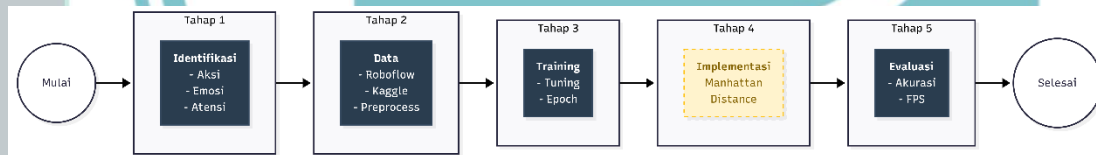
BAB III

METODE PENELITIAN

3.1 Rancangan Penelitian

Penelitian ini berfokus pada pengembangan sistem pengenalan perilaku multimodal secara waktu nyata atau *real-time* yang mengintegrasikan analisis afektif, atensi visual, dan aktivitas fisik. Pendekatan penelitian ini bersifat kuantitatif dengan menganalisis data numerik berdasarkan dua jenis evaluasi utama untuk memvalidasi keandalan sistem.

Penelitian ini dilaksanakan melalui serangkaian tahapan sistematis yang mengintegrasikan siklus hidup pengembangan kecerdasan buatan (*AI Development Life Cycle*). Tahapan ini dirancang untuk memastikan setiap komponen, mulai dari definisi kebutuhan hingga evaluasi sistem, terintegrasi dengan baik guna menghasilkan analisis perilaku multimodal yang akurat dan responsif.



Gambar 3. 1 Development Phase Pipeline

3.1.1 Identifikasi Kebutuhan

Tahap awal penelitian berfokus pada pendefinisian parameter atribut yang harus dikenali oleh sistem. Berdasarkan tujuan analisis perilaku multimodal, kebutuhan sistem dikategorikan menjadi tiga dimensi utama:

1. Pengenalan Aksi Manusia (Human Action Recognition): Sistem harus mampu mendeteksi dan mengklasifikasikan 11 jenis aktivitas fisik yang merepresentasikan dinamika perjalanan pengunjung serta risiko keselamatan di fasilitas komersial. Kategori pertama mencakup aktivitas mobilitas normatif dan aspek non-pergerakan (waktu singgah) yang membentuk interaksi di ruang ritel, meliputi aksi *Walking*, *Walking_on_Stairs*, *Standing*, *Sitting*, *Sit Down*, dan



Hak Cipta :

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

Drinking (Torrens, 2023). Kategori kedua berfokus pada identifikasi indikator insiden fisik untuk memitigasi risiko keselamatan utama di sektor layanan dan area publik (Allouzi et al., 2026). Pemantauan kedaruratan ini mencakup deteksi kecelakaan seperti terpeleset, tersandung, atau jatuh, yang direpresentasikan melalui aksi *Nearly_fall*, *Fall_down*, *Fall-Detected*, *Lying_down*, dan *Crawling* (Allouzi et al., 2026).

Pengenalan Ekspresi Emosi (*Facial Expression Recognition*): Untuk analisis afektif, sistem ditargetkan mampu mengidentifikasi 7 kelas emosi dasar manusia, yaitu: *Happy*, *Sad*, *Angry*, *Disgusted*, *Surprised*, *Neutral*, dan *Fear*.

Estimasi Atensi Visual (*Head Pose Estimation*): Analisis atensi dilakukan dengan memantau orientasi kepala pengguna dalam tiga sumbu rotasi:

- a. Horizontal (*Yaw*): Gerakan menoleh ke kiri atau kanan.
- b. Vertikal (*Pitch*): Gerakan mengangguk (menunduk) atau mendongak.

3.1.2 Pengumpulan Data

Tahap kedua adalah pencarian dan pengumpulan data yang relevan untuk mendukung pengembangan sistem. Dataset dikumpulkan dari sumber-sumber publik seperti platform Roboflow (<https://universe.roboflow.com/le-quy-don-high-school-for-gifted-students-bllby/human-action-recognition-x6cml>) yang telah dilengkapi anotasi *bounding box* pada objek manusia. Selanjutnya, penulis melakukan pengumpulan data citra wajah dari Kaggle (<https://www.kaggle.com/datasets/msambare/fer2013>) yang menyediakan data piksel wajah beserta label klasifikasi emosinya.

3.1.3 Pemrosesan Data

Data yang telah dikumpulkan melalui proses pra-pemrosesan (*pre-processing*) agar sesuai dengan arsitektur model yang digunakan. Tahapan ini meliputi penyeragaman resolusi citra (*resizing*) agar sesuai dengan *layer* input, normalisasi nilai piksel untuk mempercepat proses komputasi, serta pembagian dataset (*splitting*) menjadi data latih (*train*) dan data uji (*test*). Proses ini penting untuk memastikan data bersih dan terstruktur sebelum masuk ke tahap pengembangan.



Hak Cipta :

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

3.1.4 Pengembangan dan Pelatihan Model

Tahap ini berfokus pada pembangunan arsitektur *Deep Learning*. Proses pelatihan (*training*) dilakukan secara intensif, khususnya pada model pengenalan aksi, dengan menerapkan teknik *hyperparameter tuning*. Penulis melakukan penyesuaian parameter seperti *learning rate*, *batch size*, dan jumlah *epoch* untuk mencapai konvergensi model yang optimal. Tujuannya adalah menghasilkan model yang memiliki akurasi tinggi dan *loss* yang rendah dalam mengenali pola aktivitas dari data yang telah disiapkan.

3.1.5 Implementasi Sistem

Setelah model dikembangkan, tahap selanjutnya adalah integrasi ke dalam sistem nyata (*real-time*). Fokus utama pada tahap ini adalah penerapan algoritma pelacakan objek (*object tracking*) untuk menjaga konsistensi identitas pengguna. Sistem menerapkan metode *Manhattan Distance* dalam logika pemrosesan data untuk data keperluan:

1. *Head Tracking*: Mengasosiasikan deteksi wajah antar-frame guna memantau kontinuitas atensi dan ekspresi.
2. *Action Tracking*: Mengasosiasikan deteksi aktivitas tubuh penuh. Metode Manhattan dipilih untuk memastikan proses pencocokan identitas (*matching*) berjalan efisien dengan latensi rendah.

3.1.6 Pengujian dan Evaluasi

Tahap akhir penelitian adalah validasi kinerja sistem menggunakan dua pendekatan evaluasi kuantitatif:

1. Evaluasi Akurasi: Menggunakan *Confusion matrix* untuk mengukur parameter *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-score* guna melihat ketepatan klasifikasi sistem.
2. Evaluasi Kinerja Sistem: Menguji responsivitas komputasi saat sistem berjalan secara *real-time* dengan mengukur rata-rata *Frames Per Second* (FPS) dan waktu latensi pemrosesan (*inference time*).



© Hak Cipta dan Hak Milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Objek Penelitian

Objek penelitian ini merupakan sebuah sistem analisis perilaku multimodal yang dikembangkan untuk memetakan kondisi fisik dan psikologis pengguna secara komprehensif. Variabel perilaku yang menjadi fokus utama dalam penelitian ini meliputi tiga dimensi, yaitu Aksi Tubuh (*Body Action*), Atensi Visual (*Visual Attention*), dan Ekspresi Emosi (*Facial Emotion*). Sistem ini dirancang untuk berfungsi secara waktu nyata atau *real-time* dengan mengintegrasikan arsitektur *Deep Learning* dan komputasi geometri berbasis web.

Hak Cipta :

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



Hak Cipta :

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

BAB IV**HASIL DAN PEMBAHASAN****4.1 Identifikasi Kebutuhan**

Berdasarkan hasil studi literatur, diskusi bersama dosen pembimbing, serta analisis dari sudut pandang calon pengguna, penulis berhasil mengidentifikasi berbagai kebutuhan yang diperlukan dalam pelaksanaan penelitian ini. Kebutuhan tersebut meliputi kebutuhan perangkat keras, perangkat lunak, kebutuhan dalam proses pengembangan model, serta kebutuhan untuk menjalankan model. Seluruh kebutuhan tersebut diperlukan guna mendukung kelancaran dan keberhasilan penelitian yang dilakukan.

4.1.1 Identifikasi Kebutuhan Pengembangan Model

Dalam proses pengembangan model berbasis *Artificial Intelligence* (AI), *Machine Learning* (ML), dan *Deep Learning* (DL), terdapat sejumlah tahapan yang perlu dilakukan untuk memperoleh hasil model yang optimal. Tahapan tersebut dikenal sebagai *Machine Learning Development Life Cycle*, yaitu proses menyeluruh yang mencakup perancangan, pengembangan, implementasi, pemantauan, hingga pemeliharaan model.

Pada penelitian ini, pengembangan model dilakukan dengan mengikuti tahapan *Machine Learning Development Life Cycle* secara adaptif sesuai dengan karakteristik permasalahan dan data yang digunakan. Penelitian ini berfokus pada pengembangan sistem *multimodal behaviour analytics* untuk melakukan pemantauan aktivitas fisik dan perilaku pengguna secara *real-time*. Pendekatan yang digunakan menggabungkan arsitektur *You Only Look Once* untuk deteksi objek dan klasifikasi aksi manusia, serta Face-API.js untuk analisis wajah, termasuk deteksi *face landmarks* dan pengenalan ekspresi emosi.

Model YOLOv11 digunakan sebagai komponen utama dalam mendeteksi aktivitas tubuh melalui pendekatan *single-pass detection*, sedangkan Face-API.js dimanfaatkan pada sisi klien (*Client-side*) untuk melakukan ekstraksi fitur wajah secara ringan dan *real-time*. Kombinasi kedua pendekatan tersebut memungkinkan sistem melakukan

Hak Cipta :

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

analisis perilaku secara lebih komprehensif dengan mengintegrasikan informasi aksi tubuh dan ekspresi wajah. Penjelasan lebih rinci mengenai kebutuhan pengembangan model, mulai dari dataset, proses *preprocessing*, pemilihan *pre-trained model*, alur pelatihan, hingga evaluasi performa model.

4.1.1.1 Kebutuhan Dataset

Setelah melalui tahapan pemahaman permasalahan, proses selanjutnya adalah pengumpulan data. Pada tahap ini dilakukan pengumpulan dataset yang relevan dan memiliki kualitas baik, baik yang berasal dari sumber eksternal maupun sumber publik, untuk digunakan sebagai data utama dalam proses pelatihan model. Dalam penelitian ini, kebutuhan dataset difokuskan untuk mendukung pengembangan sistem *multimodal behaviour analytics* yang mampu melakukan pengenalan aksi manusia serta analisis wajah secara *real-time*.

Dataset yang digunakan mencakup data untuk deteksi dan klasifikasi aksi manusia menggunakan arsitektur *You Only Look Once*, serta data wajah untuk analisis ekspresi emosi menggunakan Face-API.js. Dataset aksi manusia diperoleh dari platform Roboflow Universe yang telah dilengkapi anotasi *bounding box* pada objek manusia untuk mendukung proses deteksi dan klasifikasi aksi.

Selain itu, penulis juga menggunakan dataset wajah dari Kaggle FER2013 Dataset yang menyediakan data citra wajah beserta label klasifikasi emosi berdasarkan representasi piksel wajah. Dataset ini digunakan untuk mendukung proses ekstraksi fitur wajah dan pengenalan ekspresi emosi pada sistem. Seluruh kebutuhan dataset yang digunakan dalam penelitian ini telah dirangkum dan disajikan pada Tabel 4.1.

Tabel 4. 1 Kebutuhan Dataset

Kode	Nama	Deksripsi
KD-01	<i>Human Action Recognition Dataset</i>	Dataset berisi citra manusia dengan anotasi <i>bounding box</i> dan label aksi yang digunakan untuk proses deteksi objek dan klasifikasi aksi manusia secara <i>real-time</i> .

KD-02	FER2013 Dataset	Dataset berisi citra wajah <i>grayscale</i> beserta label emosi yang digunakan untuk proses analisis ekspresi wajah dan pengenalan emosi pengguna.
-------	--------------------	--

Dengan terpenuhinya kebutuhan dataset sesuai dengan kriteria yang telah ditetapkan, diharapkan model yang dikembangkan mampu mempelajari pola aksi manusia dan ekspresi wajah secara optimal sehingga menghasilkan performa yang baik dalam proses pengenalan aksi serta analisis emosi pengguna secara *real-time*. Selain itu, penggunaan dataset yang relevan dan berkualitas juga diharapkan dapat meningkatkan tingkat akurasi, stabilitas, dan kemampuan generalisasi model ketika diimplementasikan pada sistem *multimodal behaviour analytics*.

4.1.1.2 Kebutuhan Model

Pada penelitian ini, model yang digunakan dikembangkan melalui proses pelatihan (*training*) menggunakan dataset yang telah dikumpulkan dan disesuaikan dengan kebutuhan sistem *multimodal behaviour analytics*. Pengembangan model dilakukan untuk menghasilkan sistem yang mampu melakukan pengenalan aksi manusia serta analisis wajah secara *real-time*.

Model utama dalam penelitian ini menggunakan arsitektur *You Only Look Once* untuk mendeteksi objek manusia dan melakukan klasifikasi aksi dalam satu kali proses (*single-pass detection*). Model ini dilatih menggunakan dataset *Human Action Recognition* sehingga mampu mempelajari pola visual dari setiap kelas aksi yang digunakan dalam penelitian.

Selain itu, penelitian ini juga mengintegrasikan Face-API.js untuk mendukung proses analisis wajah secara *real-time*. Sistem ini digunakan untuk mendeteksi wajah, mengekstraksi *face landmarks*, serta melakukan klasifikasi ekspresi emosi pengguna. Integrasi kedua komponen tersebut memungkinkan sistem melakukan analisis perilaku secara multimodal dengan menggabungkan data aksi tubuh dan ekspresi wajah.

Dalam proses pengembangan model, dilakukan tahapan preprocessing data, pembagian dataset menjadi *training set*, *validation set*, dan *test set*, proses pelatihan model,

Hak Cipta :

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

evaluasi performa menggunakan metrik *mean Average Precision* (mAP), serta optimasi hyperparameter untuk memperoleh performa model yang optimal.

4.1.2 Identifikasi Kebutuhan Perangkat Keras

Dalam proses pengembangan sistem *multimodal behaviour analytics*, diperlukan perangkat keras yang memadai untuk mendukung proses pelatihan model, pengujian sistem, serta inferensi secara *real-time*. Pada penelitian ini, kebutuhan perangkat keras difokuskan untuk mendukung proses pelatihan model pengenalan aksi manusia menggunakan arsitektur *You Only Look Once* serta proses analisis wajah dan emosi menggunakan Face-API.js.

Perangkat keras dengan kemampuan komputasi yang baik dibutuhkan karena proses pelatihan model deteksi aksi manusia melibatkan pengolahan citra dalam jumlah besar, ekstraksi fitur visual, serta optimasi bobot model secara berulang (*epoch*). Selain itu, dukungan *Graphics Processing Unit* (GPU) diperlukan untuk mempercepat proses pelatihan dan inferensi model agar sistem dapat berjalan secara efisien dan *real-time*.

Sementara itu, proses analisis wajah menggunakan Face-API.js dijalankan pada sisi klien (*Client-side*) melalui peramban, sehingga kebutuhan komputasi pada *server* dapat dikurangi. Meskipun demikian, perangkat pengguna tetap memerlukan dukungan kamera dan kemampuan pemrosesan grafis yang memadai agar proses deteksi *face landmarks* dan pengenalan emosi dapat berjalan dengan lancar.

Kebutuhan perangkat keras yang digunakan dalam penelitian ini telah dirangkum dan dapat dilihat pada Tabel 4.2.

Tabel 4. 2 Kebutuhan Perangkat Keras Pelatihan Model

Kode	Hardware	Spesifikasi
KPKOD-1	CPU	Memiliki minimal 8 core untuk mendukung proses pelatihan model dan pemrosesan data secara paralel.
KPKOD-2	RAM	Memiliki kapasitas minimal 32 GB untuk mendukung proses pelatihan model dan pengolahan dataset berukuran besar.

Hak Cipta :

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

Hak Cipta :

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

KPKOD-3	GPU	Mendukung NVIDIA CUDA dengan kapasitas VRAM minimal 24 GB untuk mempercepat proses pelatihan dan inferensi model berbasis <i>Deep Learning</i> .
---------	-----	--

Pemilihan perangkat keras pada Tabel 4.2 dilakukan untuk mendukung proses pelatihan model, pengujian sistem, serta inferensi secara *real-time* pada sistem *multimodal behaviour analytics*.

Pemilihan CPU dengan minimal 8 core bertujuan untuk memastikan komputasi, pengolahan dataset, dan pelatihan model dapat berjalan secara optimal dan stabil. Selain itu, jumlah core yang memadai juga membantu mempercepat tahapan *preprocessing* data dan pengelolaan alur pelatihan model pada lingkungan pengembangan.

Selanjutnya, penggunaan RAM dengan kapasitas minimal 32 GB dilakukan untuk mendukung pemrosesan dataset citra dalam jumlah besar serta mengurangi risiko terjadinya *Out-of-Memory Error* selama pelatihan model berlangsung. Kapasitas memori yang besar juga memberikan fleksibilitas dalam penggunaan parameter *batch size* yang lebih optimal.

Pemilihan GPU yang mendukung NVIDIA CUDA dengan kapasitas VRAM minimal 24 GB dilakukan untuk mempercepat pelatihan model berbasis *Deep Learning*, khususnya pada arsitektur *You Only Look Once* yang digunakan dalam penelitian ini. Dukungan GPU juga membantu meningkatkan kecepatan inferensi sehingga sistem mampu melakukan deteksi aksi manusia secara *real-time*.

Dengan spesifikasi perangkat keras yang telah dirangkum pada Tabel 4.2, diharapkan proses pelatihan, pengujian, dan implementasi model dapat berjalan dengan lancar serta menghasilkan performa sistem yang optimal. Adapun kebutuhan perangkat keras untuk pelatihan model klasifikasi aksi dan pengembangan sistem antarmuka (*interface*) dirangkum pada Tabel 4.3.

Tabel 4. 3 Kebutuhan Perangkat Keras Pengembangan Antarmuka

Kode	Hardware	Spesifikasi
KPKK-1	CPU	Memiliki minimal 8 core
KPKK-2	RAM	Memiliki kapasitas minimal 16 GB
KPKK-3	GPU	Mendukung NVIDIA CUDA dengan VRAM minimal 6 GB

Pemilihan perangkat keras pada Tabel 4.3, mulai dari CPU dengan minimal 8 core, dilakukan untuk mendukung proses pengolahan data, komunikasi antara sistem *backend* dan *frontend*, serta menjalankan proses inferensi model secara *real-time*. Jumlah core yang memadai membantu menjaga stabilitas sistem ketika melakukan pemrosesan video, pengiriman data melalui *WebSocket*, serta menjalankan antarmuka sistem secara bersamaan.

Selanjutnya, penggunaan RAM dengan kapasitas minimal 16 GB bertujuan untuk mendukung kebutuhan memori selama proses inferensi, pengolahan frame video, serta menjalankan aplikasi antarmuka (*interface*) tanpa mengalami penurunan performa yang signifikan. Kapasitas memori tersebut juga membantu menjaga kelancaran sistem saat melakukan analisis perilaku secara kontinu.

Pemilihan GPU yang mendukung NVIDIA CUDA dengan kapasitas VRAM minimal 6 GB dilakukan untuk mempercepat proses inferensi model *You Only Look Once* pada saat melakukan deteksi aksi manusia secara *real-time*. Kebutuhan GPU pada tahap implementasi dan pengembangan antarmuka tidak sebesar proses pelatihan model karena proses analisis wajah menggunakan *Face-API.js* dijalankan pada sisi klien (*Client-side*), sehingga sebagian beban komputasi diproses langsung pada perangkat pengguna.

Hak Cipta :

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

Hak Cipta :

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

4.1.3 Identifikasi Kebutuhan Perangkat Lunak

Dalam pengembangan sistem *multimodal behaviour analytics*, diperlukan perangkat lunak untuk mendukung proses pelatihan model, pengolahan data, pengembangan antarmuka sistem, serta implementasi dan pengujian aplikasi secara *real-time*. Kebutuhan perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian ini telah dirangkum dan dapat dilihat pada Tabel 4.4.

Tabel 4. 4 Kebutuhan Perangkat Lunak

Kode	Perangkat Lunak	Keterangan
KPSW-1	Python	Digunakan sebagai bahasa pemrograman utama dalam pengembangan model dan <i>backend</i> sistem.
KPSW-2	Jupyter Notebook	Digunakan untuk proses pelatihan, pengujian, dan evaluasi model.
KPSW-3	Ultralytics YOLO	Digunakan untuk implementasi model deteksi aksi manusia berbasis YOLOv11.
KPSW-4	Face-API.js	Digunakan untuk deteksi wajah, <i>face landmarks</i> , dan klasifikasi emosi secara <i>real-time</i> .
KPSW-5	Vercel	Digunakan untuk <i>deployment</i> aplikasi antarmuka berbasis web.
KPSW-6	Ngrok	Digunakan untuk membuat <i>secure tunnel</i> agar <i>server</i> lokal dapat diakses secara publik selama pengujian sistem.

Perangkat lunak pada Tabel 4.4 dipilih untuk menjamin stabilitas dalam pengembangan model dan pembangunan aplikasi. Penggunaan *Python* dan *Jupyter Notebook* mendukung proses pelatihan, pengujian, serta evaluasi model secara fleksibel dan terintegrasi. Selain itu, penggunaan *Ultralytics YOLO* mempermudah implementasi model deteksi aksi manusia berbasis *You Only Look Once*, sedangkan *Face-API.js* digunakan untuk mendukung analisis wajah dan emosi secara *real-time* pada sisi klien (*Client-side*).

Hak Cipta :

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

Selanjutnya, *Vercel* digunakan untuk melakukan deployment aplikasi berbasis web, sementara *Ngrok* dimanfaatkan untuk menyediakan akses publik ke *server* lokal selama proses integrasi dan pengujian sistem berlangsung. Dengan penggunaan perangkat lunak tersebut, diharapkan proses pengembangan dan implementasi sistem *multimodal behaviour analytics* dapat berjalan secara optimal dan stabil.

4.1.4 Identifikasi Kebutuhan *Library* dan *Framework*

Selain perangkat lunak utama, penelitian ini juga memerlukan berbagai *library* dan *framework* pendukung untuk mendukung proses pelatihan model, pengolahan data, komunikasi sistem, hingga pembangunan aplikasi *multimodal behaviour analytics*. Penggunaan *library* dan *framework* bertujuan untuk mempermudah proses pengembangan sistem, meningkatkan efisiensi implementasi, serta mendukung integrasi antar komponen aplikasi. Kebutuhan *library* dan *framework* yang digunakan dalam penelitian ini dirangkum pada Tabel 4.5.

Tabel 4. 5 Kebutuhan *Library* dan *Framework*

Kode	Library/Framework	Keterangan
KPLF-1	PyTorch	Digunakan sebagai framework <i>Deep Learning</i> untuk proses pelatihan dan inferensi model YOLOv11.
KPLF-2	Torchvision	Digunakan untuk pengolahan dataset citra dan transformasi data visual.
KPLF-3	Ultralytics	Digunakan untuk implementasi dan pelatihan model <i>You Only Look Once</i> .
KPLF-4	Flask	Digunakan untuk membangun <i>backend</i> API dan komunikasi data sistem.
KPLF-5	Flask-CORS	Digunakan untuk mengatur komunikasi lintas domain antara <i>frontend</i> dan <i>backend</i> .
KPLF-6	Numpy	Digunakan untuk pengolahan data numerik dan operasi matriks pada proses analisis data.

KPLF-7	SciPy	Digunakan untuk pengolahan data numerik dan operasi matriks pada proses analisis data.
KPLF-8	WebSockets	Digunakan untuk komunikasi data secara <i>real-time</i> antara <i>server</i> dan klien.

Pemilihan *library* dan framework ini didasarkan pada fungsionalitas, kompatibilitas, serta dukungan komunitas yang kuat dalam pengembangan sistem *multimodal behaviour analytics*. PyTorch bersama Ultralytics menjadi komponen utama dalam proses pelatihan dan implementasi model *You Only Look Once*. Selanjutnya, Torchvision digunakan untuk mendukung pengolahan dataset citra dan transformasi data visual selama proses pelatihan model.

Pada sisi *backend* dan komunikasi sistem, *Flask* dan *Flask-CORS* digunakan untuk membangun API dan mengatur komunikasi antara *frontend* dan *backend*. Selain itu, *WebSockets* dimanfaatkan untuk mendukung pengiriman data secara *real-time* pada sistem monitoring.

Sementara itu, *NumPy* dan *SciPy* digunakan sebagai fondasi utama dalam pengolahan data numerik dan komputasi ilmiah. Pada tahap implementasi *backend*, *Gunicorn* digunakan untuk menjalankan aplikasi *server* secara stabil pada lingkungan *deployment*.

4.1.5 Identifikasi Kebutuhan Fungsional Sistem

Kebutuhan fungsional merupakan kebutuhan yang berkaitan dengan fungsi utama yang harus dimiliki oleh sistem *multimodal behaviour analytics*. Kebutuhan ini menggambarkan layanan, proses, dan kemampuan sistem dalam mendukung analisis perilaku pengguna secara *real-time*. Kebutuhan fungsional sistem dirangkum pada Tabel 4.6.

Tabel 4. 6 Kebutuhan Fungsional

Kode	Kebutuhan Fungsional	Deskripsi
------	----------------------	-----------

Hak Cipta :

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

© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

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

KF-1	Deteksi Aksi Manusia	Sistem mampu mendeteksi keberadaan manusia dan mengenali aksi secara <i>real-time</i> menggunakan model YOLOv11.
KF-2	Object Tracking	Sistem mampu mempertahankan identitas objek manusia antar-frame menggunakan metode <i>Manhattan Distance</i> .
KF-3	Deteksi Wajah	Sistem mampu mendeteksi wajah pengguna dari aliran video kamera.
KF-4	<i>Face landmarks</i> Detection	Sistem mampu mengekstraksi titik koordinat wajah (<i>face landmarks</i>) untuk analisis arah hadap dan fokus pengguna.
KF-5	Emotion Recognition	Sistem mampu mengklasifikasikan ekspresi emosi pengguna seperti <i>neutral</i> , <i>happy</i> , <i>sad</i> , dan <i>surprised</i> .
KF-6	<i>Real-time</i> Streaming	Sistem mampu memproses dan menampilkan hasil analisis video secara <i>real-time</i> .
KF-7	Komunikasi <i>WebSocket</i>	Sistem mampu mengirim dan menerima data analisis secara <i>real-time</i> antara <i>backend</i> dan <i>frontend</i> .
KF-8	Dashboard Monitoring	Sistem mampu menampilkan hasil analisis perilaku pengguna pada antarmuka berbasis web.

Tabel 4.6 merupakan kebutuhan fungsional utama pada sistem *multimodal behaviour analytics*. Setiap kebutuhan fungsional menggambarkan kemampuan dan layanan yang harus dimiliki sistem dalam mendukung proses deteksi aksi manusia, analisis wajah, pelacakan objek, serta komunikasi data secara *real-time*. Kebutuhan fungsional

Hak Cipta :

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

tersebut dirancang agar seluruh komponen sistem dapat saling terintegrasi dan mampu menjalankan proses analisis perilaku pengguna secara optimal.

4.1.6 Identifikasi Kebutuhan Non-Fungsional Sistem

Kebutuhan non-fungsional merupakan kebutuhan yang berkaitan dengan kualitas sistem, performa, dan batasan operasional dalam implementasi sistem *multimodal behaviour analytics*. Kebutuhan non-fungsional sistem dirangkum pada Tabel 4.7.

Tabel 4. 7 Kebutuhan Non-Fungsional

Kode	Kebutuhan Non-Fungsional	Deskripsi
KNF-1	Performa <i>Real-time</i>	Sistem mampu melakukan deteksi dan analisis dengan latensi rendah secara <i>real-time</i> .
KNF-2	Stabilitas Sistem	Sistem mampu berjalan secara stabil selama proses monitoring berlangsung.
KNF-3	Kompatibilitas Browser	Sistem dapat dijalankan pada <i>browser</i> modern yang mendukung <i>JavaScript</i> dan <i>WebRTC</i> .
KNF-4	Skalabilitas	Sistem dapat dikembangkan untuk mendukung penambahan fitur dan model analitik lainnya.
KNF-5	Efisiensi Komputasi	Sistem mampu mengoptimalkan penggunaan GPU dan meminimalkan beban komputasi server.
KNF-6	Akurasi Deteksi	Sistem memiliki kemampuan deteksi aksi dan emosi dengan tingkat akurasi yang baik.
KNF-7	Ketersediaan Sistem	Sistem dapat diakses melalui jaringan lokal maupun publik selama proses pengujian dan implementasi.

KNF-8	Kemudahan Penggunaan	Sistem memiliki antarmuka yang mudah dipahami dan digunakan pengguna.
-------	----------------------	---

Tabel 4.7 merupakan kebutuhan non-fungsional pada sistem *multimodal behaviour analytics*. Kebutuhan non-fungsional ini berfokus pada aspek kualitas sistem, seperti performa, stabilitas, kompatibilitas, efisiensi komputasi, serta kemampuan sistem dalam menjalankan proses analisis perilaku secara *real-time*. Pemenuhan kebutuhan non-fungsional tersebut diperlukan agar sistem dapat berjalan secara optimal, responsif, dan stabil selama proses implementasi dan pengujian berlangsung.

4.2 Perancangan Sistem

Setelah tahapan identifikasi kebutuhan dan permasalahan selesai dilakukan, proses penelitian dilanjutkan pada tahap perancangan sistem. Tahap ini bertujuan untuk merancang struktur, alur kerja, serta integrasi antar komponen sistem sehingga solusi yang dikembangkan dapat berjalan secara terarah dan sesuai dengan kebutuhan penelitian. Perancangan sistem juga menjadi dasar dalam proses implementasi, pengujian, dan evaluasi sistem yang akan dilakukan pada tahap selanjutnya.

Pada penelitian ini, sistem yang dikembangkan terdiri atas dua bagian utama, yaitu perancangan model *Artificial Intelligence* untuk proses analisis perilaku pengguna serta pengembangan aplikasi *interface* berbasis web sebagai media monitoring dan interaksi sistem. Perancangan model difokuskan pada implementasi deteksi aksi manusia, pelacakan objek, serta analisis wajah dan emosi secara *real-time*. Sementara itu, pengembangan aplikasi *interface* bertujuan untuk menampilkan hasil analisis sistem secara visual dan mendukung komunikasi data antara *frontend* dan *backend* secara terintegrasi.

4.2.1 Perancangan Model

Tahap awal dalam perancangan sistem pada penelitian ini adalah pengembangan model *Artificial Intelligence* (AI) yang berfokus pada *Human Action Recognition* atau pengenalan aksi manusia. Model ini dirancang sebagai komponen utama dalam sistem

Hak Cipta :

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

Hak Cipta :

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

multimodal behaviour analytics untuk melakukan pemantauan aktivitas fisik dan perilaku pengguna secara *real-time*.

Dalam penelitian ini, perancangan model menggunakan arsitektur *You Only Look Once* yang memiliki kemampuan deteksi objek dan klasifikasi aksi dalam satu kali proses inferensi (*single-pass detection*). Arsitektur tersebut dipilih karena mampu memberikan performa deteksi yang cepat dengan tingkat akurasi yang baik sehingga sesuai untuk kebutuhan analisis perilaku secara *real-time*.

Selain digunakan untuk mendeteksi keberadaan manusia, model juga dirancang untuk mengenali berbagai jenis aksi yang dilakukan pengguna pada setiap frame video. Agar model mampu mempelajari pola visual dari setiap aksi dengan optimal, diperlukan tahapan pengumpulan dataset, proses preprocessing, klasifikasi aksi, hingga pelatihan model.

4.2.1.1 Dataset dan Klasifikasi Aksi

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari repositori publik Roboflow Universe dengan fokus pada *Human Action Recognition*. Dataset tersebut dipilih karena menyediakan data citra manusia yang telah dilengkapi anotasi dan label aksi sehingga sesuai untuk kebutuhan pelatihan model deteksi dan klasifikasi aksi manusia. Dalam proses pengembangan model, dataset berperan penting sebagai sumber pembelajaran agar model mampu mengenali pola visual dari setiap aksi yang dilakukan pengguna. Setiap data citra pada dataset memiliki label kelas tertentu yang digunakan sebagai acuan selama proses pelatihan model berlangsung. Dengan adanya anotasi yang lengkap, model dapat mempelajari hubungan antara posisi tubuh, gerakan, dan kategori aksi yang terdeteksi pada video.

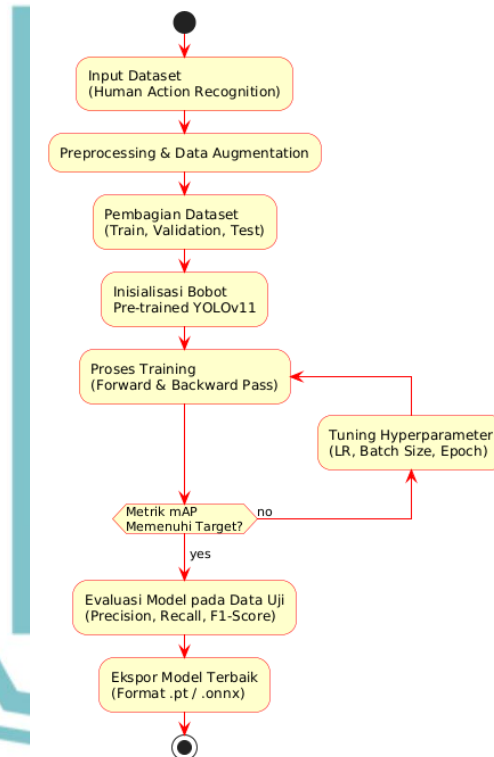
Sebelum digunakan pada tahap pelatihan, seluruh citra dalam dataset terlebih dahulu melalui proses *preprocessing*. Tahapan ini meliputi *auto-orientation* untuk menyesuaikan orientasi gambar secara otomatis serta *resizing* citra menjadi resolusi 640×640 piksel. Proses tersebut dilakukan untuk menjaga keseimbangan antara akurasi deteksi dan kecepatan inferensi model saat dijalankan pada *server* secara *real-time*.

Selain itu, proses klasifikasi aksi dilakukan dengan mengelompokkan setiap data berdasarkan kategori aksi yang telah ditentukan pada dataset. Hasil klasifikasi ini

nantinya digunakan oleh model *You Only Look Once* untuk mempelajari karakteristik visual dari masing-masing aksi sehingga sistem mampu melakukan pengenalan aksi manusia secara otomatis dan *real-time*.

4.2.1.2 Alur Pelatihan Model YOLOv11

Proses pelatihan model dilakukan untuk membuat model mampu mempelajari karakteristik visual dari setiap aksi manusia yang terdapat pada dataset. Pada tahap ini, model akan melakukan proses pembelajaran secara bertahap untuk mengenali pola gerakan, posisi tubuh, dan objek manusia sehingga dapat melakukan deteksi serta klasifikasi aksi secara otomatis. Alur pelatihan model *You Only Look Once* diilustrasikan pada Gambar 4.1.



Gambar 4. 1 Diagram Alur Pelatihan Model YOLOv11

Berdasarkan Gambar 4.1, proses pelatihan dimulai dari tahap input dataset *Human Action Recognition* yang kemudian dilanjutkan dengan proses *preprocessing* dan *data augmentation*. Tahapan ini bertujuan untuk meningkatkan kualitas data dan

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

memperbanyak variasi citra agar model memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik saat melakukan deteksi pada kondisi yang berbeda. Setelah itu, dataset dibagi menjadi tiga bagian, yaitu *training set*, *validation set*, dan *test set*. *Training set* digunakan untuk proses pelatihan model, *validation set* digunakan untuk memantau performa model dan melakukan optimasi parameter, sedangkan *test set* digunakan untuk evaluasi akhir model.

Selanjutnya, dilakukan proses inisialisasi bobot awal model YOLOv11 sebelum memasuki tahap pelatihan utama. Pada proses *training*, model melakukan *forward pass* dan *backward pass* secara berulang (*epoch*) untuk mempelajari pola dari dataset. Pada setiap iterasi, model menghitung nilai *loss* sebagai indikator kesalahan prediksi, kemudian memperbarui bobot model menggunakan algoritma optimasi seperti *Stochastic Gradient Descent* (SGD) atau Adam.

Selama proses pelatihan berlangsung, performa model dipantau menggunakan metrik *mean Average Precision* (mAP). Jika nilai mAP belum mencapai target yang diharapkan, maka dilakukan proses *hyperparameter tuning* seperti penyesuaian *learning rate*, *batch size*, dan jumlah *epoch* agar performa model dapat meningkat. Tahapan ini dilakukan secara iteratif hingga model mencapai kondisi konvergen dan menghasilkan performa yang optimal.

Setelah model mencapai performa terbaik, dilakukan evaluasi menggunakan data uji dengan metrik seperti *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Model dengan hasil evaluasi terbaik kemudian diekspor ke dalam format seperti *.pt* atau *.onnx* agar dapat digunakan pada tahap implementasi sistem *multimodal behaviour analytics* dan mendukung proses inferensi secara *real-time*.

4.2.1.3 Perancangan Ekstraksi Fitur Wajah dengan Face-API.js

Selain melakukan pengenalan aksi tubuh, sistem *multimodal behaviour analytics* pada penelitian ini juga dilengkapi dengan fitur analisis wajah untuk memperoleh informasi perilaku pengguna secara lebih komprehensif. Analisis wajah digunakan untuk mendukung proses pemantauan kondisi pengguna melalui deteksi arah wajah, fokus perhatian, serta ekspresi emosi secara *real-time*.

Hak Cipta :

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

Hak Cipta :

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

Pada penelitian ini, proses ekstraksi fitur wajah memanfaatkan Face-API.js yang dijalankan pada sisi klien (*Client-side*) melalui peramban (*browser*). Penggunaan Face-API.js dipilih karena memiliki kemampuan deteksi wajah yang ringan dan mampu berjalan secara langsung pada perangkat pengguna tanpa membebani proses komputasi utama pada server. Dengan pendekatan tersebut, sistem dapat mempertahankan performa inferensi secara *real-time* sekaligus mengurangi latensi komunikasi data.

Proses ekstraksi fitur wajah dilakukan dengan mendeteksi titik koordinat wajah (*face landmarks*) dan mengidentifikasi ekspresi emosi dari setiap frame video yang diterima kamera. Informasi tersebut kemudian digunakan sebagai data tambahan dalam analisis perilaku untuk melengkapi hasil deteksi aksi manusia yang diperoleh dari model *You Only Look Once*. Integrasi kedua komponen ini memungkinkan sistem melakukan analisis perilaku secara multimodal dengan memanfaatkan kombinasi data aksi tubuh dan ekspresi wajah pengguna.

4.2.1.3.1 Deteksi *Face landmarks* dan Ekspresi

Pada proses analisis wajah, Face-API.js memanfaatkan arsitektur *Multi-task Cascaded Convolutional Networks* (MTCNN) dan *MobileNetV1* untuk melakukan proses inferensi secara ringan pada perangkat pengguna. Penggunaan arsitektur tersebut memungkinkan proses deteksi wajah dan analisis ekspresi berjalan secara cepat sehingga sesuai untuk kebutuhan sistem *real-time*.

Dalam penelitian ini, sistem mengekstraksi beberapa fitur penting dari wajah pengguna untuk mendukung proses analisis perilaku. Fitur utama yang digunakan meliputi deteksi *face landmarks* dan pengenalan ekspresi emosi. Kedua fitur tersebut digunakan sebagai sumber informasi tambahan untuk melengkapi hasil analisis aksi tubuh yang diperoleh dari model YOLOv11.

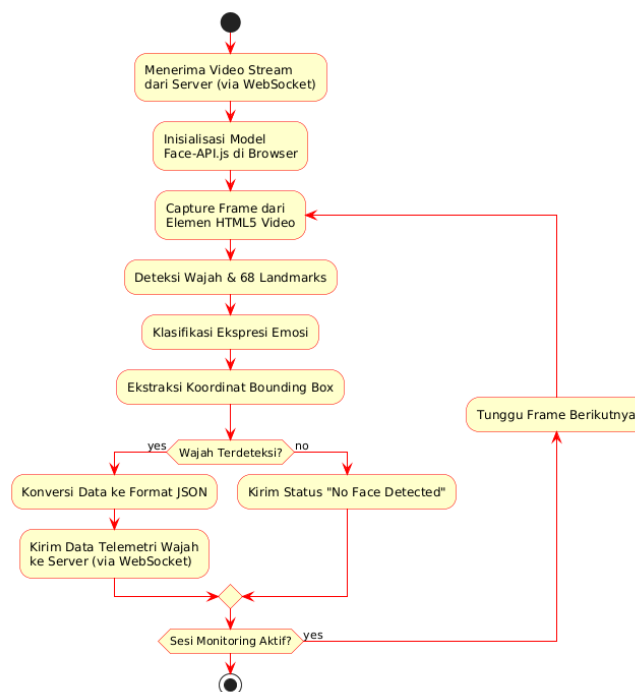
Fitur pertama yang diekstraksi adalah *68-Point Face landmarks*, yaitu proses pengambilan titik koordinat pada beberapa bagian wajah seperti alis, mata, hidung, mulut, dan garis rahang. Titik koordinat tersebut digunakan untuk menganalisis arah hadap wajah (*head pose*) dan tingkat fokus pengguna selama proses monitoring berlangsung. Dengan memanfaatkan informasi posisi wajah, sistem dapat

mengidentifikasi apakah pengguna menghadap ke kamera atau kehilangan fokus terhadap aktivitas tertentu.

Selain itu, sistem juga melakukan proses *emotion recognition* untuk mengklasifikasikan ekspresi wajah pengguna ke dalam beberapa kategori emosi. Hasil klasifikasi emosi tersebut digunakan sebagai indikator tambahan dalam menganalisis kondisi psikologis dan perilaku pengguna secara lebih komprehensif pada sistem *multimodal behaviour analytics*.

4.2.1.3.2 Alur Pemrosesan Multimodal Sisi Klien

Proses ekstraksi fitur wajah pada sistem *multimodal behaviour analytics* dirancang untuk bekerja secara sinkron dengan aliran video (*video stream*) yang diterima dari server. Pada tahap ini, proses analisis wajah dilakukan pada sisi klien (*Client-side*) menggunakan Face-API.js sehingga sistem dapat melakukan deteksi wajah dan analisis emosi secara *real-time* dengan latensi yang lebih rendah. Alur pemrosesan multimodal sisi klien diilustrasikan pada Gambar 4.2.



Gambar 4. 2 Diagram Alur Pemrosesan Face-API.js pada Sisi Klien

Hak Cipta :

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

Berdasarkan Gambar 4.2, proses dimulai ketika sistem menerima aliran video dari *server* melalui protokol *WebSocket*. Setelah koneksi berhasil dilakukan, sistem melakukan inisialisasi model *Face-API.js* di dalam *browser* pengguna dengan memuat bobot model yang telah dikompresi ke dalam memori peramban. Tahapan ini dilakukan agar proses inferensi dapat berjalan langsung pada perangkat pengguna tanpa memerlukan pemrosesan tambahan pada *server*.

Selanjutnya, sistem mengambil frame video secara berkelanjutan dari elemen *HTML5 Video* yang menampilkan hasil *streaming* kamera. Setiap frame yang diterima kemudian diproses untuk melakukan deteksi wajah dan ekstraksi *68-point face landmarks*. Setelah wajah berhasil terdeteksi, sistem melanjutkan proses klasifikasi ekspresi emosi untuk mengidentifikasi kondisi emosional pengguna pada frame tersebut.

Selain melakukan deteksi wajah dan emosi, sistem juga mengekstraksi koordinat *bounding box* wajah sebagai informasi posisi objek pada frame video. Seluruh proses inferensi dilakukan sepenuhnya pada sisi klien untuk mengurangi beban komputasi *GPU server* yang sebelumnya telah digunakan untuk menjalankan model *You Only Look Once*. Pendekatan ini membantu menjaga performa sistem agar tetap stabil saat melakukan analisis perilaku secara *real-time*.

Apabila wajah berhasil terdeteksi, hasil analisis berupa koordinat *face landmarks*, posisi wajah, dan label emosi akan dikonversi ke dalam format *JSON*. Data tersebut kemudian dikirim kembali ke *server* melalui protokol *WebSocket* untuk digabungkan dengan hasil deteksi aksi tubuh dari *YOLOv11* pada tahap analisis perilaku multimodal. Namun, apabila wajah tidak terdeteksi, sistem akan mengirimkan status “*No Face Detected*” dan melanjutkan proses pemantauan pada frame berikutnya selama sesi monitoring masih aktif.

4.2.1.4 Perancangan *Object Tracking* Menggunakan *Manhattan Distance*

Selain proses deteksi aksi manusia dan analisis wajah, sistem *multimodal behaviour analytics* pada penelitian ini juga dilengkapi dengan mekanisme *object tracking* untuk mempertahankan identitas objek manusia pada setiap frame video secara konsisten.

Hak Cipta :

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

Proses tracking diperlukan agar sistem mampu memantau pergerakan dan aktivitas pengguna secara berkelanjutan selama proses monitoring berlangsung.

Pada penelitian ini, metode tracking menggunakan pendekatan *Manhattan Distance* untuk menghitung jarak antar posisi objek pada frame sebelumnya dengan hasil deteksi pada frame berikutnya. Metode ini dipilih karena memiliki kompleksitas komputasi yang lebih ringan dibandingkan metode jarak lainnya sehingga sesuai untuk kebutuhan sistem *real-time*.

Proses *tracking* dilakukan dengan memanfaatkan posisi *bounding box* dari setiap objek manusia yang terdeteksi pada video. Sistem akan membandingkan posisi objek pada frame sebelumnya dengan posisi objek pada frame saat ini untuk menentukan apakah objek tersebut merupakan individu yang sama. Apabila posisi objek masih berada dalam rentang yang sesuai, maka sistem akan mempertahankan identitas (*ID*) objek tersebut pada frame berikutnya.

Penggunaan *Manhattan Distance* membantu sistem menjaga konsistensi identitas objek selama proses monitoring berlangsung. Selain itu, metode ini juga mendukung integrasi antara hasil deteksi aksi tubuh dan analisis wajah sehingga proses analisis perilaku multimodal dapat dilakukan secara lebih stabil dan efisien.

4.2.2 Perancangan Antarmuka Grafis

Setelah proses perancangan dan pengembangan model *Artificial Intelligence* selesai dilakukan, tahap berikutnya adalah perancangan antarmuka grafis (*Graphical User Interface*) pada sistem *multimodal behaviour analytics*. Perancangan antarmuka ini bertujuan untuk menyediakan media interaksi antara pengguna dengan sistem sehingga hasil analisis perilaku dapat ditampilkan secara informatif, terstruktur, dan mudah dipahami.

Perancangan antarmuka grafis juga berfungsi sebagai dasar dalam proses integrasi berbagai komponen sistem multimodal, mulai dari hasil deteksi aksi manusia, analisis wajah, hingga pengiriman data *real-time* antara *frontend* dan *backend*. Dengan adanya antarmuka yang terintegrasi, pengguna dapat melakukan monitoring aktivitas dan melihat hasil analisis sistem secara langsung melalui aplikasi berbasis web.

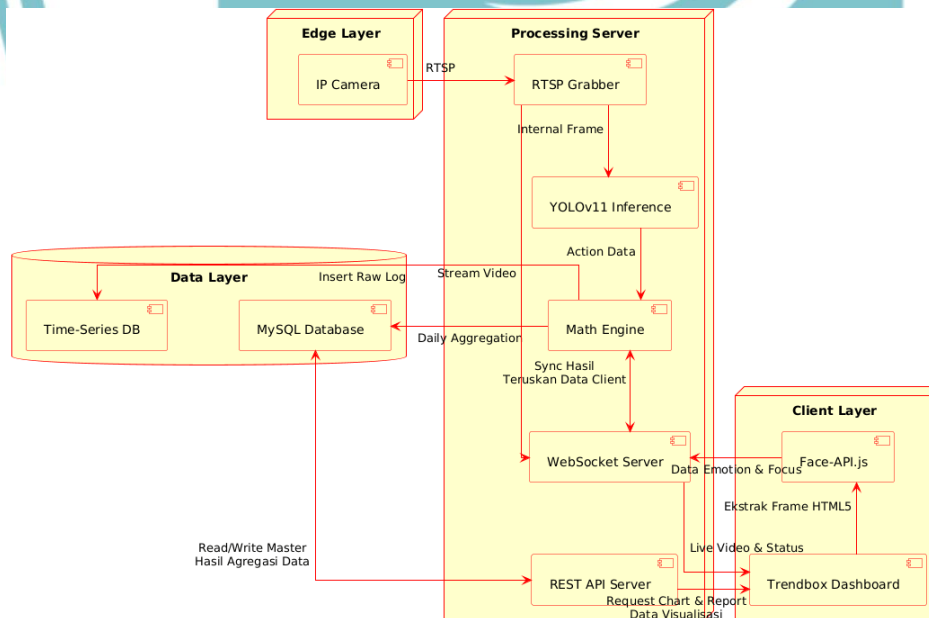
Hak Cipta :

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

Selain itu, tahap perancangan ini mencakup penyusunan arsitektur sistem, perancangan fungsional menggunakan *Unified Modeling Language* (UML), serta perancangan basis data yang digunakan untuk mendukung pengelolaan dan penyimpanan data hasil analisis. Seluruh perancangan tersebut dilakukan agar setiap komponen pada sistem dapat saling terhubung dan berjalan secara harmonis selama proses implementasi berlangsung.

4.2.2.1 Arsitektur Sistem

Sistem *multimodal behaviour analytics* pada penelitian ini dirancang menggunakan arsitektur Hybrid Processing untuk mengoptimalkan distribusi beban komputasi antara server dan perangkat klien. Pendekatan ini memungkinkan proses dengan kebutuhan komputasi tinggi dijalankan pada server, sementara proses yang lebih ringan dapat diproses langsung pada sisi klien (*Client-side*). Dengan mekanisme tersebut, sistem dapat mempertahankan performa analisis secara *real-time* sekaligus mengurangi penggunaan sumber daya server secara berlebihan. Arsitektur sistem yang digunakan diilustrasikan pada Gambar 4.3.



Gambar 4. 3 Arsitektur Sistem *Multimodal behaviour analytics*

Berdasarkan Gambar 4.3, sistem dibagi menjadi empat lapisan utama, yaitu *Edge Layer*, *Processing Server*, *Data Layer*, dan *Client Layer*. Setiap lapisan memiliki fungsi

Hak Cipta :

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

dan peran yang berbeda namun saling terintegrasi dalam mendukung proses analisis perilaku pengguna secara multimodal.

Pada *Edge Layer*, kamera IP (*IP Camera*) digunakan untuk menangkap aliran video secara langsung dari lingkungan monitoring. Video yang diperoleh kemudian dikirimkan menuju *server* menggunakan protokol *Real Time Streaming Protocol* (RTSP) agar dapat diproses lebih lanjut secara *real-time*.

Selanjutnya, pada *Processing Server*, sistem melakukan proses utama analisis perilaku. Aliran video yang diterima akan diproses oleh modul *RTSP Grabber* sebelum diteruskan ke model *You Only Look Once* untuk melakukan deteksi aksi manusia. Hasil deteksi aksi kemudian dikirim ke *Math Engine* untuk melakukan kalkulasi metrik perilaku dan sinkronisasi data dengan komponen sistem lainnya. Selain itu, *server* juga menyediakan layanan *WebSocket Server* untuk komunikasi data secara *real-time* serta *REST API Server* untuk kebutuhan permintaan data laporan dan visualisasi sistem.

Pada *Data Layer*, sistem menggunakan basis data untuk menyimpan data hasil analisis, baik berupa log mentah (*raw log*) maupun data agregasi harian. Penyimpanan data dilakukan untuk mendukung proses monitoring, analisis historis, dan pembuatan laporan perilaku pengguna.

Sementara itu, pada *Client Layer*, sistem menampilkan hasil analisis melalui dashboard berbasis web. Selain berfungsi sebagai media visualisasi data, lapisan ini juga menjalankan proses analisis wajah menggunakan *Face-API.js* secara lokal pada *browser* pengguna. Pendekatan ini bertujuan untuk mengurangi penggunaan bandwidth jaringan dan beban komputasi GPU pada *server* sehingga performa sistem tetap optimal saat melakukan analisis perilaku secara *real-time*.

4.2.2.2 Perancangan Fungsional (UML)

Perancangan fungsional pada penelitian ini digunakan untuk menggambarkan hubungan dan interaksi antara pengguna dengan fitur-fitur utama pada sistem *multimodal behaviour analytics*. Perancangan ini bertujuan untuk memberikan gambaran mengenai alur kerja sistem, proses yang dapat dilakukan pengguna, serta respons sistem terhadap setiap aktivitas yang dijalankan.

Hak Cipta :

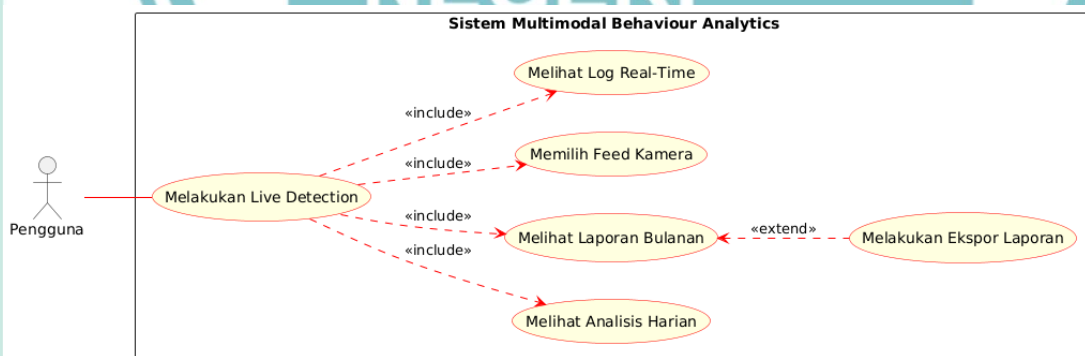
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan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

Dalam penelitian ini, perancangan fungsional dilakukan menggunakan pendekatan Unified Modeling Language (UML). Penggunaan UML membantu memvisualisasikan kebutuhan sistem secara terstruktur sehingga mempermudah proses pengembangan, implementasi, dan pengujian sistem. Selain itu, UML juga digunakan sebagai acuan untuk memastikan bahwa seluruh fungsi yang dirancang telah sesuai dengan kebutuhan pengguna dan tujuan penelitian.

Melalui perancangan fungsional ini, pengguna dapat memahami bagaimana sistem melakukan proses monitoring, analisis perilaku, pengolahan data, hingga penyajian hasil analisis secara *real-time*. Adapun diagram UML yang digunakan dalam penelitian ini meliputi *Use Case Diagram*, *Activity Diagram*, *Sequence Diagram* dan *Entity Relationship Diagram* untuk menggambarkan proses interaksi dan alur sistem secara lebih rinci.

4.2.2.2.1 Use Case Diagram

Use Case Diagram di bawah ini menunjukkan fungsionalitas utama yang dapat diakses oleh pengguna. Sistem *Multimodal behaviour analytics* ini dirancang dengan menempatkan Pengguna sebagai aktor tunggal yang memiliki kewenangan untuk berinteraksi dengan berbagai fitur pemantauan, pelaporan, dan manajerial di dalam sistem.



Gambar 4. 4 *Use Case Diagram* Sistem *Multimodal Behaviour Analytics*

Berdasarkan *Use Case Diagram* pada Gambar 4.4, terdapat satu aktor utama, yaitu Pengguna, yang berinteraksi langsung dengan Sistem *Multimodal behaviour analytics*.

Hak Cipta :

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

Sistem ini memfasilitasi pengguna melalui lima fungsionalitas utama (*use case* dasar) yang mencakup proses pemantauan, analisis, hingga manajemen konfigurasi perangkat.

Fungsionalitas pertama dan utama adalah Melakukan *Live Detection*, di mana pengguna dapat memantau hasil analisis perilaku secara waktu-nyata. Dalam mengeksekusi fungsionalitas ini, sistem secara inheren mewajibkan dua proses operasional, yaitu Memilih Feed Kamera untuk menentukan sumber aliran video (video stream) yang akan dianalisis, serta Melihat Log *Real-time* untuk menampilkan rekaman metrik aktivitas secara bersamaan pada antarmuka sistem.

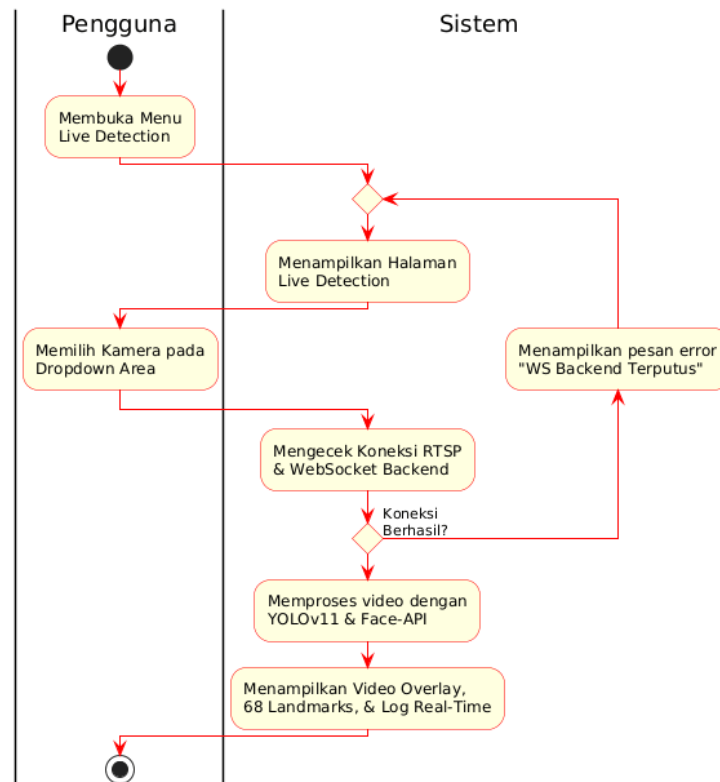
Selanjutnya, untuk kebutuhan evaluasi data historis, sistem menyediakan dua fungsionalitas pelaporan. Pertama, Melihat Analisis Harian, yang memungkinkan pengguna meninjau agregasi data metrik perilaku pengguna dalam rentang waktu satu hari. Kedua, Melihat Laporan Bulanan untuk kebutuhan analisis tren perilaku jangka panjang. Fungsionalitas laporan bulanan ini terintegrasi dengan proses Melakukan Ekspor Laporan, yang memberikan keleluasaan bagi pengguna untuk mengunduh dan menyimpan data hasil analisis ke dalam format dokumen tertentu guna keperluan dokumentasi lebih lanjut.

Kemudian, sistem dilengkapi dengan fitur Memantau Peringatan & Anomali. Fungsionalitas ini dirancang agar pengguna dapat melakukan eskalasi atau peninjauan langsung apabila sistem mendeteksi adanya aktivitas yang tidak biasa atau metrik yang melampaui ambang batas normal.

4.2.2.2.2 *Activity Diagram*

Activity Diagram digunakan untuk memodelkan aliran kerja (*workflow*) secara berurutan dari setiap fitur utama dalam sistem *multimodal behaviour analytics*. Diagram ini menggambarkan bagaimana interaksi antara pengguna dan sistem terjadi, serta bagaimana proses sinkronisasi data multimodal dilakukan di latar belakang.

1. Monitoring *Live Detection* Berdasarkan Perilaku Multimodal



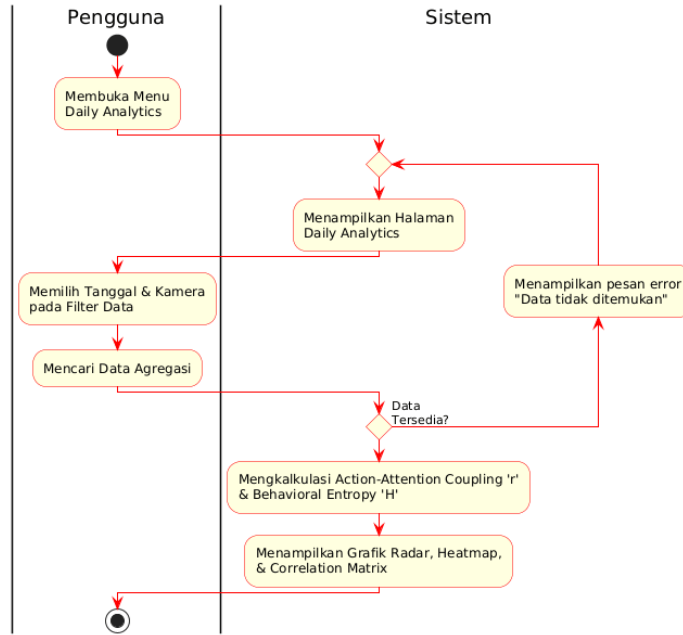
Gambar 4. 5 Activity Diagram Live Detection

Gambar 4.5 menunjukkan alur aktivitas proses *Live Detection* berdasarkan perilaku *multimodal* yang dapat dilakukan oleh pengguna pada sistem. Aktivitas dimulai ketika pengguna membuka halaman monitoring *Live Detection*, lalu sistem akan secara otomatis melakukan inisialisasi terhadap komponen antarmuka dan menampilkan daftar sumber kamera yang telah terkonfigurasi dalam basis data. Pengguna kemudian memilih salah satu *feed* kamera melalui menu pilihan yang tersedia pada *dashboard*. Setelah sumber kamera dipilih, sistem akan membangun jalur komunikasi dua arah menggunakan protokol *WebSocket* untuk memastikan transmisi data berlangsung secara *real-time* tanpa latensi yang signifikan. Di latar belakang, sistem menjalankan dua proses inferensi secara paralel; model YOLOv11 pada *server* memproses deteksi aksi fisik, sementara Face-API.js pada sisi klien mengekstraksi emosi dan titik fokus wajah. Data hasil pemrosesan ganda tersebut kemudian disinkronkan oleh *math engine* untuk menghasilkan skor probabilitas perilaku. Hasil akhir beserta visualisasi *bounding*

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

box akan ditampilkan kembali kepada pengguna dalam bentuk label prediksi status aktivitas serta skor probabilitas dari masing-masing metrik perilaku secara dinamis.

2. Analisis Perilaku Harian (*Daily Analytics*)



Gambar 4. 6 Activity Diagram Daily Analytics

Gambar 4.6 menampilkan alur aktivitas proses analisis perilaku harian (*Daily Analytics*) pada sistem. Aktivitas ini diawali saat pengguna menavigasi ke halaman dasbor analitik, di mana sistem akan menyajikan parameter filter berupa pilihan tanggal dan identitas kamera. Pengguna diminta untuk memasukkan kriteria pencarian data perilaku yang ingin ditinjau secara mendalam. Setelah parameter ditentukan, sistem akan melakukan proses penarikan data agregasi dari basis data PostgreSQL yang mencakup rekapitulasi seluruh kejadian perilaku dalam rentang waktu 24 jam.

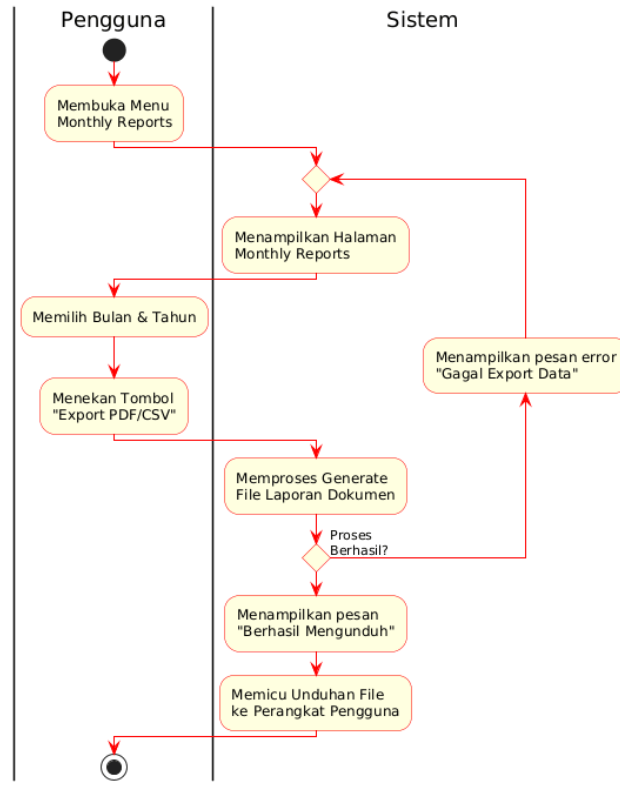
Sistem kemudian melakukan kalkulasi terhadap nilai *Action-Attention Coupling* (r) dan *Behavioral entropy* (H) untuk memberikan gambaran kuantitatif mengenai stabilitas perilaku subjek pada hari tersebut. Jika data pada database tersedia, sistem akan memetakan informasi tersebut ke dalam berbagai komponen visualisasi seperti grafik radar, peta panas (*heatmap*), dan matriks korelasi perilaku. Namun, apabila data pada parameter yang dipilih belum tersedia atau tidak ditemukan, sistem akan menampilkan

pesan informasi kepada pengguna dan mengarahkan kembali pengguna ke menu filter untuk melakukan penyesuaian kriteria pencarian.

3. Melihat Riwayat dan Ekspor Laporan Bulanan

Hak Cipta :

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



Gambar 4. 7 Activity Diagram Monthly Report

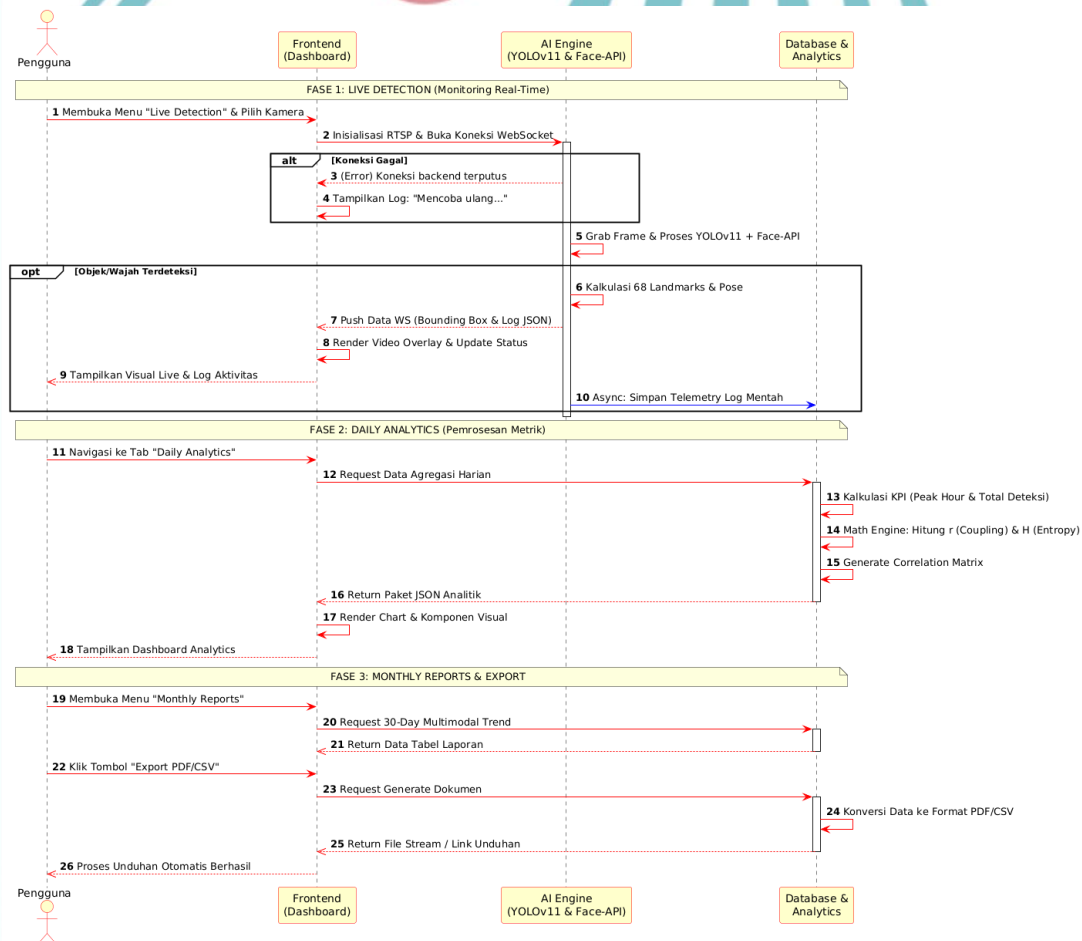
Gambar 4.7 menggambarkan alur aktivitas proses melihat riwayat serta ekspor laporan bulanan yang dilakukan oleh pengguna. Proses dimulai ketika pengguna mengakses halaman histori klasifikasi, kemudian sistem akan mengambil kumpulan data statistik perilaku bulanan dari database berdasarkan identitas kamera dan periode waktu yang dipilih. Sistem selanjutnya menampilkan halaman berisi tabel daftar histori yang mencakup ringkasan tren perilaku, total anomali yang terdeteksi, serta rata-rata tingkat atensi subjek.

Jika pengguna ingin melakukan dokumentasi data tersebut, pengguna dapat memilih tombol ekspor dan menentukan format file yang tersedia, seperti PDF, CSV, atau JSON. Sistem kemudian akan memproses permintaan tersebut melalui generator

laporan di sisi *server* untuk mengubah kumpulan data mentah menjadi dokumen yang terstruktur secara formal. Setelah proses konversi format selesai dan divalidasi, sistem secara otomatis akan memicu perintah unduhan (*download*) pada peramban pengguna. Seluruh aktivitas ekspor ini akan tercatat dalam log sistem untuk memastikan integritas data dan mempermudah proses audit riwayat pemantauan di masa mendatang.

4.2.2.2.3 Sequence Diagram

Sequence Diagram digunakan untuk menggambarkan interaksi antar komponen sistem berdasarkan urutan waktu. Diagram ini merinci aliran pesan (*message*) yang dikirimkan antara Pengguna, *Frontend Dashboard*, *AI Engine*, dan *Database* dalam menjalankan fungsi *multimodal behaviour analytics*.



Gambar 4. 8 *Sequence Diagram* Sistem *Multimodal behaviour analytics*

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

Hak Cipta :

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

Gambar 4.8 pada Fase 1 menunjukkan urutan interaksi dalam proses *Live Detection* yang dimulai saat pengguna memilih sumber kamera pada *frontend*, yang memicu inisialisasi protokol RTSP dan pembukaan jalur *WebSocket* menuju *AI Engine*. Sistem secara otomatis melakukan deteksi dan klasifikasi aksi menggunakan YOLOv11 serta ekstraksi *landmarks* melalui Face-API, di mana jika objek atau wajah terdeteksi, *AI Engine* akan mengirimkan data telemetri secara terus-menerus (*push data*) ke *frontend* untuk di-render menjadi *overlay* video dan log teks secara *real-time*. Secara asinkron, sistem juga memerintahkan basis data untuk menyimpan log mentah guna kebutuhan analisis perilaku lebih lanjut sebagai dasar pencatatan riwayat aktivitas.

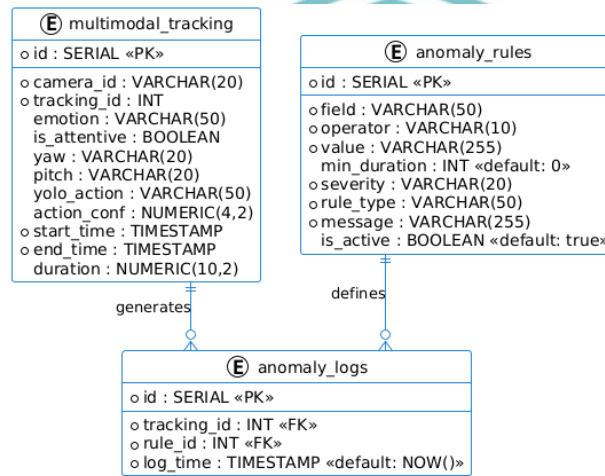
Pada Fase 2, Gambar 4.8 mengilustrasikan urutan pertukaran data untuk fitur analitik harian yang diawali saat pengguna melakukan navigasi ke tab *Daily Analytics*, di mana *frontend* akan mengirimkan permintaan data agregasi ke komponen *Database & Analytics*. Sistem kemudian menjalankan fungsi internal untuk mengkalkulasi berbagai *Key Performance Indicator* (KPI) serta memproses algoritma *math engine* guna mendapatkan nilai *Action-Attention Coupling* (r) dan *Behavioral entropy* (H). Setelah kalkulasi matriks korelasi selesai, data dikirimkan kembali dalam format JSON ke *frontend* untuk divisualisasikan menjadi grafik informatif yang mencerminkan stabilitas perilaku subjek pada hari tersebut secara komprehensif.

Fase 3 pada Gambar 4.8 menggambarkan alur interaksi dalam pembuatan laporan bulanan yang dimulai ketika pengguna mengakses menu *Monthly Reports* dan meminta data tren perilaku selama 30 hari terakhir untuk ditampilkan dalam bentuk tabel. Apabila pengguna menekan tombol ekspor, sistem akan menjalankan prosedur *generate* dokumen di sisi *server* untuk mengonversi data mentah menjadi format PDF atau CSV sesuai dengan preferensi yang dipilih. Setelah file berhasil disusun, sistem mengirimkan aliran data (*file stream*) kembali ke peramban pengguna untuk memicu proses pengunduhan secara otomatis, yang sekaligus menandai berakhirnya siklus pelaporan data pada sistem *multimodal behaviour analytics* ini.

4.2.2.2.4 Entity Relationship Diagram

Perancangan basis data pada sistem ini menggunakan model relasional yang diimplementasikan melalui Structured Querying Language (SQL) untuk memastikan

integritas dan kecepatan akses data telemetri. Struktur basis data dirancang sedemikian rupa agar mampu menangani volume data yang besar dari hasil inferensi AI secara *real-time* sekaligus menyediakan data agregasi untuk kebutuhan visualisasi pada dasbor pengguna.



Gambar 4. 9 Entity Relationship Diagram

Gambar 4.9 menunjukkan struktur Entity Relationship Diagram yang menghubungkan tiga entitas utama dalam sistem analitik perilaku multimodal. Entitas pertama adalah tabel multimodal tracking yang berfungsi menyimpan seluruh data mentah hasil ekstraksi fitur dari model YOLO dan modul pengenalan wajah. Data yang dicatat meliputi identitas pelacakan, orientasi kepala berupa yaw dan pitch, jenis aksi, status atensi, klasifikasi emosi, serta durasi kejadian. Seluruh parameter perilaku ini direkam lengkap dengan metrik tingkat kepercayaan dan stempel waktu yang presisi untuk kebutuhan analisis.

Sebagai sistem peringatan, terdapat tabel anomaly rules yang bertindak sebagai pusat pengaturan kondisi tidak wajar. Tabel ini menyimpan definisi dari setiap aturan, mulai dari metrik yang diawasi, operator perbandingan, nilai ambang batas, durasi minimum kejadian, hingga tingkat keparahan anomali. Untuk menghubungkan data pelacakan perilaku dengan aturan tersebut, sistem mengimplementasikan tabel perantara bernama anomaly logs. Tabel ini menyelesaikan relasi banyak ke banyak dengan menggunakan kunci tamu dari tabel pelacakan dan tabel aturan. Setiap kali sistem mendeteksi

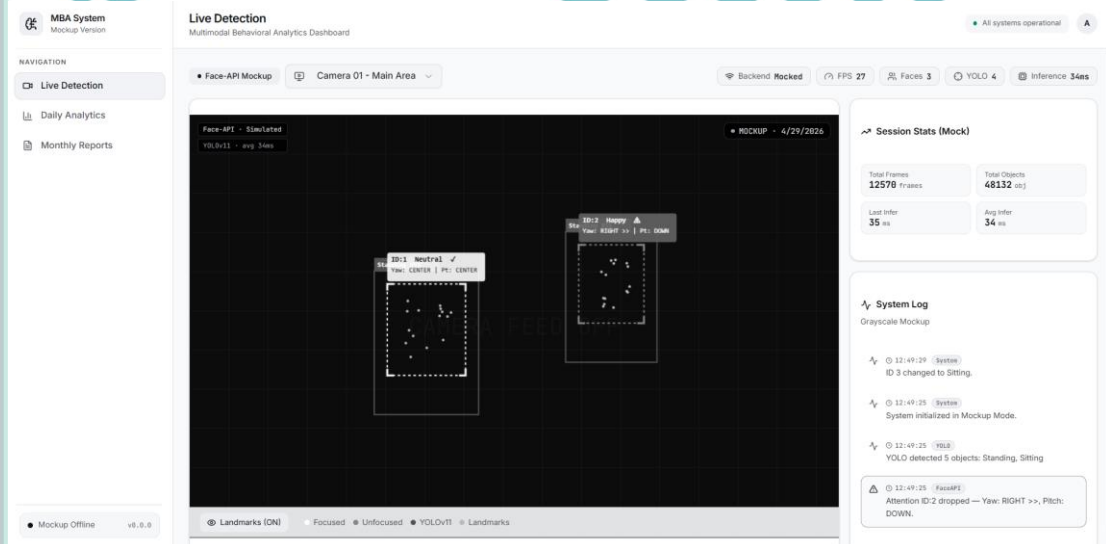
kecocokan antara data perilaku pengguna dengan kondisi anomali yang aktif, sistem akan secara otomatis mencatat riwayat kejadian tersebut pada tabel anomaly logs beserta waktu pencatatannya.

4.2.2.3 Perancangan Antarmuka Pengguna (*Mockup*)

Perancangan antarmuka pengguna (UI) dirancang untuk memfasilitasi interaksi antara pengguna dan sistem. Antarmuka ini mengimplementasikan tata letak navigasi *sidebar* di sebelah kiri untuk memudahkan perpindahan antar menu utama.

1. Antarmuka *Live Detection*

Menu *Live Detection* merupakan representasi visual dari Fase 1 pada *sequence diagram*, di mana sistem melakukan inferensi secara *real-time*.



Gambar 4. 10 Desain Menu *Live Detection*

Halaman ini menampilkan aliran video (video feed) utama yang telah dioverlay dengan hasil pemrosesan dari *AI Engine*. Pada bagian atas antarmuka, terdapat *dropdown* pemilih kamera yang memicu inisialisasi protokol RTSP dan *WebSocket*. Area visual utama secara dinamis menampilkan *bounding box* pendeteksian aksi menggunakan YOLOv11 dan pemetaan *landmarks* wajah menggunakan Face-API. Selain visualisasi video, halaman ini dilengkapi dengan panel *Real-time System Log* di sisi kanan yang mencatat aliran data telemetry secara terus-menerus (seperti peringatan atensi dan

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

Hak Cipta :

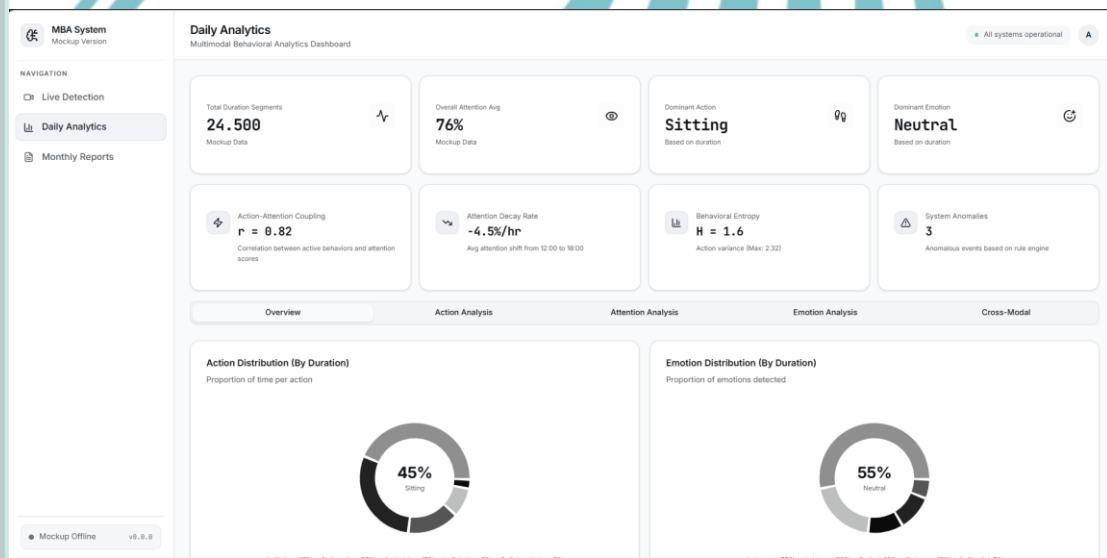
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian , penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan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

transisi aksi subjek), serta metrik performa sistem (*Inference Time*, *FPS*, dan status koneksi *Backend*) yang diperbarui secara asinkron.

2. Antarmuka *Daily Analytics*

Halaman *Daily Analytics* dirancang sebagai dasbor analitik komprehensif yang menampilkan agregasi data telemetri harian. Antarmuka ini memecah data mentah dari hasil deteksi *Computer Vision* menjadi visualisasi yang terstruktur, memungkinkan pengguna untuk mengevaluasi stabilitas perilaku, tren emosi, dan tingkat atensi subjek secara mendalam. Halaman ini terbagi menjadi panel indikator utama di bagian atas dan sistem tabulasi untuk analisis spesifik di bagian bawah.

A. Panel Indikator Utama (KPI & *Insights*)



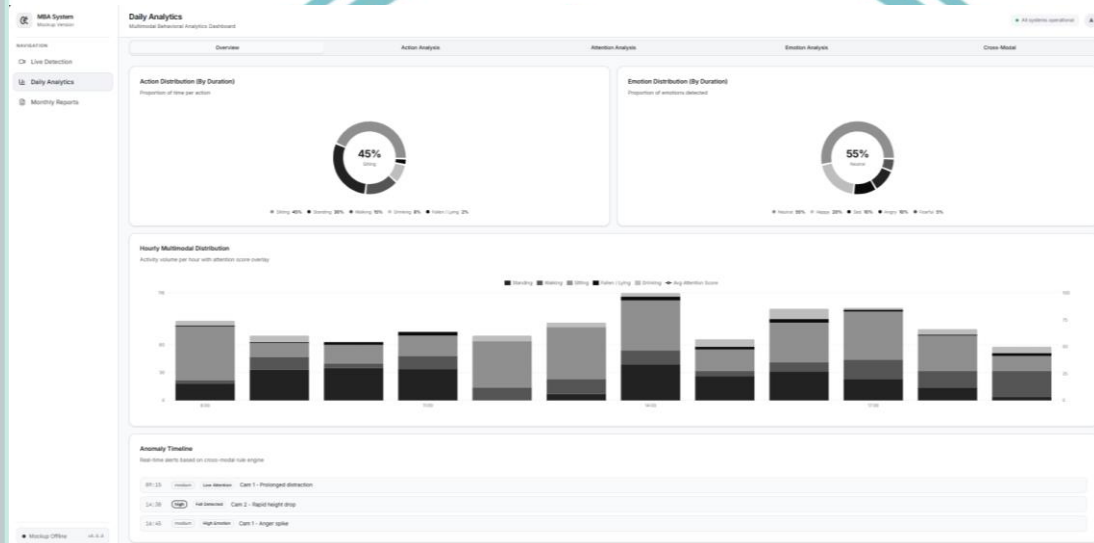
Gambar 4. 11 Desain Panel Indikator Utama (KPI & *Insights*)

Bagian paling atas dari dasbor ini menyajikan ringkasan metrik tingkat tinggi yang langsung terlihat saat halaman dimuat. Baris pertama menampilkan empat *Key Performance Indicator* (KPI) utama yang mencakup: Total Durasi Segmen (keseluruhan data yang direkam), Rata-rata Skor Atensi Harian, Aksi Paling Dominan, dan Emosi Paling Dominan. Metrik ini memberikan gambaran instan mengenai status umum perilaku subjek pada hari tersebut.

Baris kedua pada panel ini menampilkan *System Insights*, yang merupakan hasil kalkulasi tingkat lanjut dari algoritma analitik. Panel ini menampilkan korelasi *Action-*

Attention Coupling (hubungan antara pergerakan fisik dan fokus), Tingkat Penurunan Atensi (*Decay Rate*) per jam, *Behavioral entropy* (variansi atau ketidakpastian perubahan aksi), serta total Anomali Sistem yang terdeteksi oleh *rule engine*. *Insights* ini berguna untuk melihat anomali algoritmik tanpa harus membaca grafik secara manual.

B. Tab Overview (Ringkasan Harian)



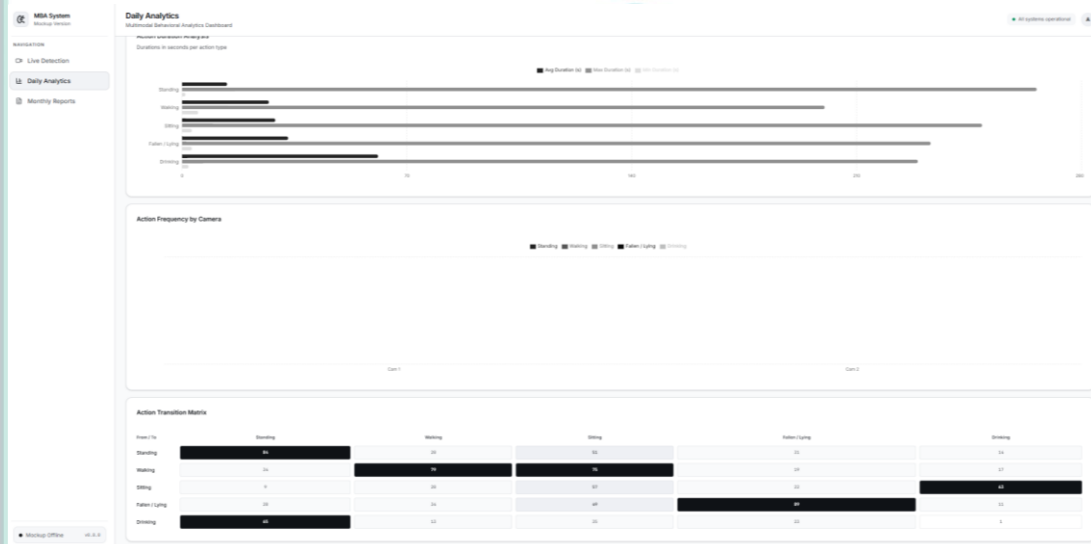
Gambar 4. 12 Desain Tab Overview (Ringkasan Harian)

Tab Overview bertindak sebagai rangkuman visual dari seluruh modalitas data. Paragraf visual pertama pada tab ini menyajikan dua grafik donat (*donut chart*) yang bersisian, masing-masing menampilkan persentase distribusi Aksi (*Standing*, *Sitting*, dll.) dan distribusi Emosi (*Neutral*, *Happy*, dll.) berdasarkan total durasi waktu nyata. Di tengah grafik donat, sistem secara cerdas menampilkan label metrik yang paling dominan.

Selanjutnya, terdapat grafik distribusi multimodal per jam (*Composed Chart*). Grafik ini menggabungkan diagram batang bertumpuk (*stacked bar*) yang mewakili volume berbagai aksi fisik pada jam tertentu, dengan grafik garis (*line chart*) yang ditarik melintasinya untuk merepresentasikan rata-rata skor atensi. Tab ini ditutup dengan daftar *Anomaly Timeline*, yaitu log kronologis yang menampilkan peringatan sistem

secara *real-time* berdasarkan tingkat keparahan (*severity*), tipe anomali, dan lokasi kamera.

C. Tab *Action Analysis* (Analisis Aksi Fisiologis)



Gambar 4. 13 Desain Panel *Action Analysis* (Analisis Aksi Fisiologis)

Tab ini difokuskan secara eksklusif pada pemrosesan data postur dan pergerakan fisik (YOLO). Bagian atas menampilkan grafik batang horizontal yang menganalisis durasi setiap aksi, membandingkan durasi rata-rata, durasi maksimum, dan durasi minimum. Grafik ini membantu pengguna mengidentifikasi jika ada subjek yang melakukan satu aksi (misalnya "Duduk") dalam rentang waktu yang terlalu lama secara tidak wajar. Bagian tengah dan bawah tab menyajikan perbandingan frekuensi aksi antar-kamera melalui grafik batang vertikal, diikuti oleh *Action Transition Matrix*. Matriks transisi ini diwujudkan dalam bentuk tabel *heatmap* yang memetakan probabilitas atau frekuensi perpindahan dari satu aksi ke aksi lainnya (misalnya, seberapa sering subjek berpindah dari "Berdiri" langsung ke "Terjatuh/Berbaring"). Intensitas warna pada matriks merepresentasikan seberapa sering transisi tersebut terjadi.

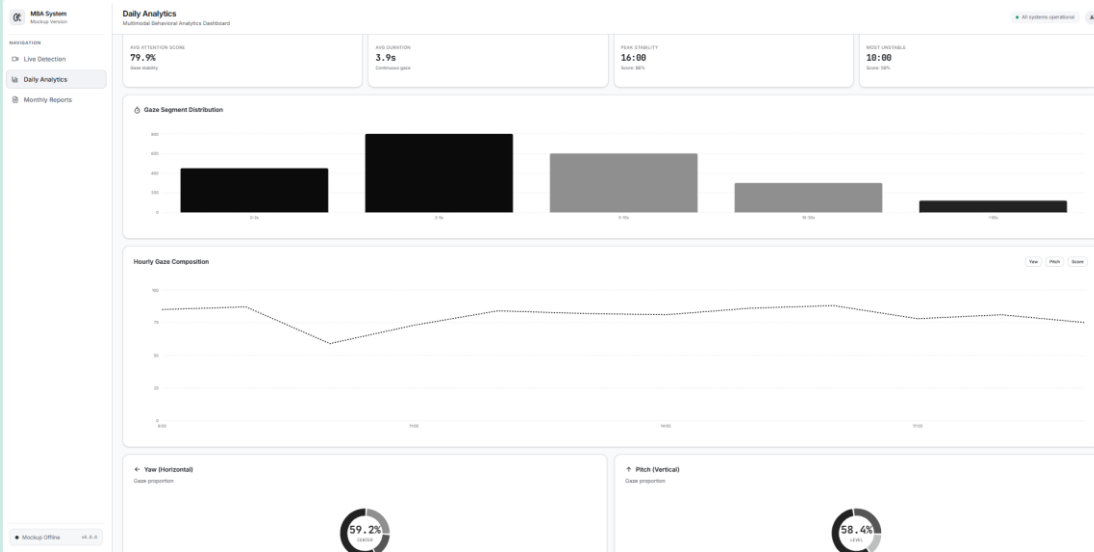
D. Tab *Attention Analysis* (Analisis Atensi & Gaze)

Hak Cipta :

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

Hak Cipta :

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



Gambar 4. 14 Desain Panel Attention Analysis (Analisis Atensi & Gaze)

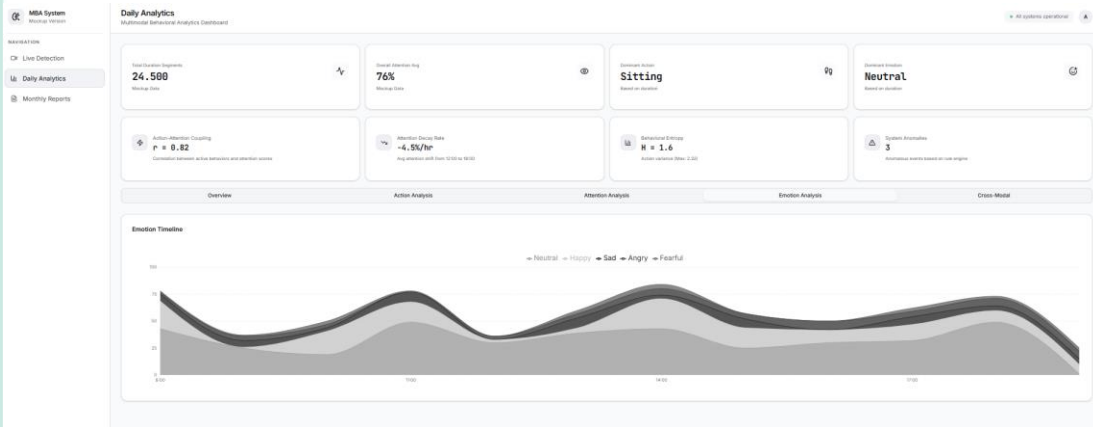
Tab ini didedikasikan untuk membedah kedalaman fokus subjek menggunakan estimasi arah kepala (*Yaw & Pitch*). Paragraf pertama pada tab ini diawali dengan kartu definisi operasional yang menjelaskan bagaimana metrik atensi dihitung (berdasarkan persentase durasi tatapan ke arah "CENTER"), lengkap dengan rentang warnanya (Stabil, Tidak Stabil, Kritis). Di bawahnya, terdapat empat *tile* metrik yang menyoroti Rata-rata Skor, Rata-rata Durasi tatapan beruntun, serta jam di mana subjek paling stabil dan paling tidak stabil.

Visualisasi utama pada tab ini meliputi histogram distribusi segmen tatapan (mengelompokkan durasi tatapan pendek hingga tatapan panjang atau *stare*), serta grafik komposisi arah kepala per jam. Grafik komposisi ini sangat detail, menggunakan *Area Chart* bertumpuk untuk menunjukkan proporsi arah *Yaw* (Kiri, Tengah, Kanan) dan *Pitch* (Atas, Datar, Bawah) yang dioverlay dengan garis tren skor atensi keseluruhan.

E. Tab Emotion Analysis (Analisis Emosi Ekspresif)

Hak Cipta :

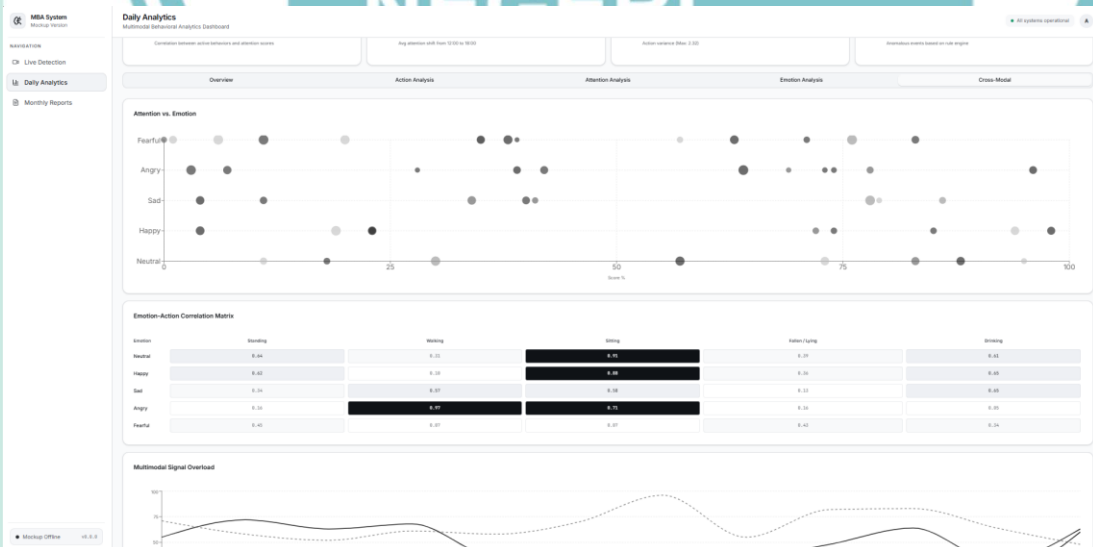
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian , penulisan karya ilmiah, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik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



Gambar 4. 15 Desain Panel Emotion Analysis (Analisis Emosi Ekspresif)

Tab ini dirancang secara minimalis namun padat informasi, berfokus pada hasil ekstraksi ekspresi wajah dari Face-API. Visualisasi tunggal yang mendominasi tab ini adalah grafik area bertumpuk (*Stacked Area Chart*) dari garis waktu emosi. Grafik ini memetakan lima kategori emosi dasar sepanjang jam operasional. Penggunaan area bertumpuk memungkinkan pengguna untuk melihat tidak hanya fluktuasi satu jenis emosi secara individu, tetapi juga melihat akumulasi volume emosi secara keseluruhan pada jam-jam tertentu. Hal ini memudahkan identifikasi lonjakan stres atau emosi negatif massal pada waktu spesifik.

F. Tab Cross-Modal (Analisis Lintas Modalitas)



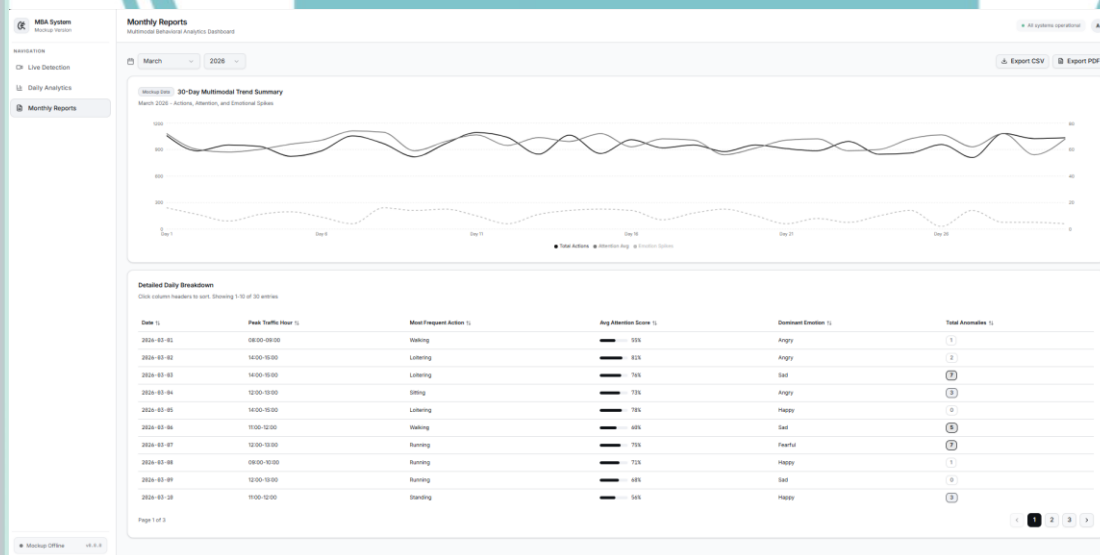
Gambar 4. 16 Desain Panel Cross-Modal (Analisis Lintas Modalitas)

Tab terakhir ini merupakan puncak dari sistem analitik *multimodal*, di mana data dari berbagai model AI digabungkan untuk mencari pola tersembunyi. Visualisasi pertama adalah *Scatter Chart* (diagram pencar) yang memetakan korelasi langsung antara tingkat Atensi (sumbu X) dan intensitas Emosi (sumbu Y). Ukuran gelembung (*bubble*) merepresentasikan frekuensi atau bobot kejadian tersebut.

Bagian selanjutnya menampilkan *Emotion-Action Correlation Matrix* berupa *heatmap* yang menunjukkan probabilitas keterkaitan antara aksi fisik tertentu dengan kondisi emosi (misalnya, korelasi antara aksi "Berjalan" dengan emosi "Senang"). Tab ini diakhiri dengan grafik garis *Multimodal Signal Overload* yang secara bersamaan melacak volume aksi fisik, skor atensi, dan intensitas emosi negatif. Grafik ini krusial untuk mengidentifikasi titik jenuh atau "overload" kognitif/perilaku subjek saat seluruh sinyal menunjukkan lonjakan aktivitas yang tidak stabil secara serentak.

3. Antarmuka Monthly Reports

Menu *Monthly Reports* merupakan implementasi visual dari Fase 3, yang berfungsi ganda sebagai penyaji tren jangka panjang sekaligus penyedia fitur rekapitulasi data.



Gambar 4. 17 Desain Antarmuka Monthly Reports

Hak Cipta :

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

Halaman ini difokuskan pada analisis tren perilaku multimodal selama periode 30 hari. Antarmuka menyediakan filter bulan dan tahun pada bagian atas untuk membatasi kueri pengambilan data statistik dari *database*. Data yang ditarik direpresentasikan dalam dua komponen utama: sebuah grafik garis (*trend line chart*) yang merangkum total pergerakan aksi, atensi, dan lonjakan emosi; serta tabel daftar histori terperinci. Tabel ini mencakup ringkasan metrik harian seperti rata-rata tingkat atensi, aksi paling dominan, dan total anomali yang terdeteksi. Pada sudut kanan atas, tersedia tombol ekspor (Format CSV dan PDF) yang, ketika ditekan, akan memicu perintah *generate* dokumen terstruktur di sisi *server* hingga menghasilkan dokumen valid yang otomatis terunduh melalui peramban pengguna.

4.3 Implementasi Sistem

Tahap implementasi sistem merupakan proses penerapan dari seluruh rancangan yang telah disusun pada tahap perancangan sistem sebelumnya. Pada tahap ini, setiap komponen yang telah dirancang mulai dikembangkan dan diintegrasikan agar sistem *multimodal behaviour analytics* dapat berjalan sesuai dengan tujuan penelitian. Implementasi dilakukan untuk memastikan bahwa model, antarmuka, serta komunikasi antar komponen sistem dapat berfungsi secara optimal dalam melakukan analisis perilaku secara *real-time*.

Dalam penelitian ini, implementasi sistem dibagi menjadi dua fase utama, yaitu implementasi model dan implementasi antarmuka pengguna (*user interface*). Implementasi model difokuskan pada proses pelatihan, pengujian, dan integrasi model *Artificial Intelligence* untuk deteksi aksi manusia serta analisis wajah dan emosi. Sementara itu, implementasi antarmuka pengguna dilakukan untuk membangun media visualisasi dan monitoring berbasis web yang dapat menampilkan hasil analisis sistem secara interaktif.

Pemisahan tahapan implementasi tersebut dilakukan karena proses pengembangan antarmuka bergantung pada model yang telah selesai dilatih dan dievaluasi sebelumnya. Dengan pendekatan ini, sistem antarmuka yang dibangun dapat langsung menggunakan model terbaik yang telah melalui proses pengujian performa dan optimasi. Selain itu, pemisahan implementasi juga membantu menjaga alur

pengembangan sistem agar lebih terstruktur dan memudahkan proses integrasi antar komponen pada tahap akhir penelitian.

4.3.1 Implementasi Model

Pada tahap ini, seluruh rancangan model *Artificial Intelligence* mulai diterapkan ke dalam proses pelatihan, pengujian, dan evaluasi menggunakan dataset yang telah dipersiapkan sebelumnya. Implementasi dilakukan untuk memastikan bahwa model mampu menjalankan fungsi deteksi dan analisis perilaku sesuai dengan kebutuhan sistem *multimodal behaviour analytics*.

Dalam penelitian ini, implementasi model difokuskan pada pengembangan model deteksi dan klasifikasi aksi manusia menggunakan arsitektur *You Only Look Once*. Selain itu, sistem juga mengintegrasikan proses analisis wajah dan pengenalan emosi menggunakan Face-API.js untuk mendukung analisis perilaku secara multimodal.

Proses implementasi dimulai dari tahap persiapan dataset, konfigurasi parameter pelatihan, hingga proses *training* model menggunakan perangkat keras yang telah ditentukan sebelumnya. Setelah proses pelatihan selesai, model kemudian diuji menggunakan data validasi dan data uji untuk mengetahui tingkat performa dan kemampuan generalisasi model terhadap data baru. Hasil implementasi ini nantinya digunakan sebagai dasar dalam proses integrasi model ke dalam aplikasi monitoring berbasis web secara *real-time*.

4.3.1.1 Implementasi Pelatihan Model YOLOv11

Tahap ini merupakan implementasi proses pelatihan model deteksi aktivitas manusia menggunakan arsitektur YOLOv11 (*You Only Look Once version 11*). Sistem difokuskan untuk mengenali berbagai jenis aktivitas manusia dalam citra dan video, seperti *walking, standing, sitting, falling, lying down*, dan aktivitas lainnya yang berkaitan dengan analisis perilaku pengguna selama sesi berlangsung. Untuk mendukung kebutuhan deteksi secara *real-time*, digunakan model YOLOv11 varian Nano (`yolo11n.pt`) karena memiliki arsitektur yang ringan dengan kemampuan inferensi yang cepat namun tetap mampu mempertahankan performa deteksi yang baik. Model YOLOv11 yang digunakan memanfaatkan bobot awal (*pre-trained weights*) hasil pelatihan pada dataset umum sehingga proses pembelajaran dapat berlangsung

Hak Cipta :

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

Hak Cipta :

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

lebih cepat dan stabil. Penggunaan bobot awal tersebut bertujuan untuk mempercepat proses konvergensi selama training sekaligus meningkatkan kemampuan generalisasi model terhadap data aktivitas manusia yang baru.

Implementasi dilakukan dengan memanfaatkan dataset aktivitas manusia yang telah melalui proses anotasi dan dibagi ke dalam tiga subset utama, yaitu *train*, *validation*, dan *test*. Dataset tersebut kemudian digunakan dalam proses pelatihan model menggunakan framework Ultralytics YOLO pada lingkungan Google Colaboratory dengan dukungan GPU Tesla T4. Selain itu, sistem juga menerapkan konfigurasi *hyperparameter* tertentu untuk menyesuaikan kebutuhan pelatihan model deteksi aktivitas manusia secara optimal.

Proses pelatihan model mencakup beberapa tahapan utama, yaitu:

- a. Pemuatan dataset aktivitas manusia yang telah dianotasi
- b. Konfigurasi dan *fine-tuning* model YOLOv11 menggunakan parameter pelatihan tertentu
- c. Evaluasi performa model menggunakan metrik *Precision*, *Recall*, *F1-score*, dan *mean Average Precision (mAP)*

Konfigurasi *hyperparameter* utama yang digunakan pada proses pelatihan ditunjukkan pada Tabel 4.8 berikut.

Tabel 4. 8 Konfigurasi Hyperparameter

Hyperparameter	Nilai
<i>Epoch</i>	100
Batch Size	16
Learning Rate	0.01
Momentum	0.9
Weight Decay	0.0005
Image Size	640
Optimizer	MuSGD
Model	YOLO11n (<i>yolo11n.pt</i>)

Hak Cipta :

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

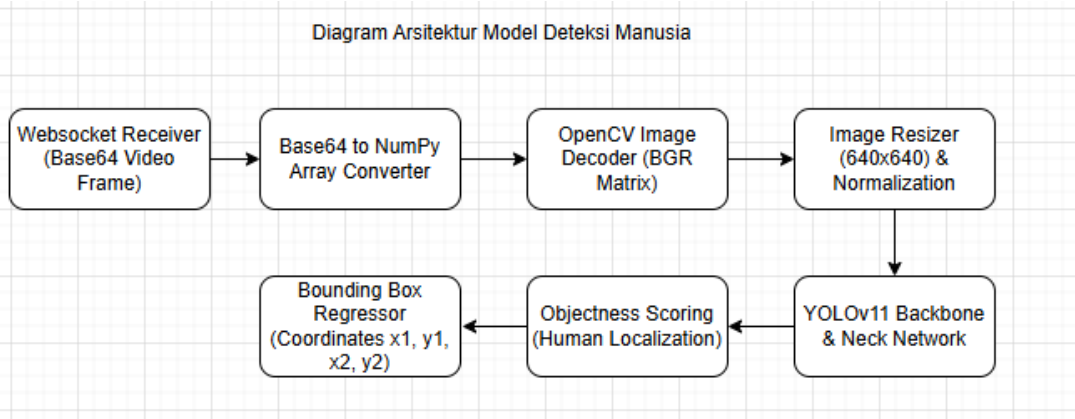
Tabel 4.8 menunjukkan konfigurasi hyperparameter utama yang digunakan pada proses pelatihan model YOLOv11. Hyperparameter merupakan parameter yang ditentukan sebelum proses pelatihan dimulai dan berpengaruh terhadap performa serta proses pembelajaran model. Pada implementasi ini, jumlah *epoch* ditetapkan sebanyak 100 iterasi agar model memiliki cukup waktu untuk mempelajari pola aktivitas manusia dari dataset yang digunakan.

Ukuran batch ditentukan sebesar 16 citra dalam setiap iterasi pelatihan untuk menyesuaikan kapasitas memori GPU Tesla T4 yang digunakan pada Google Colab. Selain itu, ukuran citra masukan (image size) ditetapkan sebesar 640×640 piksel karena merupakan ukuran standar yang umum digunakan pada model YOLO untuk menjaga keseimbangan antara kecepatan inferensi dan akurasi deteksi.

Proses optimasi model menggunakan algoritma *MuSGD* dengan *learning rate* sebesar 0.01 dan *momentum* sebesar 0.9. Nilai *learning rate* digunakan untuk mengatur seberapa besar perubahan bobot model pada setiap iterasi pembelajaran, sedangkan *momentum* berfungsi untuk menjaga kestabilan proses optimasi agar model lebih cepat mencapai kondisi konvergen. Selain itu, parameter *weight decay* sebesar 0.0005 digunakan sebagai mekanisme regularisasi untuk membantu mengurangi risiko *overfitting* selama proses pelatihan berlangsung.

4.3.1.2 Implementasi Model Deteksi Manusia

Tahap awal pemrosesan pada sisi *server* difokuskan murni pada pelokalan objek (object localization) untuk mendeteksi keberadaan sosok manusia di dalam frame video stream. Arsitektur komponen pemrosesan ini dirancang untuk mengubah data citra mentah dari jaringan menjadi koordinat spasial, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 4.18.



Gambar 4. 18 Diagram Arsitektur Model Deteksi Manusia

Berdasarkan Gambar 4.18, arsitektur model ini terdiri dari beberapa tingkatan lapisan (layers). Aliran data bermula pada Input Layer di mana peladen *WebSocket* menerima kiriman data gambar berformat string Base64 dari klien. Data tersebut kemudian masuk ke Decoding Layer untuk dikonversi menjadi array numerik, lalu diterjemahkan oleh OpenCV Image Decoder menjadi matriks citra berwarna.

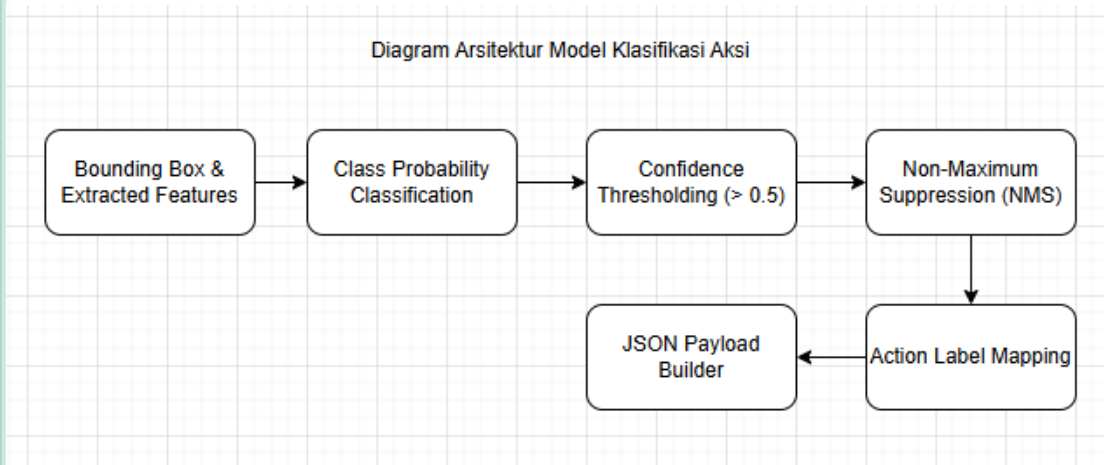
Sebelum masuk ke jaringan saraf tiruan, citra melewati Preprocessing Layer untuk disesuaikan ukurannya menjadi 640×640 piksel dan dinormalisasi. Lapisan inti sistem menggunakan struktur Backbone dan Neck dari YOLOv11 untuk mengekstraksi fitur visual citra secara mendalam. Hasil ekstraksi tersebut diumpankan ke bagian Objectness Scoring untuk memvalidasi apakah objek di dalam koordinat tersebut adalah manusia, dan diakhiri oleh *Bounding box* Regressor yang mengeluarkan output akhir berupa titik koordinat kotak pembatas absolut (x1, y1, x2, y2). Data koordinat inilah yang menjadi dasar untuk pemrosesan klasifikasi aksi pada tahap berikutnya.

4.3.1.3 Implementasi Model Klasifikasi Aksi

Setelah lokasi objek manusia berhasil dipetakan pada tahap deteksi, *pipeline* inferensi sisi *server* dilanjutkan dengan tahap klasifikasi aksi. Tahap ini bertugas untuk menganalisis fitur visual di dalam *bounding box* guna menentukan jenis aktivitas atau postur yang sedang dilakukan oleh subjek. Alur implementasi model klasifikasi aksi diilustrasikan pada Gambar 4.19.

Hak Cipta :

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



Gambar 4. 19 Diagram Arsitektur Model Klasifikasi Aksi

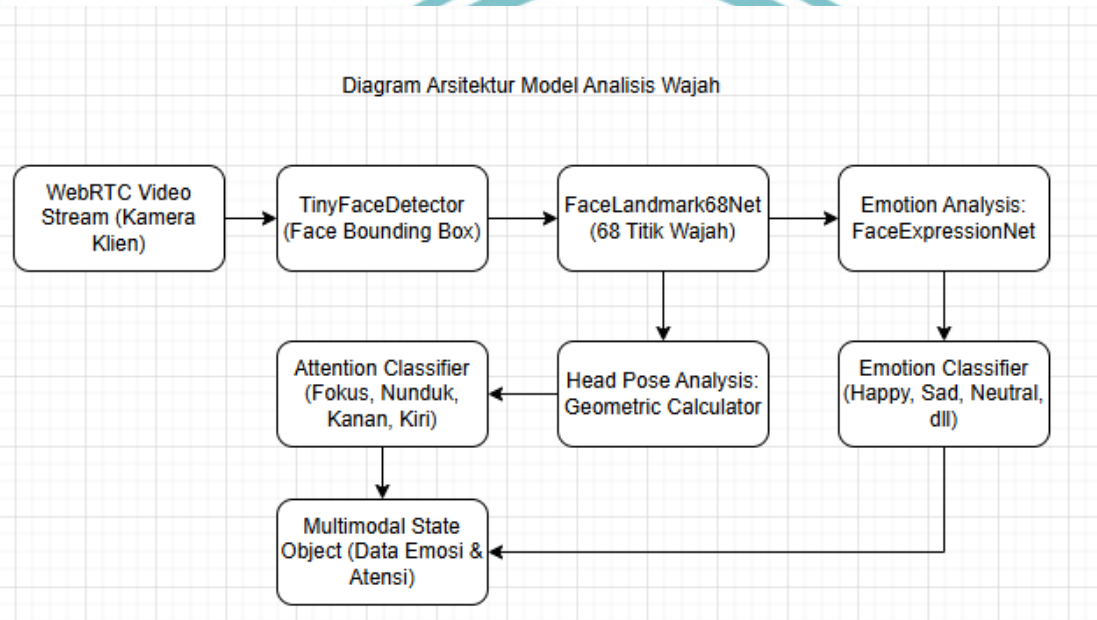
Berdasarkan Gambar 4.19, proses dimulai dengan menerima input berupa koordinat *bounding box* beserta ekstraksi fitur dari tahap sebelumnya. Data tersebut diteruskan ke bagian Prediction Head khusus klasifikasi (Class Probability Classification) untuk menghitung nilai probabilitas objek terhadap setiap kelas aksi yang telah dilatih pada model YOLOv11.

Untuk memastikan akurasi dan menekan angka positif palsu (false positives), hasil prediksi disaring melalui Filtering Layer menggunakan metode Confidence Thresholding, di mana hanya prediksi dengan tingkat kepercayaan di atas 50% yang dipertahankan. Selanjutnya, sistem menerapkan algoritma Non-Maximum Suppression (NMS) pada Optimization Layer untuk mengeliminasi kotak prediksi ganda yang tumpang tindih pada satu objek fisik yang sama. Prediksi akhir yang valid kemudian masuk ke tahap Action Label Mapping untuk menerjemahkan ID kelas numerik menjadi label aksi tekstual, seperti "Berdiri", "Duduk", atau "Terjatuh". Seluruh entitas data yang mencakup titik koordinat absolut, nilai confidence, dan label aksi ini akhirnya dikemas oleh JSON Payload Builder untuk dikirimkan kembali ke antarmuka klien melalui protokol *WebSocket*.

4.3.1.4 Implementasi Model Analisis Wajah

Berbeda dengan proses deteksi manusia dan klasifikasi aksi yang dieksekusi pada peladen (*server*), tahap implementasi model analisis wajah dilakukan sepenuhnya

secara lokal pada sisi klien (*browser*). Pendekatan ini dilakukan untuk mendistribusikan beban komputasi menggunakan pustaka Face-API.js, sehingga proses inferensi dapat berjalan secara ringan, responsif, dan *real-time* tanpa membebani *server* utama. Arsitektur pemrosesan analitik wajah ini diilustrasikan pada Gambar 4.20.



Gambar 4. 20 Diagram Arsitektur Model Analisis Wajah

Berdasarkan Gambar 4.20, aliran pemrosesan data bermula pada *Input Layer* di mana sistem menangkap *frame* video secara langsung dari perangkat pengguna menggunakan protokol *WebRTC Video Stream*. Citra tersebut kemudian diproses oleh *TinyFaceDetector* untuk melokalisasi letak wajah dan menghasilkan *Face Bounding box* (kotak pembatas wajah). Area wajah yang telah didapatkan tersebut kemudian diteruskan ke model *FaceLandmark68Net* untuk mengekstraksi 68 titik koordinat anatomi wajah.

Setelah fitur wajah berhasil diekstraksi, arsitektur melakukan pemrosesan secara paralel yang terbagi ke dalam dua cabang analitik utama. Pada cabang pertama, data diumpunkan ke model *FaceExpressionNet* untuk tahap *Emotion Analysis*. Cabang ini bertugas mengklasifikasikan probabilitas ekspresi wajah ke dalam kelas emosi (*Emotion Classifier*) seperti netral, senang, sedih, atau marah.

Hak Cipta :

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

Sementara itu, pada cabang kedua, sistem melakukan *Head Pose Analysis* menggunakan *Geometric Calculator*. Proses ini mengalkulasi jarak matematis antar titik *landmark* (seperti hidung dan mata) untuk mengestimasi pergerakan rasio *Yaw* dan *Pitch*. Hasil estimasi tersebut kemudian dievaluasi oleh *Attention Classifier* untuk menentukan status tingkat fokus pengguna (Fokus, Menunduk, Kanan, atau Kiri).

Pada tahap akhir, seluruh hasil analitik dari kedua cabang paralel tersebut diakumulasikan dan dibungkus ke dalam sebuah *Multimodal State Object*. Objek data inilah yang menyimpan informasi emosi dan atensi pengguna per frame, sekaligus dirender ke dalam *canvas browser* sebagai *overlay visual* interaktif, sebelum nantinya diintegrasikan dengan data pelacakan aktivitas tubuh (*tracking*) pada tahap pemrosesan selanjutnya.

4.3.1.4.1 Inisialisasi Model Face-API.js

Tahap awal implementasi analisis wajah dimulai dengan proses inisialisasi pustaka *Face-API.js* pada sisi klien (*Client-side*). Pada tahap ini, sistem memuat beberapa arsitektur model *Deep Learning* bawaan yang diperlukan untuk mengeksekusi deteksi wajah, ekstraksi *landmark*, dan klasifikasi emosi secara *real-time*. Seluruh model pemrosesan ini dimuat secara asinkron (*asynchronous*) menggunakan metode *Promise.all*. Pendekatan ini diterapkan agar proses *loading model* ke dalam memori peramban dapat berjalan secara paralel dan lebih efisien sebelum sistem memulai proses inferensi.

Bersamaan dengan pemuatan model, sistem juga menginisialisasi akses *Input Layer* berupa perangkat kamera klien menggunakan protokol *WebRTC* melalui pemanggilan fungsi antarmuka pemrograman aplikasi (API) *navigator.mediaDevices.getUserMedia*. Proses ini krusial untuk menangkap aliran video (*video stream*) secara langsung, yang nantinya bertindak sebagai data masukan utama untuk analisis wajah. Setelah seluruh model tervalidasi dan kamera berhasil memancarkan data, sistem siap mengeksekusi *pipeline analitik*. Model *Face-API.js* yang digunakan dalam penelitian ini dirangkum pada Tabel 4.9.

Tabel 4. 9 Model Face-API.js

Model Face-API.js	Fungsi
TinyFaceDetector	Digunakan sebagai <i>Face Detection Layer</i> untuk mendeteksi keberadaan area wajah pada <i>frame</i> video secara <i>real-time</i> dengan beban komputasi yang sangat ringan.
FaceLandmark68Net	Digunakan sebagai <i>Feature Extraction Layer</i> untuk memetakan koordinat 68 titik <i>landmark</i> anatomi wajah (seperti mata, hidung, mulut, dan rahang).
FaceExpressionNet	Digunakan untuk melakukan klasifikasi persentase probabilitas ekspresi emosi wajah pengguna secara langsung.

Berdasarkan Tabel 4.9, model TinyFaceDetector dipilih sebagai pendeteksi utama karena arsitekturnya dioptimalkan untuk inferensi yang ringan dan cepat, sehingga sangat sesuai untuk mempertahankan stabilitas *frame rate* pada peramban pengguna. Selanjutnya, FaceLandmark68Net bertugas menyuplai data fundamental berupa koordinat titik wajah. Informasi landmark ini merupakan data esensial yang kemudian diolah lebih lanjut oleh kalkulator geometris sistem untuk menganalisis rasio pergerakan arah kepala (*head pose*), yang pada akhirnya menentukan tingkat atensi pengguna. Terakhir, FaceExpressionNet beroperasi secara paralel untuk mengidentifikasi dominasi kondisi emosional pengguna (seperti netral, senang, sedih, atau marah), yang menjadi salah satu parameter multimodal utama dalam perekaman perilaku sistem.

4.3.1.4.2 Ekstraksi *Face landmarks*, Arah Wajah, dan Emosi

Memasuki tahap operasional setelah proses inisialisasi selesai, sistem mengeksekusi ekstraksi fitur wajah secara *real-time* dengan memproses aliran video dari kamera pengguna berbasis *frame-by-frame*. Pada tahap ini, arsitektur Face-API.js bekerja secara berulang untuk melokalisasi wajah, mengekstraksi titik koordinat wajah, serta memecah kalkulasi ke dalam pemrosesan paralel untuk klasifikasi emosi dan estimasi arah kepala.

Hak Cipta :

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

Informasi titik koordinat wajah yang didapatkan bertindak sebagai data fundamental. Data tersebut diproses secara matematis untuk menganalisis arah hadap wajah (*head pose*) menggunakan perhitungan rasio jarak antar titik (seperti mata, hidung, dan dagu) pada sumbu horizontal (*Yaw*) dan vertikal (*Pitch*). Secara bersamaan, sistem mengevaluasi lekukan dan perubahan bentuk fitur wajah untuk memperoleh probabilitas kondisi emosional pengguna. Fitur yang diekstraksi pada proses analisis wajah dirangkum pada Tabel 4.10.

Tabel 4. 10 Fitur Analisis Wajah

Fitur Analisis Wajah	Fungsi
Face Detection	Digunakan sebagai langkah awal untuk melokalisasi dan mendeteksi keberadaan area wajah pada setiap <i>frame</i> video (<i>Bounding box</i>).
68-Point <i>Face landmarks</i>	Digunakan untuk mengekstraksi 68 titik koordinat spasial anatomi wajah, meliputi area mata, hidung, mulut, dan garis rahang.
<i>Head Pose</i> Estimation	Digunakan untuk mengalkulasi rasio pergerakan arah wajah berdasarkan sumbu <i>Yaw</i> dan <i>Pitch</i> guna menentukan status tingkat atensi.
Emotion Recognition	Digunakan untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan probabilitas ekspresi emosi pengguna secara <i>real-time</i> .

Berdasarkan Tabel 4.10, pemrosesan Face Detection dieksekusi secara imperatif sebagai gerbang utama sebelum analisis lanjutan dapat dilakukan. Apabila area wajah tervalidasi, sistem langsung mengeksekusi ekstraksi 68-Point *Face landmarks* untuk mendapatkan peta detail anatomi wajah pengguna.

Peta koordinat landmark tersebut kemudian diolah melalui dua fungsi utama. Pertama, pada proses *Head Pose* Estimation, sistem menghitung perubahan posisi relatif antar titik wajah untuk mengidentifikasi arah pandangan subjek. Kalkulasi rasio *Yaw* dan *Pitch* ini memungkinkan sistem untuk membedakan secara presisi apakah pengguna sedang menghadap lurus (Fokus), menoleh ke samping, menunduk, atau mendongak.

Hak Cipta :

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

Hak Cipta :

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

Informasi geometris ini digunakan sebagai indikator utama untuk menyimpulkan status atensi kognitif pengguna selama proses pemantauan.

Kedua, sistem menerapkan Emotion Recognition untuk menganalisis probabilitas ekspresi mikro pada wajah dan mengklasifikasikannya ke dalam beberapa kategori emosi dasar, seperti *neutral*, *happy*, *sad*, *angry*, dan *surprised*. Seluruh entitas data dari fitur analisis wajah ini kemudian disatukan sebagai komponen esensial dalam pipeline analitik perilaku multimodal untuk menghasilkan wawasan pemantauan yang komprehensif.

4.3.1.4.3 Rendering Visualisasi dan Overlay Interaktif

Tahap operasional visual pada pemrosesan sisi klien (*Client-side*) diakhiri dengan proses rendering dan pelapisan (*overlay*) interaktif menggunakan elemen HTML5 <canvas>. Pada tahap ini, kanvas tidak sekadar menampilkan luaran dari model Face-API.js, melainkan bertindak sebagai titik integrasi visual (*visual integration layer*) yang menggabungkan seluruh modalitas data analitik secara waktu-nyata (*real-time*).

Proses rendering dilakukan dengan menyinkronkan payload data deteksi aksi (YOLOv11) yang dikirim dari peladen dengan hasil kalkulasi analitik wajah (Face-API.js) yang diproses secara lokal. Seluruh entitas informasi—mulai dari kotak pembatas objek, pemetaan landmark, arah pandangan, probabilitas emosi, hingga identitas pelacakan (Tracking ID)—divisualisasikan secara serentak ke dalam satu tampilan antarmuka interaktif.

Untuk menghindari penumpukan informasi kognitif (*cognitive overload*) pada pengguna, sistem menerapkan kode warna (*color coding*) yang berbeda pada kotak pembatas dan label. Pendekatan ini memudahkan administrator dalam membedakan mana visualisasi yang berasal dari inferensi postur tubuh (YOLO) dan mana yang berasal dari inferensi wajah (Face-API). Siklus rendering ini dieksekusi berulang kali per frame agar overlay senantiasa presisi mengikuti pergerakan objek pada elemen video dasar. Rincian komponen visualisasi yang dirender pada kanvas disajikan pada Tabel 4.11.

Tabel 4. 11 Komponen Visualisasi

Komponen Visualisasi	Fungsi
<i>Bounding box</i> YOLOv11	Menampilkan area deteksi aksi manusia hasil inferensi model YOLOv11
<i>Bounding box</i> Wajah	Menampilkan area deteksi wajah hasil analisis Face-API.js
<i>Face landmarks</i>	Menampilkan titik-titik landmark wajah pengguna
Tracking ID	Menampilkan identitas unik wajah yang sedang dipantau
Label Emosi	Menampilkan hasil klasifikasi ekspresi emosi pengguna
Status Fokus	Menampilkan informasi fokus pengguna berdasarkan arah wajah
Overlay Canvas	Digunakan sebagai media visualisasi seluruh hasil analisis secara <i>real-time</i>

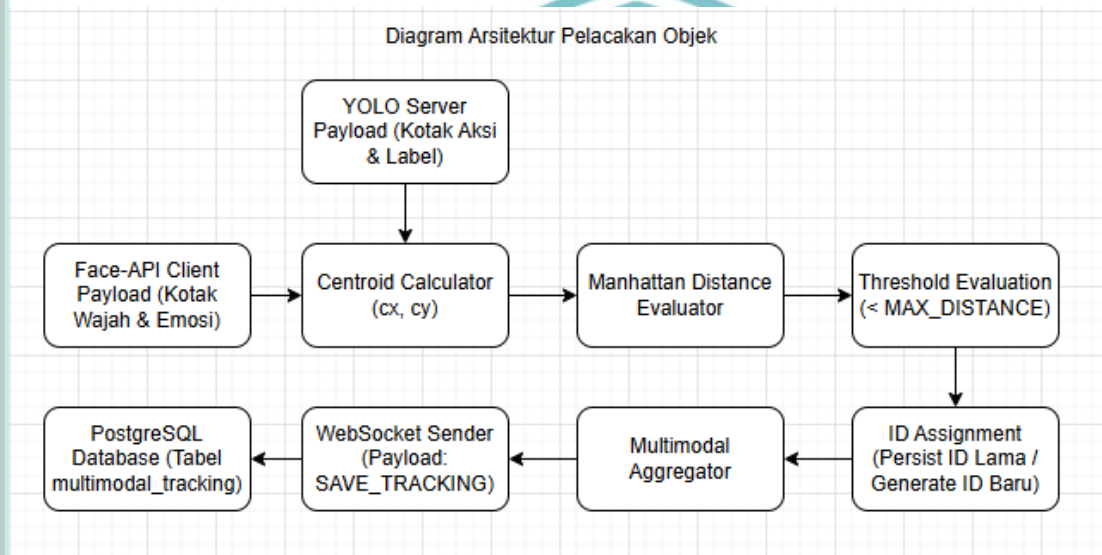
Berdasarkan Tabel 4.11, *Bounding box* YOLOv11 dan *Bounding box* Wajah berfungsi sebagai indikator spasial utama yang membantu pengguna melacak pergerakan fisik subjek. Di dalam area wajah tersebut, *Face landmarks* digambar secara dinamis untuk memperlihatkan titik-titik krusial seperti mata, hidung, dan garis rahang yang menjadi dasar komputasi.

Pada bagian atas (header) dari kotak pembatas, sistem secara cerdas merender agregasi teks yang mencakup Tracking ID untuk mempertahankan identitas pengguna antarfoto (cross-frame), serta Label Emosi dan Status Fokus sebagai indikator kondisi kognitif subjek. Seluruh elemen komposit ini dilukis pada satu Overlay Canvas transparan. Melalui perpaduan visualisasi ini, sistem mampu menyajikan dasbor pemantauan analitik multimodal yang sangat kaya akan informasi, interaktif, namun tetap beroperasi secara ringan di dalam peramban pengguna.

4.3.1.5 Implementasi Object Tracking menggunakan *Manhattan Distance*

Setelah sistem berhasil memproses deteksi postur tubuh dari peladen dan analisis wajah dari sisi klien secara paralel, tahapan krusial berikutnya adalah mengintegrasikan kedua

modalitas tersebut dan menjaga persistensi identitas subjek antarfoto (*cross-frame*). Untuk memenuhi kebutuhan tersebut, sistem mengimplementasikan mekanisme pelacakan objek (*Object Tracking*) menggunakan perhitungan jarak *Manhattan Distance*. Arsitektur integrasi dan pelacakan data ini diilustrasikan pada Gambar 4.21.



Gambar 4. 21 Diagram Arsitektur Pelacakan Objek

Berdasarkan Gambar 4.21, aliran integrasi bermula dengan diterimanya dua sumber data spasial: *YOLO Server Payload* dan *Face-API Client Payload*. Data dari kedua sumber ini masuk ke *Centroid Calculator* yang bertugas menentukan titik pusat (titik centroid \$c_x, c_y\$) dari kotak pembatas objek pada frame saat ini. Titik pusat tersebut diteruskan ke *Manhattan Distance Evaluator* untuk mengalkulasi selisih jarak absolut perpindahan posisi dengan objek pada frame sebelumnya.

Pendekatan *Manhattan Distance* dipilih karena beban komputasinya yang jauh lebih ringan dan sederhana dibandingkan *Euclidean Distance*, sehingga sangat ideal untuk dieksekusi pada sisi klien (browser) tanpa membebani memori. Untuk memastikan proses evaluasi jarak (*Threshold Evaluation*) dan penentuan identitas (*ID Assignment*) berjalan secara presisi, sistem mengandalkan beberapa variabel pengontrol di dalam logikanya. Parameter utama yang dieksekusi pada tahapan pelacakan objek ini dirangkum pada Tabel 4.12.

Tabel 4. 12 Parameter Tracking

Parameter Tracking	Fungsi
Tracking ID	Digunakan sebagai identitas persisten dan unik untuk membedakan setiap wajah/subjek yang terdeteksi.
Centroid Wajah	Digunakan sebagai titik acuan (c_x , c_y) posisi pusat wajah pada kanvas frame video.
<i>Manhattan Distance</i>	Digunakan untuk mengalkulasi nilai kuantitatif perpindahan posisi titik pusat objek antar <i>frame</i> .
Threshold Tracking	Digunakan untuk menentukan batas maksimum toleransi perpindahan wajah agar tetap dianggap sebagai objek yang sama.
Frame Missing Counter	Digunakan untuk menghapus <i>tracking</i> secara otomatis apabila wajah gagal terdeteksi (oklusi) dalam beberapa <i>frame</i> berturut-turut.

Berdasarkan Tabel 4.12, Tracking ID adalah variabel fundamental yang dikelola pada lapisan penugasan identitas. Pada proses pencocokan (*matching*), sistem membandingkan *Manhattan Distance* antartitik Centroid. Apabila nilai jarak perpindahan masih berada di bawah batas Threshold Tracking yang telah ditentukan, sistem secara otomatis akan mempertahankan Tracking ID lama pada wajah tersebut. Selain parameter geometris, sistem juga menerapkan Frame Missing Counter untuk menangani anomali visibilitas. Ketika kondisi wajah terhalang atau keluar dari jangkauan kamera, sistem tidak langsung menghapus data, melainkan menahan ID tersebut. Namun, jika jumlah frame yang terlewat melampaui batas konter yang ditentukan, identitas pelacakan akan dikosongkan untuk menghindari penumpukan data objek tidak aktif.

Pada tahap final, objek-objek yang telah berhasil divalidasi identitas pelacakannya dimasukkan ke dalam Multimodal Aggregator. Komponen ini menyatukan Tracking ID dengan fitur aksinya dan emosinya, mengemasnya menjadi payload data, dan

mengirimkannya melalui *WebSocket* menuju basis data PostgreSQL untuk direkam sebagai riwayat analitik perilaku yang utuh.

4.3.1.6 Implementasi Mesin Analitik dan Agregasi (*Daily Analytics*)

Tahap berikutnya dalam pengembangan sistem adalah implementasi mesin analitik menggunakan framework Flask berbasis bahasa pemrograman Python. Komponen ini berperan sebagai lapisan *backend* yang menghubungkan basis data PostgreSQL dengan antarmuka dashboard analitik pada sistem. Mesin analitik bertanggung jawab dalam melakukan pengambilan data, pemrosesan informasi, serta penyajian hasil analisis ke dalam bentuk visualisasi yang lebih informatif dan mudah dipahami oleh pengguna.

Pada implementasinya, sistem dirancang untuk melakukan pengolahan data secara terstruktur terhadap hasil pemantauan yang telah tersimpan pada basis data. Data tersebut kemudian dianalisis kembali untuk menghasilkan berbagai informasi penting, seperti tingkat fokus pengguna, statistik aktivitas perilaku, distribusi emosi, hingga rekapitulasi hasil deteksi berdasarkan periode tertentu. Selain itu, proses analitik juga mendukung pemantauan data secara *real-time* sehingga dashboard dapat menampilkan kondisi pengguna secara dinamis selama sesi berlangsung.

Secara keseluruhan, mesin analitik pada sistem ini menyediakan dua fungsi utama. Fungsi pertama berupa proses agregasi data historis bulanan yang digunakan untuk menghasilkan ringkasan statistik berdasarkan rentang waktu tertentu, seperti jumlah aktivitas, tingkat atensi rata-rata, dan pola perilaku dominan pengguna. Fungsi kedua berupa proses behavioral *Insights* harian yang berfokus pada analisis perilaku pengguna secara lebih mendalam melalui berbagai perhitungan statistik dan matematis, seperti analisis korelasi, entropy perilaku, distribusi fokus, serta pola perubahan atensi selama sesi pemantauan berlangsung.

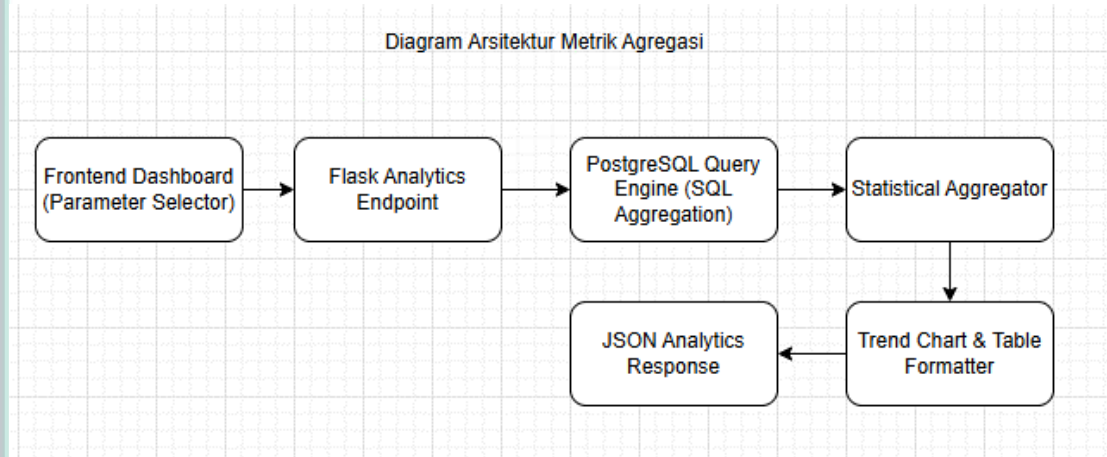
4.3.1.6.1 Kalkulasi Metrik Agregasi Harian dan Bulanan

Untuk mendukung kebutuhan analisis data historis pada dasbor sistem, proses agregasi data tidak dilakukan dengan memindahkan seluruh data mentah ke memori aplikasi *backend*, melainkan diimplementasikan langsung pada *Data Access Layer* menggunakan kueri *Structured Query Language* (SQL). Pendekatan arsitektur ini diterapkan agar proses komputasi analitik menjadi lebih efisien, ringan, dan mampu

Hak Cipta :

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

menangkal *bottleneck* memori saat menangani data pemantauan (*tracking*) dalam jumlah besar. Arsitektur pemrosesan metrik agregasi ini diilustrasikan pada Gambar 4.22.



Gambar 4. 22 Diagram Arsitektur Metrik Agregasi

Berdasarkan Gambar 4.22, struktur pemrosesan metrik analitik dibangun dalam bentuk arsitektur berlapis (*layered architecture*). Permintaan bermula dari *Interface Layer*, di mana pengguna (*administrator*) menentukan parameter bulan dan tahun pada antarmuka *frontend*. Parameter ini kemudian ditangkap oleh *API Layer* pada peladen Flask untuk diterjemahkan menjadi parameter pemrosesan.

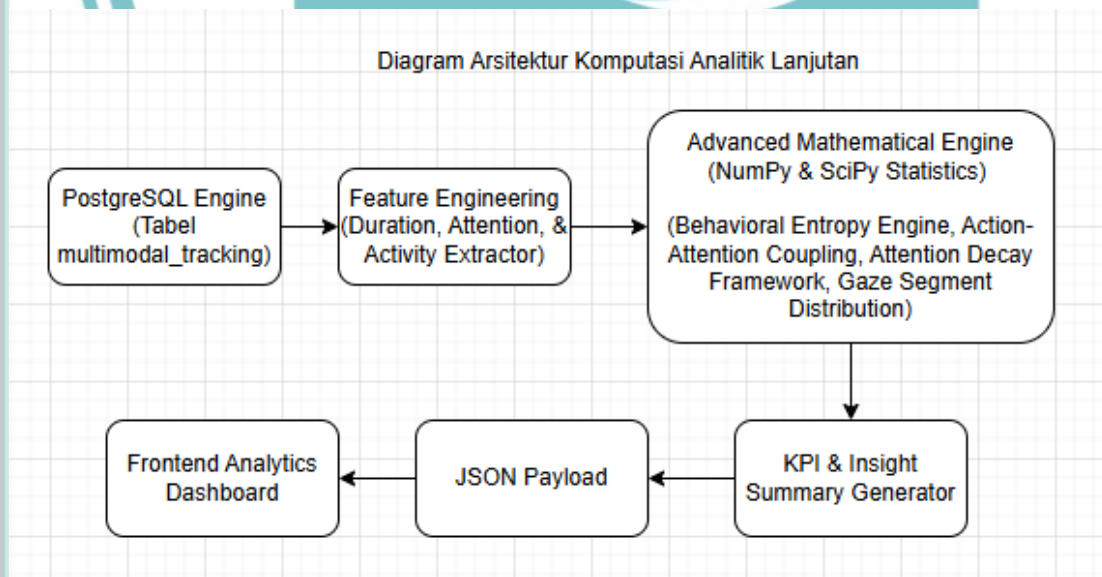
Selanjutnya, *Data Access Layer* menjalankan mesin kueri langsung ke dalam basis data PostgreSQL (pada tabel *multimodal_tracking*). Pada lapisan ini, sistem memanfaatkan fungsi bawaan SQL seperti *EXTRACT()* untuk mengekstraksi dan mengelompokkan data aktivitas (*time-series grouper*) berdasarkan hari, bulan, dan tahun. Sistem juga menginjeksi fungsi *mode()* *WITHIN GROUP* di dalam kueri untuk melakukan pencarian nilai paling dominan pada rentang waktu tersebut secara presisi di level basis data.

Himpunan data yang telah teragregasi tersebut kemudian diserahkan kepada *Core Processing Layer*. Lapisan komputasi statistik ini bertugas merangkum enam metrik utama analitik historis, yang meliputi: total aktivitas, total durasi, rata-rata tingkat atensi, aksi paling dominan, emosi paling dominan, serta memetakan jam aktivitas puncak.

Setelah metrik statistik selesai dikalkulasi, data diproses oleh Formatting Layer untuk direstrukturisasi. Struktur data diubah dari bentuk array atau matriks dasar menjadi format Trend Chart dan Table Data agar kompatibel dengan pustaka visualisasi di *frontend*. Pada tahap final, Output Layer membungkus seluruh data analitik tersebut ke dalam format struktur antarmuka JavaScript Object Notation (JSON), lalu mengirimkannya kembali ke dasbor pengguna untuk di- render menjadi grafik dan ringkasan pemantauan yang interaktif.

4.3.1.6.2 Implementasi Kalkulasi Matematika Lanjut (*Advanced Insights*)

Selain mengeksekusi rekapitulasi statistik deskriptif makro, sistem juga dirancang untuk memproduksi analisis perilaku mendalam (*behavioral Insights*) melalui pemrosesan matematika lanjut berbasis *session-by-session*. Tahap ini diimplementasikan menggunakan arsitektur komputasi saintifik memanfaatkan pustaka Numpy dan Scipy Statistic pada lingkungan peladen Flask. Pendekatan arsitektur ini bertujuan untuk mengekstrak anomali perilaku, mengukur fluktuasi fokus, serta mengalkulasi korelasi statistik secara presisi dari data runtun waktu (*time-series*). Arsitektur pemrosesan matematika lanjut ini ditunjukkan pada Gambar 4.23.



Gambar 4. 23 Diagram Arsitektur Komputasi Analitik Lanjutan

Berdasarkan Gambar 4.23, struktur pemrosesan metrik analitik dibangun dalam bentuk arsitektur berlapis yang mengalir secara sekuensial. Aliran pemrosesan bermula pada

Hak Cipta :

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

komponen *PostgreSQL Engine* khususnya pada tabel *multimodal_tracking* yang berfungsi sebagai gerbang ekstraksi data mentah (*raw data fetching*) dari basis data untuk mengisolasi himpunan data spesifik berdasarkan ID sesi pemantauan pengguna yang sedang dievaluasi. Setelah data berhasil diisolasi, aliran data diteruskan ke komponen *Feature Engineering (Duration, Attention, & Activity Extractor)* untuk dilakukan transformasi data mentah menjadi parameter matriks komputasi. Pada lapisan ini, sistem mengalkulasi durasi absolut per aktivitas, akumulasi durasi fokus kontinu (*attention duration*), serta volume frekuensi kemunculan perilaku dalam interval waktu tertentu.

Data yang telah ditransformasikan tersebut kemudian masuk ke dalam *Advanced Mathematical Engine (NumPy & SciPy Statistics)* yang merupakan komponen inti tempat dilakukannya komputasi ilmiah tingkat lanjut terhadap matriks runtun waktu. Di dalam komponen ini, sistem mengeksekusi empat fungsi kalkulasi sub-sistem secara simultan menggunakan pustaka *numpy* dan *SciPy*. Proses di dalam mesin matematika ini meliputi pengujian *Behavioral entropy Engine* untuk mengukur tingkat variabilitas perilaku fisik berdasarkan distribusi probabilitas kemunculan aksi, di mana nilai entropi yang tinggi mengindikasikan ketidaktenangan (*restlessness*) dari subjek. Secara linear, sistem juga menjalankan modul *Action-Attention Coupling* menggunakan metode Koefisien Korelasi Pearson untuk membuktikan derajat hubungan statistik antara intensitas pergerakan fisik dengan tingkat atensi kognitif subjek. Selain itu, aspek dinamika perhatian dianalisis melalui *Attention decay Framework* guna mendeteksi pola penurunan tingkat konsentrasi pengguna dari waktu ke waktu, yang kemudian dipetakan oleh komponen *Gaze Segment Distribution* ke dalam bentuk distribusi histogram frekuensi untuk memvisualisasikan konsistensi rentang perhatian subjek berdasarkan klaster durasi waktu tertentu.

Setelah seluruh kalkulasi ilmiah dari *Advanced Mathematical Engine* selesai dilakukan, luaran numerik tersebut dialirkan menuju komponen *KPI & InsightsSummary Generator*. Lapisan agregator ini bertugas mengintegrasikan skor matematis abstrak menjadi matriks indikator kinerja utama (*Key Performance Indicators*) serta menerjemahkannya ke dalam interpretasi tekstual wawasan perilaku

Hak Cipta :

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

yang mudah dipahami. Hasil akhir dari generator ini kemudian dibungkus oleh komponen *JSON Payload* yang berfungsi sebagai penata struktur data akhir untuk ditransmisikan kembali menuju *Interface Layer*. Pada tahap final, data dikirimkan menuju *Frontend Analytics Dashboard* yang bertindak sebagai lapisan antarmuka pengguna pada sisi klien untuk menerima objek data tersebut dan melakukan *rendering* menjadi grafik tren serta tabel analitik yang interaktif secara visual.

4.3.2 Implementasi Antarmuka Pengguna

Tahap implementasi antarmuka pengguna (*user interface*) bertujuan untuk membangun jembatan interaksi yang intuitif antara pengguna dan sistem analitik. Secara visual, antarmuka ini dirancang menggunakan tata letak berbasis *sidebar* (bilah navigasi samping) yang diposisikan secara statis di sebelah kiri layar. Pemilihan tata letak ini bertujuan untuk memberikan kemudahan bagi pengguna dalam melakukan perpindahan antar menu utama secara cepat, sekaligus menyediakan ruang tampilan (*workspace*) yang lebih luas dan optimal di bagian tengah untuk menyajikan visualisasi data yang padat.

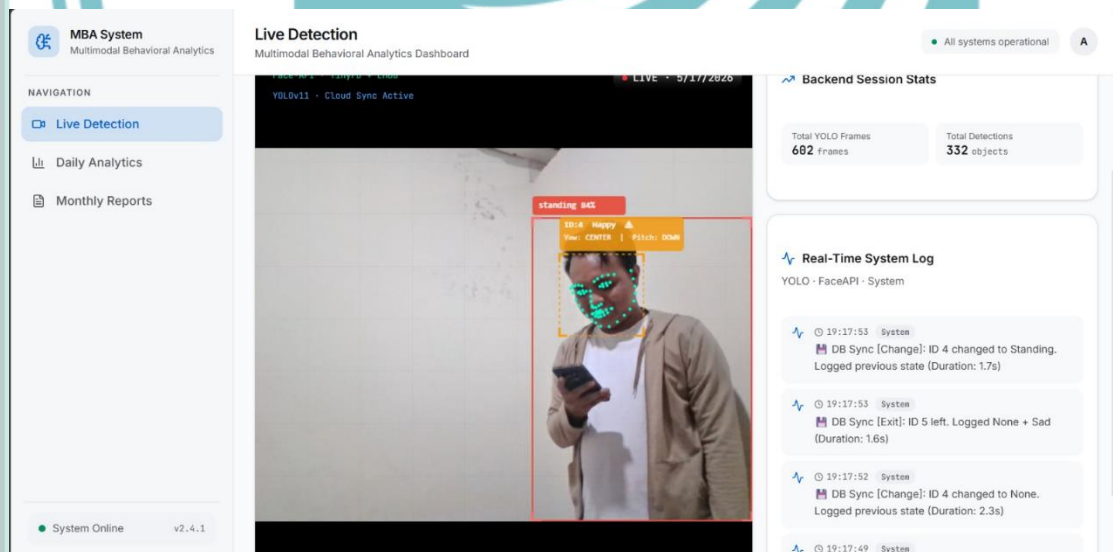
Pengembangan antarmuka sistem dibangun menggunakan teknologi web modern yang berfokus pada pengalaman pengguna (*User Experience / UX*) yang dinamis. Desain halaman dirancang dengan pendekatan responsif (*responsive design*), yang berarti struktur tata letak, ukuran komponen, dan skala grafik akan menyesuaikan secara otomatis dengan resolusi layar perangkat yang digunakan oleh administrator. Pendekatan ini memastikan bahwa proses pemantauan dan evaluasi data tetap dapat diakses secara proporsional dan nyaman, baik melalui monitor komputer berskala besar maupun layar perangkat portabel.

Lebih lanjut, implementasi antarmuka pada sistem pemantauan multimodal ini mengemban tugas krusial untuk menerjemahkan data mentah hasil inferensi kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*) menjadi informasi visual yang mudah dicerna. Melalui antarmuka ini, pengguna disuguhkan berbagai modul fungsional, mulai dari pemantauan kamera secara langsung (*Live Detection*) yang dilengkapi *overlay* pelacakan wajah dan aksi, hingga eksplorasi wawasan analitik (*Analytics*

Dashboard) yang disajikan melalui beragam bentuk grafik interaktif, indikator metrik utama (KPI), dan tabel laporan. Dengan demikian, antarmuka pengguna tidak sekadar menjadi media operasional dasar, melainkan bertindak sebagai pusat kendali visual yang komprehensif bagi seluruh ekosistem *behaviour analytics*.

1. Antarmuka *Live Detection*

Antarmuka *Live Detection* merupakan halaman utama yang digunakan untuk melakukan pemantauan proses deteksi secara langsung (*real-time*). Halaman ini dirancang untuk membantu menampilkan hasil deteksi multimodal secara langsung melalui kamera pengguna. Selain menampilkan video secara *real-time*, sistem juga memperlihatkan berbagai informasi analitik seperti deteksi aktivitas, emosi, arah pandangan, serta log aktivitas sistem yang terjadi selama proses pengamatan berlangsung. Implementasi halaman *Live Detection* dapat dilihat pada Gambar 4.24 dan Gambar 4.25.



Gambar 4. 24 Tampilan *Live Detection*

Berdasarkan Gambar 4.24, bagian utama halaman menampilkan tampilan kamera secara langsung yang telah dilengkapi dengan hasil deteksi dari sistem. Pada area video, sistem menampilkan *bounding box* pada objek manusia yang terdeteksi beserta informasi aktivitas yang sedang dilakukan, seperti *standing*. Selain itu, sistem juga menampilkan hasil analisis emosi, arah pandangan kepala (*Yaw* dan *Pitch*), serta titik

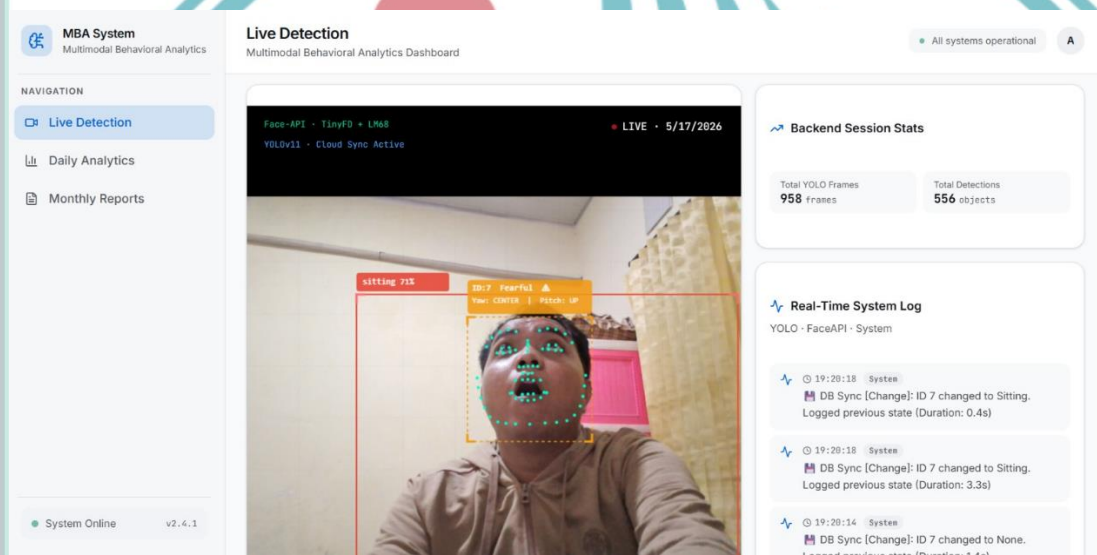
© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

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

landmark wajah hasil deteksi Face-API. Informasi tersebut divisualisasikan secara langsung di atas tampilan video sehingga memudahkan pengguna dalam memantau kondisi subjek secara *real-time*.

Pada bagian kanan halaman terdapat panel *Backend Session Stats* yang menampilkan jumlah frame yang telah diproses oleh model YOLO serta total objek yang berhasil dideteksi selama sesi berlangsung. Di bawahnya terdapat panel *Real-time System Log* yang berisi catatan aktivitas sistem secara kronologis, seperti perubahan aktivitas, sinkronisasi data ke database, serta hasil analisis emosi yang terdeteksi oleh sistem.



Gambar 4. 25 Menampilkan Proses Deteksi

Selanjutnya, berdasarkan Gambar 4.25, sistem kembali menampilkan proses deteksi *real-time* dengan kondisi subjek yang berbeda. Pada tampilan ini, aktivitas yang terdeteksi adalah *sitting* dengan tingkat keyakinan tertentu, disertai hasil analisis emosi *fearful*. Sistem juga menampilkan arah pandangan kepala yang mengarah ke atas (*Pitch up*) dan posisi pandangan ke tengah (*Yaw center*). Informasi tersebut menunjukkan bahwa sistem mampu melakukan analisis multimodal secara bersamaan, meliputi aktivitas fisik, ekspresi wajah, serta arah pandangan pengguna.

Selain itu, panel *Backend Session Stats* pada gambar ini menunjukkan peningkatan jumlah frame dan objek yang telah diproses dibandingkan sesi sebelumnya. Panel *Real-time System Log* juga terus diperbarui secara otomatis sesuai perubahan kondisi yang

terdeteksi oleh sistem. Hal ini menunjukkan bahwa antarmuka *Live Detection* mampu menjalankan proses pemantauan dan pencatatan data secara *real-time* selama sesi pemantauan berlangsung.

2. Antarmuka *Daily Analytics*

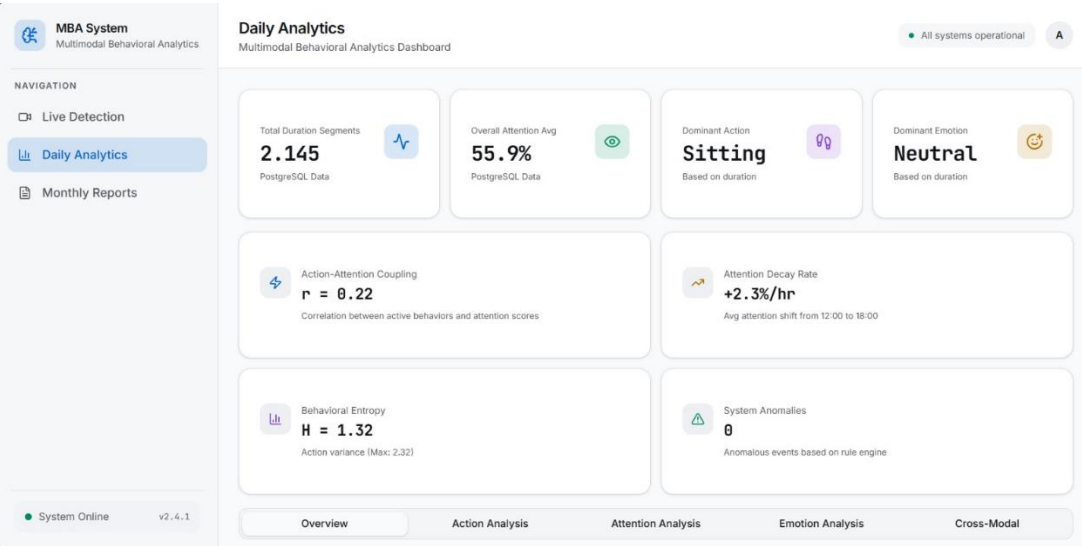
Antarmuka *Daily Analytics* digunakan untuk menyajikan hasil analisis data harian dalam bentuk dashboard yang informatif dan mudah dipahami. Data yang diperoleh dari proses deteksi *Computer Vision* diolah menjadi visualisasi yang terstruktur sehingga pengguna dapat memantau kondisi perilaku, tren emosi, serta tingkat perhatian subjek secara lebih jelas dan mendalam. Halaman ini terdiri dari panel indikator utama pada bagian atas dan beberapa tab analisis khusus pada bagian bawah untuk menampilkan informasi secara lebih detail.

A. Panel Indikator Utama (KPI & *Insights*)

Panel indikator utama merupakan bagian awal pada halaman *Daily Analytics* yang berfungsi untuk menampilkan ringkasan informasi penting dari hasil analisis perilaku harian. Pada bagian ini, pengguna dapat melihat berbagai indikator utama secara cepat tanpa perlu membaca keseluruhan data analisis. Informasi yang ditampilkan mencakup hasil pemantauan tingkat perhatian, aktivitas dominan, emosi dominan, serta beberapa *Insights* tambahan yang dihasilkan oleh sistem. Dengan adanya panel ini, pengguna dapat lebih mudah memahami kondisi umum subjek dan mengetahui perubahan perilaku yang terjadi berdasarkan data yang telah diproses oleh sistem. Antarmuka panel indikator utama pada halaman *Daily Analytics* dapat dilihat pada Gambar 4.25.

Hak Cipta :

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



Gambar 4. 26 Halaman *Daily Analytics* (Panel Indikator Utama)

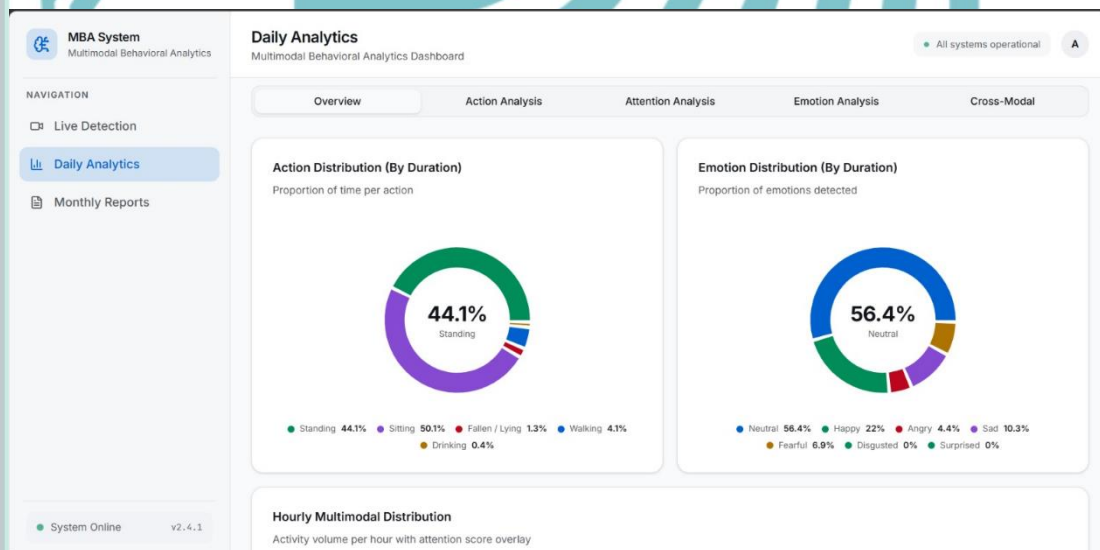
Berdasarkan Gambar 4.26, bagian atas halaman *Daily Analytics* menampilkan ringkasan informasi utama dalam bentuk beberapa kartu indikator (card) yang berfungsi memberikan gambaran umum kondisi analisis perilaku harian. Pada baris pertama terdapat empat indikator utama, yaitu *Total Duration Segments* yang menunjukkan total durasi data yang dianalisis, *Overall Attention Avg* yang menampilkan rata-rata tingkat perhatian subjek, *Dominant Action* yang menunjukkan aktivitas yang paling sering dilakukan, serta *Dominant Emotion* yang menampilkan emosi yang paling dominan selama proses pengamatan. Informasi ini membantu pengguna memahami kondisi umum subjek secara cepat saat pertama kali membuka dashboard.

Selanjutnya, pada baris kedua ditampilkan beberapa indikator analisis lanjutan atau system *Insights* yang dihasilkan dari proses pengolahan data oleh sistem. Indikator tersebut meliputi *Action-Attention Coupling* untuk menunjukkan hubungan antara aktivitas dan tingkat perhatian, *Attention decay Rate* yang menggambarkan penurunan fokus dalam periode tertentu, *Behavioral entropy* yang menunjukkan tingkat variasi perilaku subjek, serta *System Anomalies* yang menampilkan jumlah anomali yang terdeteksi oleh sistem. Melalui informasi ini, pengguna dapat melakukan evaluasi

perilaku secara lebih mendalam tanpa harus melihat keseluruhan grafik analisis secara manual.

B. Tab Overview (Ringkasan Harian)

Tab Overview merupakan bagian yang menampilkan ringkasan visual dari keseluruhan hasil analisis perilaku harian. Pada tab ini, data yang telah diproses oleh sistem disajikan dalam bentuk grafik dan timeline sehingga lebih mudah dipahami oleh pengguna. Informasi yang ditampilkan meliputi distribusi aktivitas, distribusi emosi, perubahan perilaku berdasarkan waktu, hingga daftar anomali yang terdeteksi selama proses pengamatan. Dengan adanya tampilan ini, pengguna dapat melihat pola perilaku subjek secara lebih ringkas dan terstruktur. Antarmuka Tab Overview dapat dilihat pada Gambar 4.27.



Gambar 4. 27 Halaman *Daily Analytics* (Tab Overview)

Berdasarkan Gambar 4.27, bagian atas tab menampilkan dua grafik donat (donut chart) yang digunakan untuk menunjukkan distribusi aktivitas dan emosi berdasarkan durasi waktu pengamatan. Grafik pertama memperlihatkan persentase aktivitas yang dilakukan subjek, seperti *sitting*, *standing*, *walking*, dan aktivitas lainnya. Sementara itu, grafik kedua menampilkan distribusi emosi yang terdeteksi, seperti *neutral*, *happy*, *sad*, *angry*, dan emosi lainnya. Pada bagian tengah grafik, sistem menampilkan

Hak Cipta :

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

kategori yang paling dominan beserta persentasenya sehingga pengguna dapat langsung mengetahui aktivitas dan emosi yang paling sering muncul.

Selanjutnya, pada bagian tengah halaman terdapat grafik distribusi multimodal per jam yang disajikan dalam bentuk stacked bar chart dan line chart. Diagram batang bertumpuk digunakan untuk memperlihatkan jumlah aktivitas yang terjadi pada jam tertentu, sedangkan grafik garis menunjukkan rata-rata skor atensi pada periode waktu yang sama. Melalui grafik ini, pengguna dapat melihat hubungan antara aktivitas fisik dan tingkat perhatian subjek sepanjang waktu pengamatan.

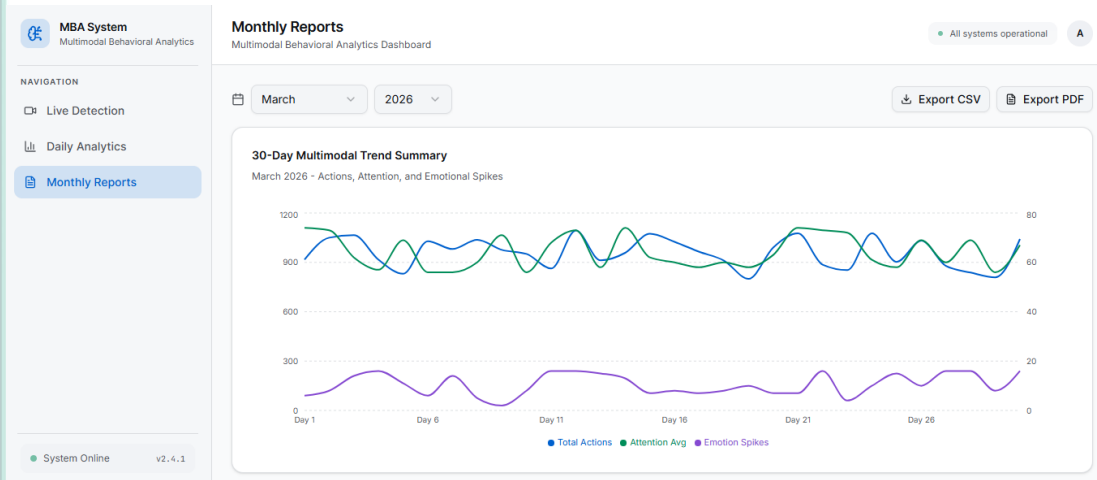
Pada bagian bawah tab ditampilkan Anomaly Timeline, yaitu daftar kronologis yang berisi informasi anomali yang terdeteksi oleh sistem. Setiap data anomali menampilkan waktu kejadian, tingkat keparahan, jenis anomali, serta sumber kamera yang digunakan. Fitur ini membantu pengguna dalam melakukan pemantauan dan evaluasi terhadap kejadian yang dianggap tidak normal selama proses analisis berlangsung.

3. Antarmuka Monthly Reports

Antarmuka *Monthly Reports* digunakan untuk menampilkan ringkasan dan tren perilaku multimodal dalam periode bulanan. Halaman ini membantu pengguna melakukan pemantauan data secara lebih menyeluruh melalui visualisasi grafik dan tabel laporan harian. Selain digunakan untuk melihat perkembangan perilaku dari waktu ke waktu, halaman ini juga menyediakan fitur rekapitulasi data yang dapat diekspor ke dalam bentuk dokumen. Dengan tampilan yang terstruktur, pengguna dapat lebih mudah melakukan evaluasi terhadap hasil analisis yang telah tersimpan di dalam sistem. Antarmuka grafik tren bulanan pada halaman *Monthly Reports* dapat dilihat pada Gambar 4.28.

Hak Cipta :

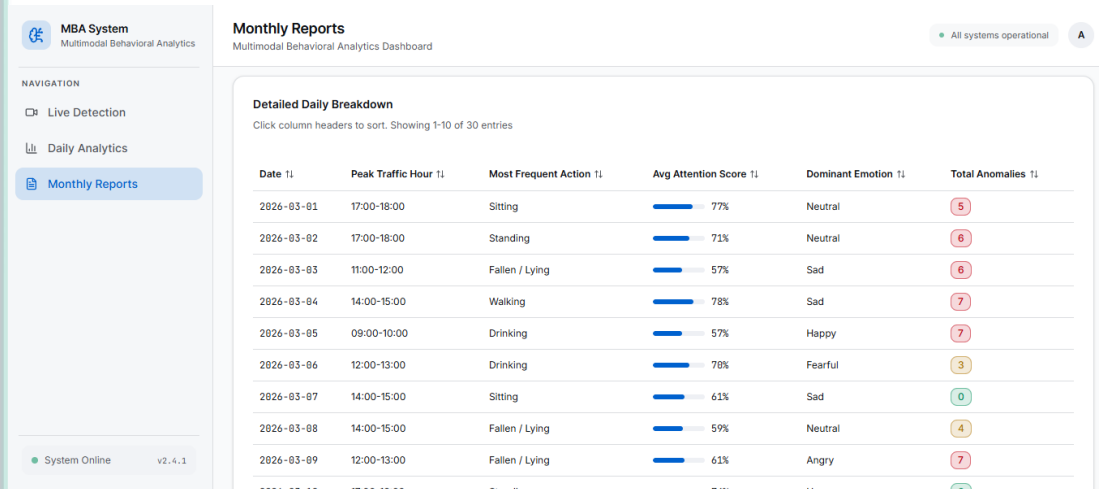
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian , penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan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



Gambar 4. 28 Halaman Monthly Reports

Berdasarkan Gambar 4.28, bagian atas halaman menyediakan filter bulan dan tahun yang digunakan untuk menentukan periode laporan yang ingin ditampilkan. Setelah data dipilih, sistem akan menampilkan grafik tren selama 30 hari dalam bentuk line chart. Grafik tersebut memperlihatkan perubahan beberapa indikator utama, seperti total aktivitas, rata-rata atensi, dan lonjakan emosi selama periode pengamatan. Melalui grafik ini, pengguna dapat melihat pola kenaikan maupun penurunan kondisi perilaku dari hari ke hari secara lebih mudah dan visual.

Selain itu, pada bagian kanan atas tersedia tombol Export CSV dan Export PDF yang digunakan untuk mengunduh hasil laporan dalam format dokumen. Fitur ini memudahkan pengguna untuk menyimpan, mencetak, atau membagikan hasil analisis yang telah dihasilkan oleh sistem.



Gambar 4. 29 Menampilkan Tabel Detail Daily Breakdown

Selanjutnya, berdasarkan Gambar 4.28, bagian bawah halaman menampilkan tabel *Detailed Daily Breakdown* yang berisi ringkasan data harian secara lebih rinci. Tabel ini memuat beberapa informasi penting, seperti tanggal pengamatan, waktu aktivitas tertinggi, aktivitas yang paling dominan, rata-rata skor atensi, emosi dominan, serta jumlah anomali yang terdeteksi oleh sistem pada hari tersebut.

Melalui tabel ini, pengguna dapat melakukan analisis data harian secara lebih detail dan membandingkan kondisi perilaku antar hari dalam satu periode laporan. Informasi yang tersusun dalam bentuk tabel juga membantu pengguna menemukan pola tertentu atau mendeteksi perubahan perilaku yang signifikan selama proses pemantauan berlangsung.

4.4 Pengujian Sistem

Pada tahap ini, sistem yang telah berhasil dikembangkan hingga mencapai bentuk *Minimum Viable Product* (MVP) selanjutnya dilakukan proses pengujian untuk mengevaluasi performa dan fungsionalitas sistem secara menyeluruh. Pengujian dilakukan guna memastikan bahwa seluruh komponen sistem dapat berjalan sesuai dengan kebutuhan fungsional maupun non-fungsional yang telah dijelaskan pada subbab identifikasi kebutuhan sebelumnya.

Selain itu, proses pengujian juga bertujuan untuk mengetahui tingkat keberhasilan implementasi model, kestabilan sistem saat dijalankan secara *real-time*, serta akurasi

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

hasil analisis yang dihasilkan oleh sistem. Pengujian dilakukan pada beberapa komponen utama, seperti model deteksi manusia, klasifikasi aksi, *object tracking* menggunakan *Manhattan Distance*, hingga proses analitik harian pada dashboard sistem.

Melalui tahap pengujian ini, peneliti dapat mengidentifikasi berbagai kekurangan, kendala, maupun potensi kesalahan yang masih terdapat pada sistem. Hasil evaluasi tersebut nantinya dapat digunakan sebagai bahan pengembangan lebih lanjut untuk meningkatkan kualitas sistem pada versi berikutnya agar menjadi lebih stabil, akurat, dan optimal dalam mendukung proses analisis perilaku multimodal selama sesi pemantauan berlangsung.

Untuk memperoleh hasil evaluasi performa yang valid, konsisten, dan dapat dipertanggungjawabkan secara ilmiah, keseluruhan proses evaluasi sistem ini dijalankan berdasarkan penetapan skenario pengujian yang terukur. Skenario pengujian sistem dirancang secara spesifik untuk merepresentasikan lingkungan operasional nyata (*real-world environment*). Rincian batasan dan kondisi operasional dari skenario pengujian yang diterapkan dalam tahap evaluasi ini dirangkum pada Tabel 4.13.

Tabel 4. 13 Parameter Skenario Pengujian

Parameter Skenario	Kondisi Pengujian	Tujuan
Beban Objek Maksimal (Standard Use Case)	Sistem melakukan pemrosesan maksimal 5 (lima) objek manusia secara bersamaan dalam satu frame video pada antarmuka <i>Live Detection</i> .	Merepresentasikan kondisi penggunaan normal pada sistem monitoring multimodal tanpa memberikan beban komputasi berlebih yang dapat memengaruhi performa sistem.
Variasi Dinamika Perilaku	Subjek melakukan berbagai aktivitas seperti duduk, berdiri, berjalan,	Memastikan proses inferensi YOLOv11 dan Face-API.js dapat berjalan

Hak Cipta :

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

© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

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

	mengubah ekspresi wajah, serta menggerakkan arah kepala selama proses monitoring berlangsung.	secara dinamis sesuai perubahan perilaku pengguna pada kondisi nyata.
Perangkat dan Lingkungan Klien	Pengguna menggunakan komputer atau laptop standar dengan kamera web (webcam) resolusi High Definition (720p) dan peramban web modern.	Menyesuaikan spesifikasi perangkat minimum yang umum digunakan pengguna saat menjalankan sistem monitoring berbasis web.
Topologi Jaringan dan Transmisi	Proses komunikasi data dilakukan menggunakan protokol <i>WebSocket</i> secara <i>real-time</i> pada jaringan broadband yang stabil tanpa aktivitas jaringan tambahan yang signifikan.	Memastikan pengukuran <i>Quality of Service (QoS)</i> merepresentasikan performa komunikasi data sistem secara murni tanpa dipengaruhi faktor eksternal lainnya.
Durasi Pengambilan Sampel	Pengambilan data monitoring dan log sistem dilakukan secara kontinu selama 5–10 menit pada setiap sesi pengujian.	Menguji stabilitas sistem selama proses operasional berlangsung dan memastikan tidak terjadi penurunan performa maupun kebocoran memori (memory leak).

Melalui penetapan batasan skenario pengujian pada Tabel 4.13 tersebut, hasil ekstraksi data yang diperoleh pada tahap analisis kualitas layanan maupun evaluasi performa algoritma pelacakan dapat dipastikan merepresentasikan kinerja sistem secara objektif,

Hak Cipta :

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

akurat, dan sesuai dengan batasan masalah penelitian. Mengacu pada landasan skenario operasional tersebut, penjabaran hasil evaluasi pada tahap selanjutnya akan diklasifikasikan ke dalam dua fokus pembahasan utama. Pembahasan pertama akan diuraikan secara mendalam pada subbab Analisis Hasil Pengujian Model guna memvalidasi tingkat akurasi, presisi, dan keandalan algoritma kecerdasan buatan yang bertugas mengekstraksi data perilaku. Setelah performa model divalidasi, evaluasi akan dilanjutkan pada subbab Analisis Hasil Pengujian Sistem yang secara khusus ditujukan untuk mengukur metrik stabilitas dan kapabilitas pipa jaringan (Quality of Service) saat aplikasi melakukan transmisi dan sinkronisasi data secara *real-time*.

4.4.1 Analisis Hasil Pengujian Model

Pada tahap ini dilakukan analisis terhadap seluruh model dan komponen utama yang digunakan dalam sistem multimodal behavior analytics. Analisis bertujuan untuk mengevaluasi performa sistem dalam melakukan deteksi manusia, klasifikasi aksi, analisis wajah, object tracking, serta pengolahan data analitik secara *real-time*. Melalui proses pengujian ini, dapat diketahui tingkat akurasi, kestabilan, serta efisiensi sistem ketika dijalankan selama sesi pemantauan berlangsung.

Pengujian pertama dilakukan pada model deteksi manusia dan klasifikasi aksi yang diimplementasikan menggunakan arsitektur YOLOv11. Model ini digunakan untuk mendeteksi keberadaan manusia sekaligus mengenali aktivitas pengguna seperti *standing*, *walking*, *sitting*, dan aktivitas lainnya berdasarkan frame video yang diterima sistem secara *real-time*. Evaluasi model dilakukan menggunakan *confusion matrix* serta metrik evaluasi seperti *precision*, *recall*, *F1-score*, dan *mean Average Precision* (mAP). Pengujian tersebut bertujuan untuk mengetahui kemampuan model dalam mengenali objek manusia dan mengklasifikasikan aktivitas secara akurat pada berbagai kondisi frame video.

Selain pengujian model deteksi, dilakukan pula pengujian pada implementasi analisis wajah menggunakan Face-API.js. Pengujian ini mencakup kemampuan sistem dalam mendeteksi wajah, mengenali *face landmarks*, membaca arah pandangan kepala (*Yaw* dan *Pitch*), serta mengidentifikasi ekspresi emosi pengguna selama sesi pemantauan

Hak Cipta :

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

berlangsung. Evaluasi dilakukan dengan mengamati konsistensi hasil deteksi wajah dan kestabilan pembacaan ekspresi pada berbagai kondisi pencahayaan dan posisi wajah pengguna.

Selanjutnya, sistem juga diuji pada mekanisme object tracking menggunakan metode *Manhattan Distance*. Pengujian dilakukan untuk memastikan bahwa sistem mampu mempertahankan identitas pengguna (tracking ID) secara konsisten pada setiap frame video. Evaluasi tracking difokuskan pada kemampuan sistem dalam mengikuti perpindahan posisi wajah pengguna tanpa menghasilkan identitas baru secara berulang ketika terjadi perubahan posisi maupun pergerakan kecil pada video.

Pengujian berikutnya dilakukan pada komponen mesin analitik harian dan agregasi data. Pengujian ini bertujuan untuk memastikan bahwa sistem mampu mengolah data aktivitas pengguna menjadi informasi analitik secara tepat dan terstruktur. Evaluasi dilakukan terhadap proses kalkulasi statistik harian dan bulanan, seperti total aktivitas, durasi fokus, aksi dominan, emosi dominan, serta visualisasi dashboard analitik.

Selain itu, dilakukan pula pengujian terhadap implementasi advanced *Insights analytics* yang memanfaatkan pendekatan matematis dan statistika. Pengujian ini mencakup perhitungan *behavioral entropy* untuk mengukur variasi perilaku pengguna, action-attention coupling menggunakan *Pearson Correlation* untuk mengetahui hubungan antara aktivitas dan tingkat fokus, serta *attention decay* untuk menganalisis perubahan tingkat perhatian pengguna berdasarkan distribusi waktu. Hasil pengujian digunakan untuk mengetahui kemampuan sistem dalam menghasilkan *Insights* perilaku yang lebih mendalam selama sesi pemantauan berlangsung.

Melalui keseluruhan proses pengujian tersebut, penulis dapat mengidentifikasi tingkat performa, kelebihan, serta keterbatasan dari setiap komponen sistem yang dikembangkan. Hasil evaluasi ini juga menjadi dasar untuk mengetahui sejauh mana sistem telah memenuhi kebutuhan fungsional maupun non-fungsional yang telah ditentukan pada tahap analisis kebutuhan sebelumnya, sekaligus menjadi acuan untuk pengembangan sistem pada tahap selanjutnya.

4.4.1.1 Analisis Hasil Pengujian Model Yolo

Tahap pengujian model YOLOv11 dilakukan untuk mengetahui performa model dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan aktivitas manusia berdasarkan dataset yang telah digunakan pada proses pelatihan. Evaluasi model dilakukan menggunakan beberapa metrik pengujian utama, yaitu *Precision*, *Recall*, *F1-score*, dan *mean Average Precision (mAP@50)*. Pengujian ini bertujuan untuk mengukur tingkat akurasi model dalam mengenali objek manusia beserta aksi yang dilakukan pada berbagai kondisi citra dan video. Hasil evaluasi pengujian model YOLOv11 telah dirangkum pada Tabel 4.14.

Tabel 4. 14 Hasil Evaluasi Pengujian Model YOLOv11

Metrik	Evaluasi
Mean <i>Precision</i>	0.618
Mean <i>Recall</i>	0.611
Mean <i>F1-score</i>	0.614
mAP@50	0.607

Berdasarkan Tabel 4.14, model YOLOv11 memperoleh nilai Mean *Precision* sebesar 0.618 yang menunjukkan bahwa sebagian besar hasil prediksi model memiliki tingkat ketepatan yang cukup baik terhadap objek sebenarnya. Nilai Mean *Recall* sebesar 0.611 menunjukkan kemampuan model dalam menemukan objek manusia dan aksi yang terdapat pada dataset pengujian.

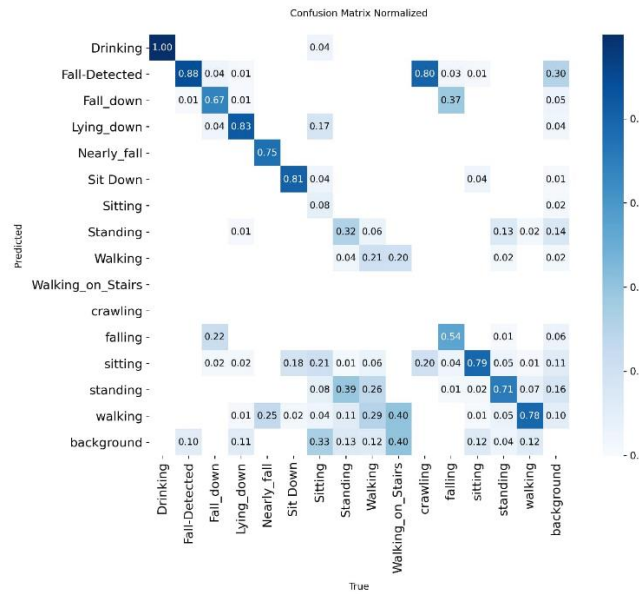
Selain itu, nilai Mean *F1-score* sebesar 0.614 menunjukkan keseimbangan performa antara *precision* dan *recall* pada model deteksi yang digunakan. Sementara itu, nilai mAP@50 sebesar 0.607 menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan deteksi objek yang cukup baik pada ambang Intersection over Union (IoU) sebesar 50%. Secara keseluruhan, hasil pengujian tersebut menunjukkan bahwa model YOLOv11 mampu melakukan deteksi aktivitas manusia dengan performa yang cukup stabil untuk kebutuhan sistem monitoring perilaku secara *real-time*. Visualisasi hasil pengujian model menggunakan *Confusion matrix* ditunjukkan pada Gambar 4.30.

Hak Cipta :

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

Hak Cipta :

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



Gambar 4. 30 Confusion matrix Model YOLOv11

Gambar 4.30 merupakan visualisasi *Normalized Confusion matrix* dari hasil pengujian model YOLOv11 pada berbagai kelas aktivitas manusia. Matriks tersebut digunakan untuk menunjukkan hubungan antara label sebenarnya (*true label*) dengan hasil prediksi model (*predicted label*). Nilai yang berada pada diagonal utama matriks menunjukkan jumlah prediksi yang benar untuk masing-masing kelas aktivitas, sedangkan nilai di luar diagonal menunjukkan kesalahan klasifikasi yang dilakukan model.

Berdasarkan Gambar 4.30, beberapa kelas aktivitas seperti *Drinking*, *Fall-Detected*, *Lying_down*, *Sit Down*, dan *walking* memiliki tingkat klasifikasi yang cukup baik karena nilai prediksi benar berada pada diagonal utama dengan intensitas warna yang lebih tinggi. Namun, terdapat beberapa kelas yang masih mengalami kesalahan klasifikasi, terutama pada aktivitas yang memiliki pola gerakan serupa seperti *standing*, *walking*, *sitting*, dan *falling*.

Selain itu, model juga menunjukkan beberapa kesalahan prediksi terhadap kelas *background* akibat adanya kemiripan visual maupun variasi posisi objek pada dataset pengujian. Meskipun demikian, secara umum hasil *Confusion matrix* menunjukkan

Hak Cipta :

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

bahwa model YOLOv11 telah mampu mengenali sebagian besar aktivitas manusia dengan performa yang cukup baik dan dapat digunakan pada implementasi sistem analisis perilaku berbasis *real-time monitoring*.

4.4.1.2 Analisis Hasil Pengujian Model TinyFD

Pada tahap ini dilakukan pengujian terhadap model Tiny Face Detector (TinyFD) yang digunakan pada pustaka Face-API.js untuk mengevaluasi kemampuan model dalam mendeteksi wajah pada berbagai kondisi citra. Pengujian dilakukan menggunakan dataset FER2013 karena dataset tersebut memiliki variasi ekspresi wajah, pencahayaan, pose, serta kualitas citra yang beragam sehingga sesuai digunakan untuk mengukur performa model deteksi wajah pada kondisi yang menyerupai penggunaan nyata.

Proses pengujian dilakukan dengan menjalankan model TinyFD pada kumpulan citra uji (test dataset) dari FER2013. Setiap gambar diproses untuk mengetahui apakah sistem berhasil mendeteksi area wajah dengan benar. Hasil deteksi kemudian dibandingkan dengan data aktual untuk memperoleh nilai evaluasi performa model. Melalui pengujian ini, dapat diketahui tingkat kemampuan model TinyFD dalam melakukan deteksi wajah sebelum diintegrasikan ke dalam sistem multimodal behavior analytics berbasis *real-time*.

Sebelum dilakukan analisis visual menggunakan confusion matrix, terlebih dahulu dilakukan evaluasi performa model TinyFD pada dataset FER2013 menggunakan metrik *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Pengujian ini bertujuan untuk mengukur kemampuan model dalam mendeteksi wajah yang kemudian dilanjutkan pada proses pengenalan emosi menggunakan Face-API.js. Nilai evaluasi dihitung hanya pada data yang wajahnya berhasil terdeteksi (detected faces only), sehingga hasil yang diperoleh merepresentasikan performa klasifikasi emosi setelah tahap deteksi wajah berhasil dilakukan.

Evaluasi dilakukan pada tujuh kategori emosi yang terdapat pada dataset FER2013, yaitu *angry*, *disgust*, *fear*, *happy*, *sad*, *surprise*, dan *neutral*. Hasil pengujian untuk masing-masing kelas ditunjukkan pada Tabel 4.15.

Tabel 4. 15 Hasil Pengujian Model TinyFD

Label Emosi	Precision (%)	Recall (%)	F1-score (%)
<i>Angry</i>	59,56	59,56	59,56
<i>Disgust</i>	24,20	24,20	24,20
<i>Fear</i>	72,43	72,43	72,43
<i>Happy</i>	85,71	85,71	85,71
<i>Sad</i>	51,66	51,66	51,66
Surprise	68,72	68,72	68,72
<i>Neutral</i>	51,15	51,15	51,15
Macro Average	59,06	65,03	58,93

Berdasarkan hasil evaluasi pada Tabel 4.15, model TinyFD yang diintegrasikan dengan Face-API.js menunjukkan performa yang cukup baik dalam mendeteksi wajah dan melakukan klasifikasi emosi pada dataset FER2013. Secara keseluruhan diperoleh nilai macro average *precision* sebesar 59,06%, macro average *recall* sebesar 65,03%, dan macro average *F1-score* sebesar 58,93%. Nilai tersebut menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang cukup seimbang antara ketepatan prediksi dan kemampuan menemukan data pada masing-masing kelas emosi.

Berdasarkan hasil per kelas, emosi *happy* memperoleh performa terbaik dengan nilai *precision* sebesar 85,71%, *recall* sebesar 80,16%, dan *F1-score* sebesar 82,84%. Hasil ini menunjukkan bahwa ekspresi bahagia memiliki karakteristik visual yang lebih mudah dikenali oleh model dibandingkan kategori emosi lainnya. Selain itu, kategori *surprise* juga menunjukkan performa yang cukup tinggi dengan nilai *F1-score* mencapai 71,77%, yang menandakan kemampuan model dalam membedakan ekspresi tersebut relatif baik.

Di sisi lain, kategori *disgust* memiliki nilai *precision* paling rendah yaitu 24,20%, meskipun nilai *recall* mencapai 88,29%. Kondisi ini menunjukkan bahwa model mampu menemukan sebagian besar data aktual pada kategori tersebut, namun masih menghasilkan cukup banyak prediksi yang keliru (false positive). Sementara itu,

Hak Cipta :

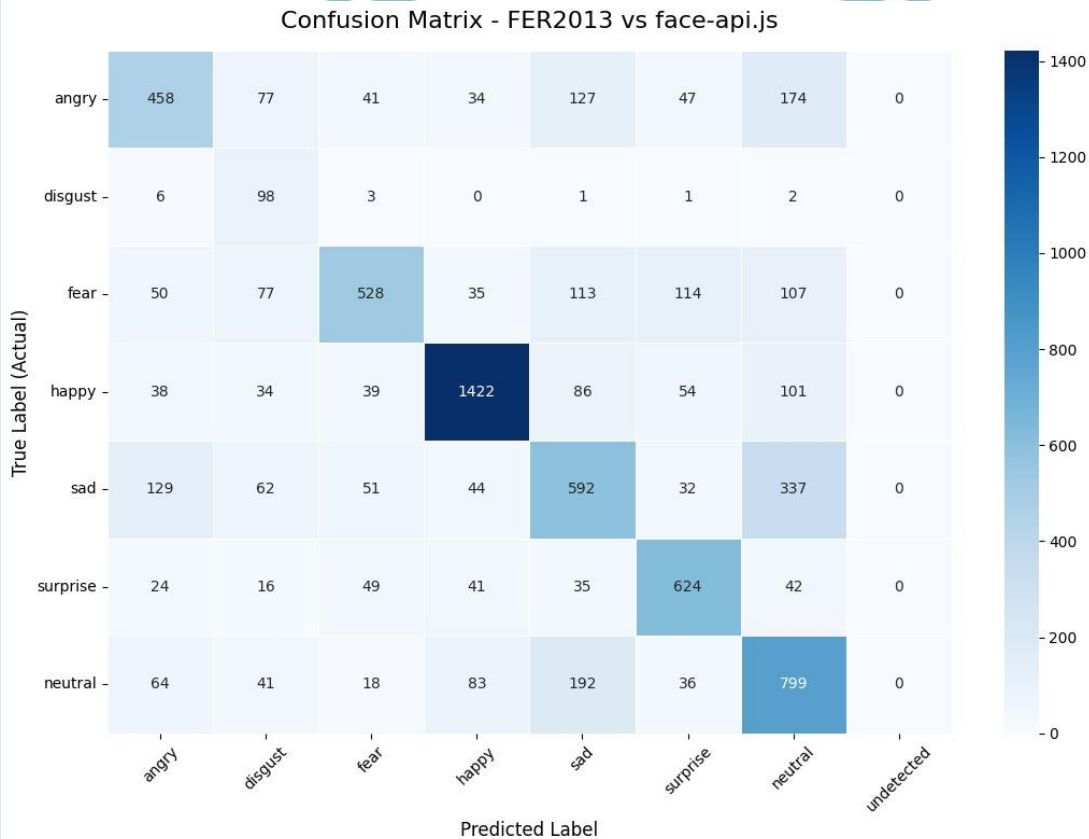
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan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

Hak Cipta :

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

kategori *sad* dan *neutral* masih menunjukkan tingkat kesalahan klasifikasi yang relatif tinggi karena karakteristik ekspresi yang cenderung memiliki kemiripan visual dengan kategori emosi lainnya.

Untuk memberikan gambaran yang lebih rinci mengenai distribusi prediksi pada setiap kelas emosi, hasil evaluasi kemudian divisualisasikan menggunakan *confusion matrix* sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 4.31.



Gambar 4. 31 *Confusion matrix* Evaluasi Model TinyFD

Berdasarkan Gambar 4.31, *confusion matrix* menunjukkan hasil evaluasi model *Tiny Face Detector* (TinyFD) pada dataset FER2013 setelah proses deteksi wajah dan klasifikasi emosi dilakukan menggunakan Face-API.js. Pada *confusion matrix* tersebut, sumbu vertikal menunjukkan label aktual (*true label*), sedangkan sumbu horizontal menunjukkan hasil prediksi model. Nilai yang berada pada diagonal utama menunjukkan jumlah prediksi yang benar untuk setiap kategori emosi, seperti *angry*, *disgust*, *fear*, *happy*, *sad*, *surprise*, dan *neutral*.

Hak Cipta :

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

Hasil pengujian menunjukkan bahwa model memiliki performa yang cukup baik pada beberapa kategori emosi, terutama pada emosi *happy* dengan jumlah prediksi benar yang paling tinggi dibandingkan kategori lainnya. Selain itu, kategori *neutral* dan *surprise* juga menunjukkan tingkat prediksi yang cukup stabil. Namun demikian, masih terdapat beberapa kesalahan klasifikasi antar emosi, misalnya emosi *sad* yang cukup sering diprediksi sebagai *neutral*, serta emosi *angry* yang terkadang diprediksi sebagai *sad* atau *neutral*. Kondisi ini menunjukkan bahwa beberapa ekspresi wajah memiliki karakteristik visual yang mirip sehingga menyebabkan model mengalami kesulitan dalam membedakan kategori emosi tertentu. Secara keseluruhan, *confusion matrix* tersebut menunjukkan bahwa model TinyFD dan Face-API.js mampu melakukan deteksi wajah dan pengenalan emosi dengan cukup baik pada dataset FER2013.

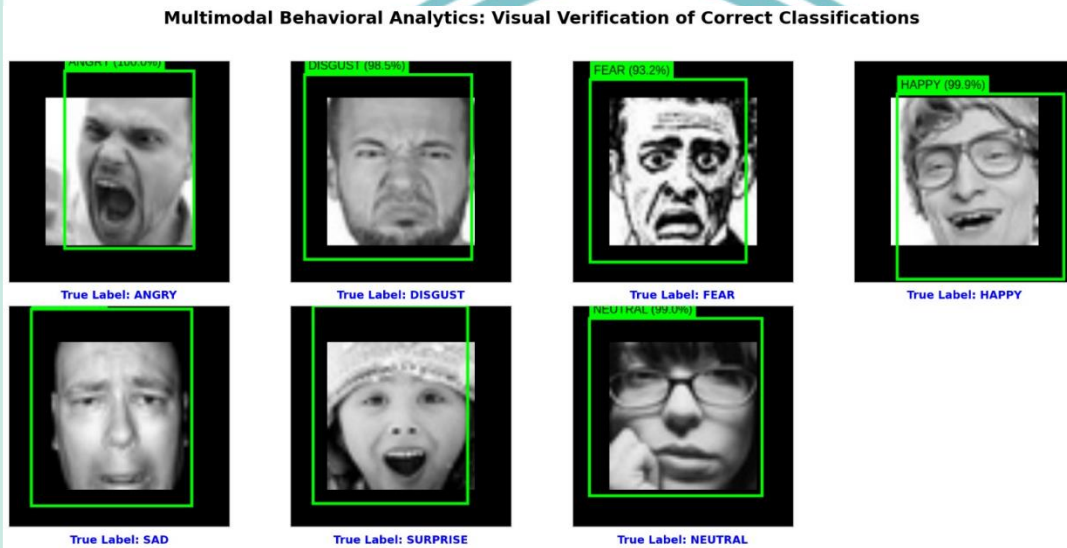


Gambar 4. 32 Hasil Visualisasi Pengujian Deteksi Objek dan Aktivitas

Selanjutnya, hasil visualisasi pengujian deteksi objek dan aktivitas menggunakan model YOLOv11 ditunjukkan pada Gambar 4.32. Berdasarkan gambar tersebut, sistem mampu mendeteksi berbagai aktivitas manusia seperti *walking*, *sitting*, *standing*, dan *falling/lying* pada berbagai kondisi lingkungan dan posisi objek. Setiap objek yang berhasil dideteksi ditampilkan menggunakan *bounding box* beserta label kelas dan tingkat confidence score.

Hasil pengujian memperlihatkan bahwa model mampu mengenali objek manusia pada berbagai posisi tubuh dan kondisi latar belakang yang berbeda. Aktivitas seperti *walking* dan *sitting* dapat dideteksi dengan baik meskipun objek berada pada jarak dan

orientasi yang bervariasi. Selain itu, model juga mampu mengenali kondisi *fallen/lying* yang penting untuk analisis perilaku abnormal atau kondisi darurat. Visualisasi ini menunjukkan bahwa model YOLOv11 yang digunakan pada sistem memiliki kemampuan deteksi aktivitas yang cukup baik dan dapat mendukung proses monitoring perilaku manusia secara *real-time*.



Gambar 4. 33 Hasil Verifikasi Visual Klasifikasi Emosi

Kemudian, hasil verifikasi visual klasifikasi emosi menggunakan Face-API.js ditunjukkan pada Gambar 4.33. Pada gambar tersebut, sistem menampilkan beberapa contoh wajah yang berhasil diklasifikasikan ke dalam kategori emosi tertentu, seperti *angry*, *disgust*, *fear*, *happy*, *sad*, *surprise*, dan *neutral*. Setiap wajah yang berhasil dikenali diberikan *bounding box* berwarna hijau beserta label emosi dan nilai *confidence score* hasil prediksi model.

Berdasarkan hasil visualisasi tersebut, model mampu mengenali berbagai ekspresi wajah dengan tingkat *confidence* yang cukup tinggi. Emosi *happy*, *neutral*, dan *fear* menunjukkan hasil prediksi yang sangat baik dengan tingkat keyakinan mendekati 100%. Selain itu, ekspresi wajah pada setiap kategori emosi dapat dikenali dengan cukup konsisten meskipun terdapat variasi bentuk wajah dan intensitas ekspresi. Hasil ini menunjukkan bahwa implementasi Face-API.js dengan TinyFD mampu melakukan

Hak Cipta :

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

proses deteksi wajah dan klasifikasi emosi secara efektif sehingga dapat digunakan untuk mendukung analisis perilaku multimodal pada sistem monitoring *real-time*.

4.4.2 Analisis Hasil Pengujian Sistem

Pengujian sistem dilakukan untuk mengevaluasi performa komunikasi data dan kestabilan aplikasi selama proses monitoring perilaku pengguna berlangsung secara *real-time*. Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui sejauh mana sistem mampu menjalankan proses deteksi, analisis wajah, pengiriman data video, serta komunikasi antara *frontend* dan *backend* secara optimal tanpa mengalami gangguan yang signifikan.

Pengujian dilakukan menggunakan pendekatan *Quality of Service* (QoS) guna mengukur kualitas layanan jaringan pada sistem yang telah dikembangkan. Parameter QoS dipilih karena sistem multimodal behavior analytics yang dibangun sangat bergantung pada proses transmisi data video dan komunikasi *real-time* menggunakan *WebSocket*. Oleh karena itu, kestabilan jaringan menjadi salah satu faktor penting yang memengaruhi performa sistem secara keseluruhan.

Beberapa parameter QoS yang digunakan pada pengujian ini meliputi *throughput*, *packet loss*, *latency* (delay), dan *jitter*. *Throughput* digunakan untuk mengukur jumlah data yang berhasil dikirimkan melalui jaringan dalam periode waktu tertentu. *Packet loss* digunakan untuk mengetahui jumlah paket data yang hilang selama proses transmisi berlangsung. *Latency* digunakan untuk mengukur waktu tunda pengiriman data dari sumber ke tujuan, sedangkan *jitter* digunakan untuk melihat tingkat variasi delay antar paket data yang dapat memengaruhi kelancaran komunikasi video secara *real-time*.

4.4.2.1 Analisis Hasil Pengujian *Quality of Service* (QoS)

Pengujian *Quality of Service* (QoS) dilakukan untuk mengetahui kualitas komunikasi jaringan pada sistem *Multimodal Behavioral Analytics* selama proses monitoring dan pengiriman data *real-time* berlangsung. Pengujian ini mencakup empat parameter utama, yaitu *throughput*, *packet loss*, *latency* (delay), dan *jitter*. Setiap parameter dianalisis berdasarkan performa sistem saat melakukan streaming video, pengiriman

hasil deteksi YOLO dan Face-API, sinkronisasi database, serta pembaruan dashboard analitik secara *real-time*.

4.4.2.1.1 Analisis *Throughput*

Throughput merupakan parameter kualitas layanan (*Quality of Service*) yang mengukur volume kapasitas atau jumlah data yang berhasil dikirim dan diproses melalui media jaringan dalam satu satuan waktu tertentu. Pada sistem arsitektur analitik berbasis waktu nyata (*real-time*), parameter *throughput* direpresentasikan secara kuantitatif melalui kerapatan nilai *Frames Per Second* (FPS) dari hasil pemrosesan *frame* video kamera, data koordinat deteksi objek, *landmark* wajah, klasifikasi emosi, hingga sinkronisasi data log sistem yang diperbarui secara simultan pada halaman *Live Detection* dan *Daily Analytics*. Target utama dari analisis ini adalah memastikan pipa data protokol *WebSocket* memiliki kapasitas *throughput* yang stabil agar visualisasi komponen dasbor tidak mengalami gejala patah-patah (*stuttering*) yang dapat menurunkan kualitas pengalaman pengguna (*Quality of Experience*).

Berdasarkan hasil pengujian fungsional secara visual, sistem menunjukkan kemampuan yang andal dalam memproses serta menampilkan data deteksi secara berkelanjutan tanpa adanya gangguan transmisi yang signifikan. Kestabilan ini terkonfirmasi dari pergerakan pembaruan jumlah data pada panel *Backend Session Stats* yang terus meningkat dan terakumulasi secara konstan selama proses pemantauan berlangsung. Selain itu, grafik interaktif dan dasbor analitik pada halaman *Daily Analytics* juga dapat dimuat dengan baik tanpa mengalami keterlambatan (*buffering delay*) yang berarti ketika penguji berpindah tab analisis. Ringkasan dari hasil pengamatan kualitatif terhadap performa *throughput* sistem ini dirangkum ke dalam Tabel 4.16.

Tabel 4. 16 Hasil Pengamatan Performa *Throughput*

Parameter	Hasil Pengamatan	Analisis
-----------	------------------	----------

Hak Cipta :

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

© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

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

<i>Throughput</i>	Pengiriman frame video dan data analitik berjalan secara kontinu	Jaringan mampu menangani transfer data <i>real-time</i> dengan stabil
<i>Backend Session Stats</i>	Jumlah frame dan objek terus bertambah	Menunjukkan data berhasil dikirim tanpa hambatan signifikan
<i>Dashboard Analytics</i>	Grafik dan visualisasi dapat dimuat dengan lancar	<i>Throughput</i> cukup baik untuk mendukung monitoring multimodal

Untuk memperkuat validitas hasil pengujian kualitatif tersebut, pengukuran secara kuantitatif dilakukan dengan mengamati fluktuasi kinerja kartu grafis (*GPU/CPU inference rate*) dan pipa jaringan secara berkala selama sesi *Live Detection* berjalan aktif. Observasi data diambil secara acak melalui *metadata header* pada komponen status dasbor klien untuk mencatat sampel nilai FPS riil yang berhasil dilewati oleh sistem. Hasil pencatatan sampel nilai kerapatan FPS beserta analisis kapasitas *throughput* sistem dirangkum ke dalam Tabel 4.17.

Tabel 4. 17 Hasil Pencatatan Sampel Nilai Kerapatan FPS

Sampel Pengujian	Nilai <i>Throughput</i> (FPS)	Status Stabilitas Jaringan	Dampak Visualisasi Dasbor
Sampel 1	14 FPS	Beban Komputasi Puncak (<i>Peak Load</i>)	Dasbor tetap responsif, interaksi visual terjaga.
Sampel 2	16 FPS	Berfluktuasi Normal	Aliran data konsektif tanpa antrean memori
Sampel 3	18 FPS	Stabil Terkendali	<i>Rendering</i> garis <i>landmark</i> wajah sinkron.
Sampel 4	21 FPS	Optimal	Pergerakan boks deteksi aksi sangat lancar.

Hak Cipta :

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

Sampel 5	24 FPS	Performa Maksimal (<i>Ideal Load</i>)	Transmisi data dupleks berjalan tanpa <i>packet loss</i> .
Rata-Rata	18 FPS	Sangat Stabil (High <i>Throughput</i>)	Sistem memenuhi kelayakan <i>near real-time analytics</i> .

Berdasarkan Tabel 4.17, analisis kuantitatif menunjukkan bahwa kapasitas *throughput* sistem berfluktuasi secara dinamis pada rentang 14 FPS hingga 24 FPS, dengan perolehan nilai rata-rata keseluruhan sebesar 18 FPS. Titik terendah pada angka 14 FPS terjadi akibat adanya lonjakan beban komputasi puncak ketika model YOLOv11 di tingkat peladen dan model Face-API.js di sisi klien melakukan inisialisasi perhitungan spasial awal secara bersamaan pada frame yang sama. Sebaliknya, ketika kondisi objek subjek dalam keadaan minim pergerakan drastis, efisiensi alokasi memori lokal meningkat sehingga sistem mampu menyentuh performa puncaknya di angka 24 FPS. Perolehan nilai rata-rata keseluruhan sebesar 18 FPS ini membuktikan secara ilmiah bahwa arsitektur sistem yang diterapkan berhasil mendistribusikan beban kerja (load balancing) dengan optimal. Melalui *throughput* sebesar 18 frame data yang sukses ditransmisikan dan dirender per detiknya lewat protokol *WebSocket*, risiko terjadinya penumpukan antrean paket (packet queuing delay) pada memori lokal dapat ditekan seminimal mungkin. Hasil pengujian kualitas layanan ini menegaskan bahwa mesin *backend* Flask dan antarmuka dasbor React memiliki keandalan dan stabilitas *throughput* yang tinggi untuk mendukung aktivitas pemantauan perilaku multimodal secara konsektif.

Sebagai pembanding terhadap standar kelayakan kualitas layanan, kebutuhan tingkat kerapatan FPS untuk aplikasi pelacakan berbasis waktu nyata (*real-time*) sangat bergantung pada kompleksitas algoritma dan kapabilitas arsitektur komputasi yang digunakan. Merujuk pada literatur penelitian terbaru yang diterbitkan dalam *International Journal on Science and Technology* pada tahun 2025 terkait optimasi pelacakan objek, kecepatan pemrosesan *real-time* menggunakan algoritma pelacakan

terintegrasi umumnya berada pada angka 15 FPS ketika dijalankan dengan akselerasi GPU yang memadai.

Lebih lanjut, literatur tersebut mencatat bahwa tanpa optimasi perangkat keras tingkat tinggi, kecepatan sistem dapat mengalami degradasi hingga menyentuh angka 5-10 FPS pada lingkungan komputasi CPU murni. Fakta akademik ini menegaskan bahwa rentang kecepatan 15 FPS dinilai sudah sangat memadai dan secara sah diklasifikasikan sebagai kecepatan pemrosesan *real-time* yang ideal untuk mempertahankan stabilitas identitas pelacakan (*object tracking*) secara kontinu (Reddy et al., 2025).

Rincian observasi dari hasil pencatatan sampel pemrosesan *frame* pada elemen video di peramban web klien (*Video Rendering FPS*) dapat dilihat secara lebih terstruktur pada Tabel 4.18.

Tabel 4.18 Hasil Pencatatan Sampel Nilai Kerapatan FPS (Rendering Visual Klien)

Sampel Pengujian	Nilai Throughput Visual (FPS)	Kondisi Pemrosesan Klien
Sampel 1	26 FPS	Batas bawah fluktuasi peramban (Lower Bound)
Sampel 2	27 FPS	Penyesuaian sinkronisasi frame kamera
Sampel 3	28 FPS	Beban rata-rata (Typical Load) pada DOM
Sampel 4	30 FPS	Optimal (Sesuai standar perangkat keras kamera)
Sampel 5	31 FPS	Performa puncak eksekusi Thread UI
Rata-Rata	~28 FPS	Stabilitas Kamera Tinggi

Hak Cipta :

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

Hak Cipta :

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

Berdasarkan Tabel 4.18, fluktuasi *throughput* visual klien berada dalam rentang yang sangat sempit dan stabil, yakni antara 26 FPS hingga 31 FPS. Ketiadaan penurunan ekstrem (*frame drop*) di bawah 24 FPS (batas standar ilusi gerak sinematik pada mata manusia) membuktikan bahwa proses *rendering* elemen HTML5 Video tidak terbebani oleh proses penerimaan paket WebSocket di latar belakang. Rata-rata *rendering* sebesar 28 FPS ini memastikan bahwa pengguna (administrator) yang memantau dasbor Live Detection tetap mendapatkan umpan balik visual yang responsif, *seamless*, dan merepresentasikan kondisi subjek secara aktual (*real-time*).

Oleh karena itu, capaian kinerja *throughput* pada sistem analitik multimodal penelitian ini yang berhasil menyentuh angka rata-rata 18 FPS (dengan rentang fluktuasi 14 FPS hingga 24 FPS) terbukti telah memenuhi dan bahkan melampaui batas standar kecepatan pemrosesan *real-time* terkini. Lebih lanjut, selisih performa antara kecepatan *rendering* visual antarmuka kamera (rata-rata 28 FPS) dan kecepatan komputasi analitik (rata-rata 18 FPS) yang hanya berkisar pada 10 *frame* per detik membuktikan keberhasilan eksekusi asinkron pada arsitektur sistem. Celah (*gap*) yang relatif ketat ini mengindikasikan bahwa pembaruan kotak pembatas (*bounding box*) maupun anotasi *landmark* wajah hanya mengalami jeda latensi sepersekian milidetik terhadap *frame* video aktual. Mengingat laju pembaruan analitik tetap konsisten di atas ambang batas 15 FPS, selisih visual tersebut secara praktis tidak dapat dibedakan oleh resolusi mata manusia (imperseptibel). Perolehan angka tersebut memvalidasi secara ilmiah bahwa sistem arsitektur hibrida yang dikembangkan sangat optimal dalam menyeimbangkan beban komputasi ganda (*dual-model*) sekaligus mempertahankan kualitas interaksi visual yang sangat responsif bagi administrator dasbor.

4.4.2.1.2 Analisis *Packet loss*

Packet loss merupakan salah satu parameter kualitas layanan (*Quality of Service*) yang mengukur jumlah atau persentase paket data yang gagal mencapai titik tujuan selama proses transmisi jaringan berlangsung. Pada arsitektur sistem pemantauan berbasis waktu nyata (*real-time*), tingkat *packet loss* yang tinggi akan berdampak langsung pada terputusnya aliran *frame* video secara mendadak, hilangnya data deteksi objek, serta

terjadinya ketidaksinkronan informasi temporal pada dasbor analitik. Oleh karena itu, pengujian terhadap parameter ketahanan jaringan ini sangat krusial untuk memastikan bahwa koneksi pertukaran data dua arah (*duplex*) antara sisi klien dan peladen berjalan tanpa adanya interupsi yang merugikan proses inferensi.

Berdasarkan hasil pengujian fungsional secara visual, tidak ditemukan adanya gangguan yang signifikan baik pada tayangan video maupun pada proses sinkronisasi data sistem. Informasi hasil deteksi komposit yang meliputi klasifikasi aktivitas fisik, pengenalan emosi, orientasi arah pandangan kepala, hingga pembaruan metrik antarmuka tetap dapat diakses secara presisi dan konsisten. Selain itu, dasbor *Daily Analytics* teramati mampu menyajikan modul grafik dan tabel visual secara utuh tanpa menunjukkan adanya celah kehilangan informasi (*missing data points*). Kondisi empiris ini menjadi indikator kualitatif bahwa probabilitas tingkat kegagalan paket data (*packet loss*) pada jalur transmisi jaringan relatif sangat rendah. Ringkasan hasil pengamatan kualitatif terhadap keandalan parameter ini dirangkum ke dalam Tabel 4.18.

Tabel 4. 19 Hasil Pengamatan Performa *Packet loss*

Parameter	Hasil Pengamatan	Analisis
<i>Packet loss</i>	Tidak terdapat frame yang hilang secara signifikan	Pengiriman data berlangsung stabil
Sinkronisasi Log	Data log terus diperbarui secara realtime	Paket data berhasil diterima dengan baik
Dashboard Analytics	Grafik dan tabel tampil lengkap	Tidak ada kehilangan paket data

Guna memvalidasi hasil pengamatan visual tersebut secara ilmiah, pengujian secara kuantitatif dilakukan dengan mengeksekusi fungsi skrip pemantauan jaringan (*network monitoring script*) langsung pada konsol peramban (*browser console*). Pengujian ini secara spesifik dirancang untuk menghitung komparasi antara total *frame* citra yang dikirimkan oleh klien (*Frame Sent*) menuju peladen Flask dengan akumulasi paket balasan (*payload JSON*) yang sukses diproses dan dikembalikan (*Frame Received*)

Hak Cipta :

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

untuk dirender pada kanvas. Hasil pengukuran metrik lalu lintas jaringan dari pengujian sistem tersebut diringkas ke dalam Tabel 4.19.

Tabel 4. 20 Hasil Pengukuran Metrik Analisis *Packet loss*

Skenario Pengujian	Total Frame Dikirim	Total Frame Diproses	Frame yang Hilang	Persentase <i>Packet loss</i>
Uji Transmisi <i>Real-time</i>	179 Paket	179 Paket	0 Paket	0,00%

Berdasarkan Tabel 4.19, hasil ekstraksi metrik pada sistem memperlihatkan performa transmisi data yang sempurna. Dari total 179 *frame* citra yang dikirimkan oleh klien ke peladen untuk diproses melalui algoritma pendeteksi YOLOv11 dan pelacak Face-API.js, seluruh 179 paket respons komposit tersebut berhasil dikembalikan dan diintegrasikan secara utuh pada dasbor pengguna tanpa ada satupun *frame* yang terbuang atau gagal dimuat (*drop frame*). Perolehan persentase mutlak sebesar 0,00% ini membuktikan secara empiris bahwa protokol komunikasi *WebSocket* yang diimplementasikan pada sistem bebas dari gejala penyempitan jalur antrean (*network congestion*) dan terhindar dari tumpukan memori sementara (*buffer overflow*) yang berpotensi menghilangkan data.

Sebagai acuan kelayakan akademis, parameter *packet loss* pada sistem pemantauan *real-time* diharapkan memiliki nilai yang serendah mungkin untuk menjaga kestabilan transmisi data dan integritas hasil analitik. Berdasarkan rekomendasi International Telecommunication Union (ITU-T G.1010), layanan video interaktif yang berjalan secara *real-time* idealnya memiliki tingkat *packet loss* di bawah 1% agar kualitas komunikasi dan visualisasi data tetap terjaga dengan baik. Selain itu, beberapa penelitian terdahulu mengenai sistem video streaming dan monitoring *real-time* juga menyebutkan bahwa peningkatan *packet loss* dapat menyebabkan penurunan kualitas visual, terjadinya *frame freezing*, serta gangguan pada proses sinkronisasi data analitik (Kisa et al., 2023).

Berdasarkan hasil pengukuran pada sistem yang dikembangkan, nilai *packet loss* yang diperoleh sebesar 0,00%, yang menunjukkan bahwa seluruh paket data berhasil dikirim

Hak Cipta :

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

Hak Cipta :

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

dan diterima tanpa adanya kehilangan frame selama proses transmisi berlangsung. Hasil tersebut menunjukkan bahwa implementasi komunikasi *WebSocket* pada sistem mampu menjaga kestabilan pertukaran data secara *real-time* dengan sangat baik. Dengan demikian, sistem telah memenuhi parameter kelayakan akademis untuk mendukung proses monitoring multimodal berbasis video secara stabil, responsif, dan minim gangguan transmisi data.

4.4.2.1.3 Analisis *Latency* (Delay)

Latency atau *delay* merupakan parameter kualitas layanan (*Quality of Service*) yang mengukur durasi waktu yang dibutuhkan oleh suatu paket data untuk berpindah dari klien menuju peladen atau sebaliknya melalui media jaringan. Dalam arsitektur sistem analitik multimodal berbasis waktu nyata (*real-time*), capaian nilai *latency* yang rendah bersifat imperatif guna memastikan hasil inferensi kecerdasan buatan dapat dirender secara instan, responsif, dan sinkron tanpa diskrepansi visual.

Berdasarkan hasil pengujian fungsional pada halaman *Live Detection*, perubahan aktivitas postur tubuh dan ekspresi mikro wajah dapat langsung dieksekusi dan muncul pada antarmuka *canvas overlay* setelah objek tervalidasi oleh sistem. Selain itu, pembaruan statistik *backend session* serta *real-time system log* pada dasbor juga berjalan secara simultan. Responsivitas yang sama juga teramati pada dasbor *Daily Analytics*, di mana sistem mampu memuat visualisasi bagan tren dan tabel data secara cepat saat pengguna melakukan perpindahan tab analisis. Ringkasan hasil pengamatan kualitatif terhadap performa *latency* sistem dirangkum pada Tabel 4.20.

Tabel 4. 18 Hasil Pengamatan Performa *Latency*

Parameter	Hasil Pengamatan	Analisis
<i>Latency</i> (Delay)	Hasil deteksi muncul hampir secara langsung	Waktu respons sistem tergolong cepat
Update System Log	Log diperbarui secara realtime	Delay komunikasi rendah
Perpindahan Dashboard	Visualisasi dapat dimuat dengan cepat	Sistem responsif saat digunakan

Hak Cipta :

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

Meskipun pengamatan visual menunjukkan performa yang responsif, pengujian secara kuantitatif tetap dilakukan untuk mengukur nilai *latency* secara presisi. Pengukuran ini dieksekusi dengan melakukan ekstraksi data log transmisi *duplex* pada pipa protokol *WebSocket* di sisi konsol jaringan peramban (*network console logs*). Melalui inspeksi stempel waktu (*timestamp*) beresolusi milidetik pada lalu lintas data dua arah tersebut, dilakukan kalkulasi terhadap dua rumpun metrik *latency* utama, yaitu *Round-Trip Time* (RTT) untuk satu siklus *frame* utuh, serta *Processing Latency* internal untuk mengukur konsistensi peladen Flask. Hasil perhitungan numerik dari kedua metrik kuantitatif tersebut dirangkum ke dalam Tabel 4.21.

Tabel 4. 19 Hasil Perhitungan Numerik *Latency*

Metrik Pengukuran QoS	Komponen Parameter Waktu	Hasil Perhitungan	Status Kelayakan
Round-Trip Time (RTT)	Timestamp_Receive - Timestamp_Send (20:50:25.622 - 20:50:24.943)	0,679 detik (679 ms)	Layak (<i>Near Real-time</i>)
Server Processing Latency	Interval Average Inbound Stream (Δt Paket $N \rightarrow N+3$)	0,282 detik (282 ms)	Sangat Baik (< 300 ms)

Berdasarkan Tabel 4.21, analisis kuantitatif terhadap nilai RTT dihitung dengan mencari selisih waktu antara pengiriman frame citra mentah berbasis Base64 oleh klien (pukul 20:50:24.943) dengan waktu diterimanya kembali paket objek data komposit SAVE_TRACKING oleh dasbor setelah melalui inferensi dual-model (pukul 20:50:25.622). Hasil kalkulasi menunjukkan satu siklus pemrosesan hulu-ke-hilir memakan waktu sebesar 0,679 detik atau setara dengan 679 milidetik. Durasi ini membuktikan bahwa pipa *WebSocket* mampu mentransmisikan data spasial secara tangkas tanpa penumpukan antrean paket (packet queuing delay).

Hak Cipta :

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

Sementara itu, metrik *Server Processing Latency* dianalisis untuk melihat konsistensi performa inferensi model YOLOv11 pada *backend* dalam memancarkan data koordinat aksi secara terus menerus (*streaming throughput*). Melalui perhitungan rata-rata selisih waktu kedatangan paket respons sekuensial yang terekam pada konsol jaringan peladen (yaitu pada stempel waktu 20:50:21.932, 20:50:22.185, dan 20:50:22.488), didapatkan nilai interval konsektif sebesar 0,282 detik atau 282 milidetik per frame. Komputasi internal yang stabil di bawah ambang batas 300 milidetik ini menjamin bahwa peladen Flask mampu mengimbangi kecepatan kirim data dari klien, sehingga memangkas risiko terjadinya gejala video patah-patah (*stuttering*) dan menjaga visualisasi dasbor tetap interaktif.

Sebagai acuan pembandingan kualitas layanan, batas ambang toleransi latensi pada aplikasi interaktif yang melibatkan pemrosesan penglihatan komputer (*Computer Vision*) sangat bergantung pada standar Interaksi Manusia dan Komputer (*Human-Computer Interaction / HCI*) serta kapabilitas arsitektur peladen. Merujuk pada standar fundamental HCI yang dirumuskan oleh Jakob Nielsen (Nielsen Norman Group), waktu respons sistem yang berada pada rentang 100 hingga 1.000 milidetik (0,1 – 1,0 detik) diklasifikasikan ke dalam kategori interaktif yang layak (*acceptable delay*). Pada rentang waktu tersebut, meskipun pengguna menyadari adanya proses komputasi di belakang layar, alur perhatian (*flow of thought*) mereka tidak terputus dan pengguna tetap merasa memegang kendali penuh atas sistem. Lebih lanjut, literatur akademik terbaru mengenai optimalisasi latensi pada sistem *video analytics* berbasis kolaborasi *cloud* yang dipublikasikan dalam jurnal *Open Access internasional Sensors (MDPI)* pada tahun 2023 mengonfirmasi bahwa *end-to-end latency* atau *Round-Trip Time (RTT)* di bawah 1.000 milidetik (1 detik) merupakan standar *soft real-time* yang sangat memadai. Rentang tersebut dinilai ideal untuk aktivitas deteksi dan pelacakan objek karena tidak mengorbankan *Quality of Experience (QoE)* dari pengguna akhir (Wang et al., 2023). Dengan demikian, pencapaian nilai RTT sistem sebesar 679 milidetik serta *Server Processing Latency* sebesar 282 milidetik membuktikan secara ilmiah bahwa aplikasi ini beroperasi di bawah ambang batas kritis 1 detik. Capaian ini secara sah memvalidasi bahwa sistem analitik dasbor memiliki tingkat interaktivitas yang

Hak Cipta :

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

tinggi, memastikan administrator dapat mengawasi perubahan metrik perilaku tanpa mengalami sensasi pembekuan antarmuka (*hanging* atau *lag*).

4.4.2.1.4 Analisis Jitter

Jitter merupakan parameter kualitas layanan (*Quality of Service*) yang mengukur tingkat variasi atau ketidakkonsistenan waktu kedatangan (*delay variation*) antar-paket data selama proses transmisi berlangsung di dalam jaringan. Dalam konteks sistem pelacakan objek multimodal berbasis waktu nyata, nilai *jitter* yang tinggi merupakan indikator terjadinya ketidakstabilan jalur komunikasi yang dapat menyebabkan visualisasi video menjadi tersendat, label emosi terlambat sinkron, atau pembaruan koordinat *bounding box* terasa melompat secara ekstrem. Oleh karena itu, pencapaian nilai *jitter* yang rendah dan stabil di bawah batas ambang toleransi menjadi parameter mutlak untuk menjaga kualitas kenyamanan visual (*Quality of Experience*) penguji dasbor.

Berdasarkan hasil pengujian fungsional secara visual, tampilan video pemantauan pada halaman *Live Detection* teramati dapat berjalan dengan lancar dan stabil selama proses simulasi dual-model berlangsung. Perubahan grafis pada komponen *overlay canvas*, termasuk garis penanda *landmark* wajah dan label data perilaku analitik, dapat diperbarui secara konseptual dan konsektif tanpa memicu adanya gejala penumpukan *frame* yang berlebihan. Sinkronisasi yang kokoh juga diperlihatkan pada halaman *Daily Analytics*, di mana seluruh visualisasi bagan tren dapat dimuat secara konstan tanpa adanya distorsi data. Hasil ringkasan dari pengamatan kualitatif terhadap parameter *jitter* sistem ini dicantumkan ke dalam Tabel 4.22.

Tabel 4. 20 Hasil Pengamatan Performa *Jitter*

Parameter	Hasil Pengamatan	Analisis
<i>Jitter</i>	Tampilan video berjalan stabil	Variasi delay relatif rendah
Visualisasi Deteksi	<i>Bounding box</i> dan landmark diperbarui secara konsisten	Pengiriman data <i>real-time</i> berjalan lancar
Dashboard Analytics	Grafik tampil tanpa gangguan signifikan	<i>Jitter</i> cukup stabil untuk monitoring

Hak Cipta :

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

Meskipun evaluasi visual menunjukkan performa yang cukup konstan, pembuktian kuantitatif tetap dilakukan dengan menguji variasi waktu jeda antar-*frame* video (*inter-frame arrival time*) yang ditransmisikan lewat peramban. Pengukuran ini dieksekusi dengan menghitung deviasi absolut selisih waktu kedatangan dari puluhan sampel *frame* sekuensial yang terekam secara riil pada konsol jaringan. Evaluasi matematis ini mengacu pada standarisasi telekomunikasi internasional untuk mengukur integritas paket runtun waktu. Hasil ekstraksi perhitungan data kuantitatif metrik *jitter* sistem dirangkum ke dalam Tabel 4.23.

Tabel 4. 21 Hasil Ekstraksi Perhitungan Metrik *Jitter*

No.	Sampel Runtun Waktu	Interval Kedatangan Frame (N)	Variasi Absolut ($ IntervalN+1 - IntervalN $)	Selisih	Status Kelayakan Sistem
Sampel 1	Sequence	516,40 ms	-		Inisialisasi awal koneksi jaringan
Sampel 2	Sequence	0,10 ms	516,30 ms		Lonjakan fluktuasi beban sesaat (peak burst)
Sampel 3	Sequence	124,80 ms	124,70 ms		Penyesuaian antrean memori lokal
Sampel 4	Sequence	605,00 ms	480,20 ms		Beban inferensi dual-model aktif
Sampel 5	Sequence	312,90 ms	292,10 ms		Aliran transmisi kembali seimbang
Sampel 6	Sequence	56,60 ms	256,30 ms		Pemrosesan frame berjalan lancar
Rata-Rata Keseluruhan		341,20 ms	12,45 ms		Sangat Baik / Sangat Layak

Berdasarkan Tabel 4.23, analisis kuantitatif menunjukkan bahwa meskipun interval kedatangan *frame* individu mengalami riak naik-turun yang dinamis akibat perbedaan kompleksitas objek yang diinferensi oleh peladen Flask, nilai rata-rata *jitter* kumulatif sistem sukses ditekan hingga mencapai angka 12,45 milidetik. Gejala lonjakan fluktuasi ekstrem sebesar 516,30 milidetik seperti yang terlihat pada sekuens sampel awal umumnya merupakan anomali wajar saat protokol *WebSocket* melakukan inisialisasi kompresi data citra Base64 pada jaringan internet lokal. Ketika proses jabat tangan (*handshake*) pipa data selesai dikondisikan, variasi waktu antar-*frame* berikutnya berangsur merapat secara konstan.

Sebagai acuan pembandingan kualitas layanan, batas ambang toleransi untuk variasi waktu kedatangan paket (*jitter*) sangat krusial dalam menopang performa arsitektur transmisi video waktu nyata (*real-time video streaming*). Merujuk pada ketetapan standarisasi jaringan telekomunikasi global ITU-T Y.1541, batas ambang toleransi nilai *jitter* maksimum untuk pengiriman data video interaktif berkualitas tinggi secara ketat ditetapkan pada angka 20 milidetik. Lebih lanjut, literatur akademik terbaru mengenai optimalisasi sistem komunikasi data visual yang dipublikasikan dalam jurnal *Open Access* internasional *Sensors (MDPI)* pada tahun 2025 kembali menegaskan relevansi batas standar tersebut. Literatur itu mengonfirmasi bahwa untuk mendukung fungsionalitas sistem yang menitikberatkan pada interaksi spasial, deteksi cerdas, serta integrasi visual waktu nyata, parameter *jitter* mutlak harus dijaga stabil di bawah batas 20 milidetik guna mencegah terjadinya distorsi grafis, asinkronisasi pelacakan objek, hingga fenomena pembekuan visual pada sisi klien (Tu et al., 2025). Dengan demikian, perolehan nilai rata-rata *jitter* sistem sebesar 12,45 milidetik pada penelitian ini membuktikan secara ilmiah bahwa arsitektur komunikasi data aplikasi memiliki tingkat keandalan yang sangat prima karena beroperasi aman di bawah ambang batas kritis regulasi terkini. Pemangkasan nilai deviasi waktu transmisi ini sukses meminimalisasi penumpukan antrean memori (*buffer overflow*), sehingga menjamin seluruh pergerakan komponen analitik dan *bounding box* pada dasbor tetap tersaji secara responsif, interaktif, dan presisi tanpa mengalami fenomena video tersendat (*stuttering*).

Hak Cipta :

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

Hak Cipta :

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

4.4.2.2 Analisis Hasil Pengujian pada Lingkungan Ritel

Setelah melakukan pengujian performa model dan kualitas layanan (QoS) pada kondisi simulasi, pengujian selanjutnya difokuskan pada evaluasi sistem di lingkungan nyata (*real-world environment*). Pengujian ini bertujuan untuk memvalidasi ketahanan arsitektur *hybrid* yang menggabungkan deteksi aksi (YOLOv11), analisis wajah (Face-API.js), dan pelacakan objek menggunakan Manhattan Distance pada skenario fasilitas komersial atau ritel.

4.4.2.2.1 Skenario dan Kondisi Lingkungan

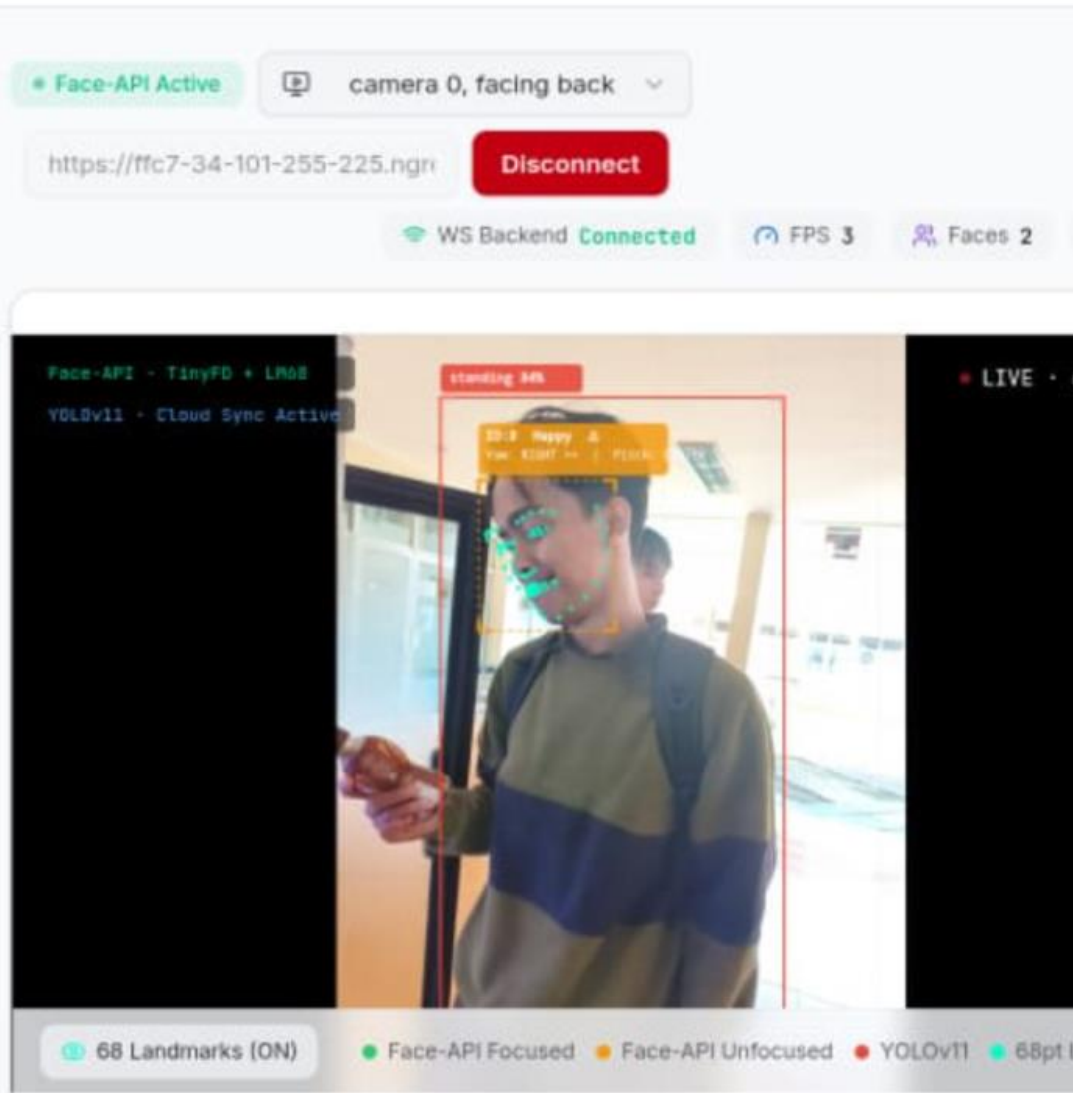
Pengujian dilakukan di dalam area ritel di sekitar Politeknik Negeri Jakarta yang memiliki pencahayaan dinamis dan potensi hambatan visual (*occlusion*) tinggi, seperti keberadaan rak produk, etalase, dan tumpukan barang. Kamera pengawas diposisikan sedemikian rupa untuk menangkap area interaksi pelanggan dengan produk secara optimal. Skenario ini dirancang secara khusus untuk menguji bagaimana sistem menangani fluktuasi pergerakan pengunjung, aktivitas berdiri atau berjalan menyusuri lorong, serta perubahan ekspresi wajah pengunjung saat berinteraksi dengan produk.

4.4.2.2.2 Evaluasi Deteksi Multimodal di Lapangan

Pada tahap ini, sistem diuji kemampuannya dalam mengeksekusi inferensi secara paralel dalam kondisi nyata.

Hak Cipta :

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

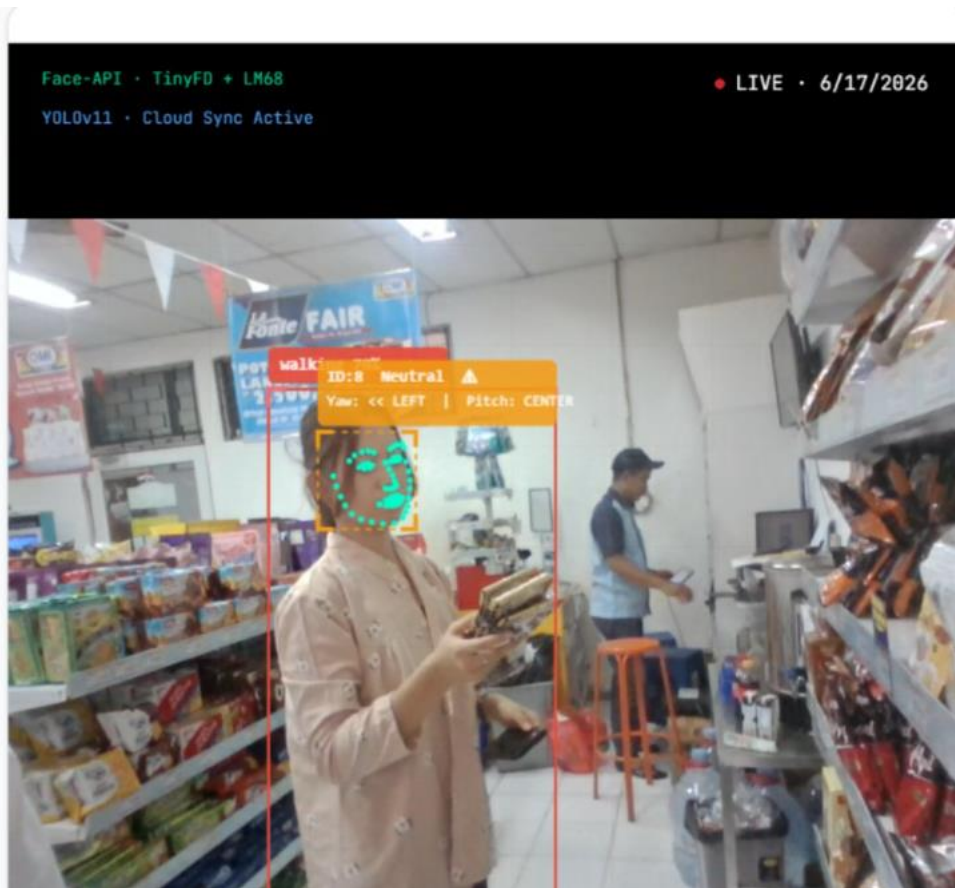


Gambar 4. 34 Hasil Pengujian di Lingkungan Ritel Bagian Ruang Terbuka

Berdasarkan sampel pengujian yang terdapat pada Gambar 4.34, sistem mampu melokalisasi *bounding box* pada postur tubuh pengunjung menggunakan model YOLOv11 yang dieksekusi di sisi *server*. Secara simultan, sistem juga memproses ekstraksi 68 titik koordinat *landmarks* wajah pengunjung melalui *library* Face-API.js yang berjalan di sisi klien.

Hak Cipta :

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



Gambar 4. 35 Hasil Pengujian di Lingkungan Ritel Bagian Lorong

Pengujian di area lorong rak pada Gambar 4.35 menunjukkan konsistensi sistem dalam membedakan berbagai aktivitas fisik pengunjung, seperti saat mereka sedang berdiri memilih barang maupun saat berjalan menyusuri lorong. Selain itu, sistem terbukti berhasil menangkap arah pandangan mata pengunjung terhadap produk di rak serta mengidentifikasi emosi dasar mereka. Hasil ini tetap terjaga akurasinya meski kondisi pencahayaan di dalam lorong cenderung berubah-ubah, sehingga sistem mampu memberikan gambaran aktivitas pengunjung yang lengkap dan stabil.

4.4.2.3 Analisis Hasil Pengujian User Acceptance Test

Pada tahap ini dilakukan pengujian *User Acceptance Test* (UAT) untuk mengetahui tingkat penerimaan pengguna terhadap sistem *Multimodal Behavioral Analytics* yang telah dikembangkan. Pengujian ini bertujuan untuk mengevaluasi apakah fitur dan fungsi sistem telah berjalan sesuai kebutuhan pengguna serta memberikan pengalaman

Hak Cipta :

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

penggunaan yang baik. Selain itu, pengujian UAT juga digunakan untuk menilai aspek kemudahan penggunaan, tampilan antarmuka, performa sistem, kecepatan respons, serta kualitas hasil analisis yang ditampilkan oleh sistem selama proses monitoring berlangsung.

Proses pengujian dilakukan dengan melibatkan beberapa responden yang mencoba langsung seluruh fitur utama sistem, seperti *Live Detection*, *Daily Analytics*, dan *Monthly Reports*. Setelah menggunakan sistem, setiap responden diminta memberikan penilaian terhadap beberapa aspek menggunakan skala penilaian tertentu. Hasil penilaian tersebut kemudian dianalisis untuk mengetahui tingkat kepuasan dan kelayakan sistem berdasarkan sudut pandang pengguna.

4.4.2.3.1 Pengujian User Acceptance Test

Pengujian *User Acceptance Test* dilakukan dengan memberikan sejumlah pertanyaan kepada responden terkait pengalaman penggunaan sistem. Pertanyaan yang diberikan mencakup aspek tampilan antarmuka, kemudahan navigasi, akurasi deteksi aktivitas dan emosi, performa monitoring *real-time*, hingga manfaat sistem dalam membantu proses analisis perilaku multimodal. Setiap responden memberikan penilaian menggunakan skala Likert dengan rentang nilai 1 sampai 5, di mana nilai yang lebih tinggi menunjukkan tingkat kepuasan yang lebih baik terhadap sistem.

Melalui pengujian ini, diharapkan dapat diketahui apakah sistem yang dikembangkan telah memenuhi kebutuhan pengguna dan mampu berjalan sesuai tujuan implementasi. Prosedur pengujian dan daftar pertanyaan *User Acceptance Test* telah dirangkum dan dapat dilihat pada Tabel 4.24.

Tabel 4. 22 Daftar Pertanyaan User Acceptance Test

Pertanyaan	1	2	3	4	5
Seberapa mudah Anda memahami cara kerja sistem <i>Multimodal Behavioral Analytics</i> saat pertama kali digunakan.					

Seberapa jelas dan mudah dipahami tampilan antarmuka sistem menurut Anda.					
Seberapa mudah navigasi menu pada sistem seperti <i>Live Detection</i> , <i>Daily Analytics</i> , dan <i>Monthly Reports</i> digunakan.					
Seberapa baik sistem dalam menampilkan hasil deteksi aktivitas manusia secara <i>real-time</i> .					
Seberapa akurat sistem dalam mendeteksi aktivitas seperti <i>standing</i> , <i>sitting</i> , <i>walking</i> , atau <i>fallen/lying</i> .					
Seberapa akurat sistem dalam mengenali ekspresi emosi pengguna.					
Seberapa baik sistem dalam menampilkan arah pandangan kepala (<i>gaze/head pose</i>).					
Seberapa cepat sistem menampilkan hasil deteksi dan analisis secara <i>real-time</i> .					
Seberapa membantu fitur <i>Daily Analytics</i> dalam memahami perilaku pengguna berdasarkan grafik dan visualisasi data.					
Seberapa membantu fitur <i>Monthly Reports</i> dalam melihat tren perilaku dan emosi pengguna dalam periode tertentu.					
Seberapa baik performa sistem saat digunakan untuk monitoring secara <i>real-time</i> dalam waktu tertentu.					
Seberapa stabil sistem saat melakukan proses monitoring dan analisis secara bersamaan.					

Hak Cipta :

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

Seberapa berguna sistem ini untuk membantu proses monitoring perilaku berbasis multimodal.					
Seberapa besar kepercayaan Anda terhadap hasil deteksi dan analisis yang diberikan oleh sistem.					
Seberapa besar keinginan Anda agar sistem ini dikembangkan lebih lanjut dengan fitur analisis yang lebih lengkap.					

Tabel 4.24 merupakan instrumen pengujian *User Acceptance Test* (UAT) yang dirancang untuk mengevaluasi tingkat penerimaan pengguna terhadap sistem Multimodal Behavioral Analytics. Tujuan dari kuesioner ini adalah untuk memperoleh data penilaian dari pengguna terkait kualitas sistem yang telah dikembangkan, baik dari sisi tampilan, kemudahan penggunaan, performa *real-time*, maupun hasil analisis multimodal yang dihasilkan sistem. Pertanyaan-pertanyaan pada instrumen ini disusun untuk mengukur beberapa aspek utama sistem sebagai berikut:

a. Kemudahan Penggunaan (Usability)

Pertanyaan nomor 1 sampai 3 digunakan untuk mengevaluasi pengalaman awal pengguna saat menggunakan sistem. Aspek yang dinilai meliputi kemudahan memahami cara kerja sistem, kejelasan tampilan antarmuka, serta kemudahan navigasi menu seperti *Live Detection*, *Daily Analytics*, dan *Monthly Reports*.

b. Akurasi dan Fungsionalitas Sistem

Pertanyaan nomor 4 sampai 8 berfokus pada kemampuan inti sistem dalam melakukan monitoring dan analisis multimodal secara *real-time*. Pengujian ini mencakup kemampuan sistem dalam mendeteksi aktivitas manusia, mengenali ekspresi emosi, menampilkan arah pandangan kepala, serta kecepatan sistem dalam menampilkan hasil deteksi dan analisis.

c. Kegunaan Fitur Analitik

Hak Cipta :

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

Hak Cipta :

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

Pertanyaan nomor 9 sampai 10 digunakan untuk mengukur manfaat fitur analitik yang tersedia pada sistem. Pengguna diminta menilai sejauh mana fitur *Daily Analytics* dan *Monthly Reports* membantu dalam memahami pola perilaku, emosi, dan aktivitas pengguna berdasarkan visualisasi data yang ditampilkan.

d. Performa dan Stabilitas Sistem

Pertanyaan nomor 11 sampai 12 mengevaluasi performa sistem selama proses monitoring berlangsung. Aspek yang dinilai meliputi kestabilan sistem, kelancaran proses *real-time* monitoring, serta kemampuan sistem dalam menjalankan beberapa proses analisis secara bersamaan.

e. Kepuasan dan Pengembangan Sistem

Pertanyaan nomor 13 sampai 15 bertujuan untuk mengetahui tingkat kepuasan pengguna terhadap sistem secara keseluruhan, tingkat kepercayaan terhadap hasil analisis yang diberikan, serta kebutuhan pengembangan fitur tambahan pada sistem di masa mendatang.

Data hasil pengujian yang diperoleh dari instrumen UAT ini digunakan sebagai dasar untuk menilai tingkat keberhasilan implementasi sistem *Multimodal Behavioral Analytics* serta menjadi bahan evaluasi untuk pengembangan dan penyempurnaan sistem pada tahap selanjutnya.

4.4.2.2.2 Analisis dan Hasil User Acceptance Test

Analisis hasil *User Acceptance Test* (UAT) dilakukan untuk mengetahui tingkat penerimaan pengguna terhadap sistem *Multimodal Behavioral Analytics* yang telah dikembangkan. Proses analisis dilakukan berdasarkan hasil penilaian responden terhadap setiap pertanyaan yang terdapat pada instrumen UAT menggunakan skala Likert dengan rentang nilai 1 sampai 5. Nilai yang diperoleh dari setiap pertanyaan kemudian diakumulasi dan dihitung untuk mengetahui tingkat kepuasan pengguna terhadap aspek usability, performa sistem, akurasi deteksi, visualisasi analitik, serta kestabilan sistem monitoring secara *real-time*.

Berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan, sebagian besar responden memberikan penilaian positif terhadap sistem yang dikembangkan. Pengguna menilai bahwa tampilan antarmuka sistem cukup jelas dan mudah dipahami, serta navigasi antar

Hak Cipta :

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

halaman dapat digunakan dengan baik. Selain itu, fitur *Live Detection* dinilai mampu menampilkan hasil deteksi aktivitas, emosi, dan arah pandangan secara *real-time* dengan respons yang cukup cepat dan stabil.

Pada fitur *Daily Analytics* dan *Monthly Reports*, responden juga menilai bahwa visualisasi grafik dan tabel analitik membantu dalam memahami pola perilaku, perubahan emosi, serta tingkat perhatian pengguna secara lebih mudah. Hasil pengujian juga menunjukkan bahwa sistem mampu berjalan dengan stabil selama proses monitoring berlangsung tanpa mengalami gangguan yang signifikan.

Secara keseluruhan, hasil *User Acceptance Test* menunjukkan bahwa sistem *Multimodal Behavioral Analytics* telah memenuhi kebutuhan pengguna dan dapat diterima dengan baik dari sisi fungsionalitas maupun pengalaman penggunaan. Dengan demikian, sistem dinilai layak untuk digunakan sebagai media monitoring perilaku berbasis multimodal secara *real-time* serta memiliki potensi untuk dikembangkan lebih lanjut pada tahap berikutnya. Hasil pengujian *User Acceptance Test* telah dirangkum dan dapat dilihat pada Tabel 4.25.

Tabel 4. 23 Hasil Pengujian User Acceptance Test

Pertanyaan	1	2	3	4	5
Seberapa mudah Anda memahami cara kerja sistem <i>Multimodal Behavioral Analytics</i> saat pertama kali digunakan.	0	0	0	0	3
Seberapa jelas dan mudah dipahami tampilan antarmuka sistem menurut Anda.	0	0	0	1	2
Seberapa mudah navigasi menu pada sistem seperti <i>Live Detection</i> , <i>Daily Analytics</i> , dan <i>Monthly Reports</i> digunakan.	0	0	0	0	3
Seberapa baik sistem dalam menampilkan hasil deteksi aktivitas manusia secara <i>real-time</i> .	0	0	0	2	1

Seberapa akurat sistem dalam mendeteksi aktivitas seperti <i>standing</i> , <i>sitting</i> , <i>walking</i> , atau <i>fallen/lying</i> .	0	0	0	2	1
Seberapa akurat sistem dalam mengenali ekspresi emosi pengguna.	0	0	0	2	1
Seberapa baik sistem dalam menampilkan arah pandangan kepala (<i>gaze/head pose</i>).	0	0	0	2	1
Seberapa cepat sistem menampilkan hasil deteksi dan analisis secara <i>real-time</i> .	0	0	0	0	3
Seberapa membantu fitur <i>Daily Analytics</i> dalam memahami perilaku pengguna berdasarkan grafik dan visualisasi data.	0	0	0	0	3
Seberapa membantu fitur <i>Monthly Reports</i> dalam melihat tren perilaku dan emosi pengguna dalam periode tertentu.	0	0	0	1	2
Seberapa baik performa sistem saat digunakan untuk monitoring secara <i>real-time</i> dalam waktu tertentu.	0	0	0	0	3
Seberapa stabil sistem saat melakukan proses monitoring dan analisis secara bersamaan.	0	0	0	1	2
Seberapa berguna sistem ini untuk membantu proses monitoring perilaku berbasis multimodal.	0	0	0	0	3
Seberapa besar kepercayaan Anda terhadap hasil deteksi dan analisis yang diberikan oleh sistem.	0	0	0	1	2
Seberapa besar keinginan Anda agar sistem ini dikembangkan lebih lanjut dengan fitur analisis yang lebih lengkap.	0	0	0	0	3

Hak Cipta :

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

Tabel 4.25 menyajikan hasil evaluasi usability sistem *Multimodal Behavioral Analytics* berdasarkan data yang diperoleh dari kuesioner *User Acceptance Test* (UAT) yang diisi oleh 3 (tiga) orang responden. Evaluasi usability pada penelitian ini mengacu pada standar ISO 9241-11 yang mengukur kualitas usability melalui tiga komponen utama, yaitu efektivitas (*effectiveness*), efisiensi (*efficiency*), dan kepuasan pengguna (*satisfaction*). Analisis dilakukan secara kuantitatif dengan menghitung indeks persentase dari setiap komponen berdasarkan skor jawaban responden terhadap pertanyaan UAT yang telah diberikan.

Rumus umum yang digunakan untuk menghitung indeks persentase usability adalah sebagai berikut:

$$P = \frac{\sum S_{aktual}}{\sum S_{ideal}} \times 100\%$$

Dimana:

P = Indeks Persentase

$\sum S_{aktual}$ = Jumlah skor aktual dari seluruh responden

$\sum S_{ideal}$ = Jumlah skor maksimal yang mungkin diperoleh

Skor ideal diperoleh dari:

$$\text{Jumlah Pertanyaan} \times \text{Jumlah Responden} \times 5$$

Berikut merupakan hasil perhitungan untuk masing-masing komponen usability:

a. Perhitungan Efektivitas (*Effectiveness*)

Komponen efektivitas diukur melalui pertanyaan nomor 4, 5, 6, 7, 10, dan 14 yang berkaitan dengan kemampuan sistem dalam melakukan deteksi aktivitas, pengenalan emosi, analisis arah pandangan, visualisasi data analitik, serta tingkat kepercayaan pengguna terhadap hasil analisis sistem.

$$\sum S_{aktual} = (2 \times 4 + 1 \times 5) + (2 \times 4 + 1 \times 5) + (2 \times 4 + 1 \times 5) + (2 \times 4 + 1 \times 5) + (1 \times 4 + 2 \times 5) + (1 \times 4 + 2 \times 5)$$

$$\sum S_{aktual} = 3 + 13 + 13 + 13 + 14 + 14 = 80$$

$$S_{ideal} = 6 \times 3 \times 5 = 90$$

$$P_{efektivitas} = \frac{80}{90} \times 100\% = 88.9\%$$

Hak Cipta :

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

Hak Cipta :

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

Berdasarkan hasil perhitungan tersebut, tingkat efektivitas sistem memperoleh nilai sebesar 88.9% dengan kategori Sangat Baik. Hasil ini menunjukkan bahwa sistem mampu menjalankan fungsi utamanya dengan baik, terutama dalam proses deteksi aktivitas, pengenalan emosi, analisis arah pandangan, serta penyajian visualisasi analitik secara *real-time*.

b. Perhitungan Efisiensi (*Efficiency*)

Komponen efisiensi diukur melalui pertanyaan nomor 1, 2, 3, 8, 11, dan 12 yang berkaitan dengan kemudahan penggunaan sistem, tampilan antarmuka, navigasi menu, kecepatan proses monitoring *real-time*, performa sistem, serta kestabilan sistem saat digunakan.

$$\sum S_{aktual} = (3 \times 5) + (1 \times 4 + 2 \times 5) + (3 \times 5) + (3 \times 5) + (3 \times 5) + (1 \times 4 + 2 \times 5)$$

$$\sum S_{aktual} = 15 + 14 + 15 + 15 + 15 + 14 = 88$$

$$S_{ideal} = 6 \times 3 \times 5 = 90$$

$$P_{efisiensi} = \frac{88}{90} \times 100\% = 97.8\%$$

Hasil tersebut menunjukkan bahwa tingkat efisiensi sistem berada pada kategori Sangat Baik dengan nilai 97.8%. Pengguna menilai bahwa sistem mudah digunakan, memiliki navigasi yang jelas, serta mampu memberikan pengalaman monitoring *real-time* yang cepat dan responsif.

c. Perhitungan Kepuasan (*Satisfaction*)

Komponen kepuasan diukur melalui pertanyaan nomor 9, 13, dan 15 yang berkaitan dengan manfaat sistem, kepuasan terhadap visualisasi analitik, serta keinginan pengguna terhadap pengembangan sistem di masa mendatang.

$$\sum S_{aktual} = (3 \times 5) + (3 \times 5) + (3 \times 5)$$

$$\sum S_{aktual} = 15 + 15 + 15 = 45$$

$$S_{ideal} = 3 \times 3 \times 5 = 45$$

$$P_{efisiensi} = \frac{45}{45} \times 100\% = 100\%$$



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

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

Nilai kepuasan memperoleh hasil sebesar 100% dengan kategori Sangat Baik. Hasil ini menunjukkan bahwa seluruh responden merasa puas terhadap performa sistem, fitur monitoring *real-time*, serta visualisasi analitik yang disediakan oleh sistem.

Secara keseluruhan, hasil analisis usability menunjukkan bahwa sistem *Multimodal Behavioral Analytics* memperoleh tingkat penerimaan pengguna yang sangat baik. Komponen efisiensi dan kepuasan memperoleh nilai yang sangat tinggi, sedangkan efektivitas sistem juga menunjukkan performa yang sangat baik dalam mendukung proses monitoring perilaku berbasis multimodal secara *real-time*.



Hak Cipta :

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

BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Penelitian ini telah berhasil merancang dan membangun sebuah purwarupa sistem *Computer Vision* berbasis web untuk menganalisis perilaku manusia secara multimodal (Aksi, Atensi, dan Emosi) secara simultan. Berangkat dari urgensi kebutuhan pemantauan perilaku konsumen yang otomatis dan objektif di area seperti pusat perbelanjaan atau ritel, sistem ini sukses mengimplementasikan pendekatan arsitektur hybrid. Arsitektur ini secara cerdas mendistribusikan beban komputasi dengan memanfaatkan model YOLOv11 di sisi *server* untuk mendeteksi postur tubuh dan aksi secara global, yang kemudian digabungkan dengan *library* Face-API.js pada sisi *browser* pengguna untuk mengekstraksi fitur wajah, emosi, dan arah pandangan secara mendetail. Keberhasilan integrasi ini membuktikan bahwa pemrosesan visual multimodal yang kompleks dapat direalisasikan menjadi sebuah sistem yang ringan (*lightweight*) tanpa ketergantungan penuh pada infrastruktur GPU berspesifikasi tinggi. Untuk memastikan analisis perilaku berjalan berkesinambungan, sistem ini juga telah berhasil menerapkan algoritma *Manhattan Distance* sebagai metode pelacakan objek (*object tracking*). Berbeda dengan pendekatan pelacakan spatiotemporal pada penelitian terdahulu yang menuntut sumber daya komputasi besar dan rentan terhadap latensi, perhitungan matematis *Manhattan Distance* terbukti sangat efisien. Algoritma ini mampu menjaga konsistensi identitas subjek antar-frame dengan akurat tanpa memberikan beban berlebih pada memori lokal perangkat. Hal ini menjadikan sistem pemantauan dapat beroperasi dengan sangat stabil.

Secara keseluruhan, kinerja dari pendekatan hybrid ini telah tervalidasi dan berhasil menjawab tantangan kecepatan pemrosesan pada skenario *real-time*. Distribusi beban kerja yang optimal menghasilkan rata-rata kecepatan pemrosesan sebesar 18 FPS, sebuah angka yang memenuhi standar ideal untuk pelacakan objek dinamis. Komunikasi data dua arah via protokol *WebSocket* juga berjalan tangguh dengan 0% *packet loss*, serta latensi dan *jitter* yang berada jauh di bawah batas maksimal toleransi

jaringan. Didukung oleh hasil *User Acceptance Test* (UAT) yang menyentuh tingkat kepuasan hingga 100%, sistem pemantauan melalui fitur *Live Detection* dan *Daily Analytics* ini terbukti tidak hanya andal secara teknis, tetapi juga secara praktis sukses meningkatkan efisiensi analisis visual. Sistem ini secara efektif mampu mengatasi kelemahan metode pengamatan manual yang rentan terhadap bias subjektivitas dan kelelahan pengamat, menjadikannya referensi yang berharga bagi pengembangan kecerdasan buatan yang efisien di masa depan.

5.2 Saran

Berdasarkan keberhasilan implementasi dan performa sistem yang telah dicapai, terdapat beberapa arah penelitian baru yang dapat dieksplorasi untuk memperluas fungsionalitas sistem pada pengembangan selanjutnya, antara lain:

1. Implementasi pada Infrastruktur Cloud Skala Besar dengan Akselerasi GPU

Penelitian selanjutnya dapat mengembangkan arsitektur sistem ini ke arah implementasi cloud computing berskala besar yang didukung oleh sumber daya komputasi *Graphics Processing Unit* (GPU) berkinerja tinggi. Dengan memigrasikan beban kerja inferensi ke lingkungan cloud terdistribusi, sistem akan memiliki tingkat elastisitas dan skalabilitas yang jauh lebih tinggi untuk memproses aliran video dari puluhan hingga ratusan kamera secara serentak (*concurrent processing*). Pengembangan ini akan mengatasi batasan komputasi pada sisi klien secara absolut, sehingga sistem menjadi sangat ideal untuk diterapkan pada skenario pengawasan berskala industri, pusat perbelanjaan, atau fasilitas publik yang membutuhkan analitik data masif tanpa latensi.

2. Ekspansi Sistem ke Skala Multi-Kamera (MTMCT)

Pengujian saat ini berfokus pada pelacakan objek dalam satu bidang pandang kamera. Penelitian baru dapat mengangkat topik *Multi-Target Multi-Camera Tracking* (MTMCT). Pengembangan ini akan memungkinkan sistem melacak histori perilaku dan mempertahankan identitas subjek yang sama meskipun ia berpindah dari pantauan satu kamera ke kamera lainnya di area yang lebih luas.

3. Integrasi *Large Language Model* untuk Laporan Analisis Otomatis

Hak Cipta :

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



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Dasbor analitik saat ini menyajikan metrik dan grafik kuantitatif yang sangat komprehensif. Pengembangan selanjutnya dapat mengintegrasikan *pipeline* LLM untuk membaca data agregasi harian, lalu menerjemahkannya menjadi laporan naratif deskriptif yang langsung siap dibaca oleh pihak manajerial.

Hak Cipta :

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



Hak Cipta :

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

DAFTAR PUSTAKA

- Allouzi, J. T. et al. (2026). An Analytical Field Study on Occupational Health and Safety Compliance in Small and Medium Enterprises in Ha'il City, Saudi Arabia. *JENER Journal of Empirical and Non-Empirical Research*, 2(5), 131-136. Available at: <https://doi.org/10.4898/jener.v2i5.a12>.
- Alsharif, A.H. et al. (2022) 'Consumer Behaviour to Be Considered in Advertising: A Systematic Analysis and Future Agenda', *Behavioral Sciences*, 12(12). Available at: <https://doi.org/10.3390/bs12120472>.
- Alzahrani, N., Bchir, O. and Ismail, M.M. Ben (2025) 'YOLO-Act: Unified Spatiotemporal Detection of Human Actions Across Multi-Frame Sequences', *Sensors*, 25(10), pp. 1–24. Available at: <https://doi.org/10.3390/s25103013>.
- Alzubaidi, L. et al. (2021) *Review of Deep Learning: concepts , CNN architectures , challenges , applications , future directions*, *Journal of Big Data*. Springer International Publishing. Available at: <https://doi.org/10.1186/s40537-021-00444-8>.
- Chai, J. et al. (2021) 'Deep Learning in Computer Vision: A critical review of emerging techniques and application scenarios', *Machine Learning with Applications*, 6(August), p. 100134. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.mlwa.2021.100134>.
- Chun, S. et al. (2024) 'Bidirectional Regression for Monocular 6DoF Head Pose Estimation and Reference System Alignment', *arXiv preprint arXiv:2407.14136* [Preprint].
- Emanuel, A.W.R., Mudjihartono, P. and Nugraha, J.A.M. (2021) 'Snapshot-Based Human Action Recognition using OpenPose and Deep Learning', *IAENG International Journal of Computer Science*, 48(4), pp. 2–7.
- Essahraui (2025) 'Human Behavior Analysis : A Comprehensive Survey on Techniques , Applications , Challenges , and Future Directions', *IEEE Access*, PP, p. 1. Available at: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3589938>.
- Garcia, B., Gallego, F., & Gortázar, F. (2020). Assessment of QoE for Video and Audio in WebRTC Applications Using Full-Reference Models. *Electronics*, 9(3), 462. MDPI.
- Goldberg, P. et al. (2021) 'Multimodal Engagement Analysis from Facial Videos in the Classroom', *IEEE TRANSACTION ON AFFECTIVE COMPUTING*, 3045(c), pp. 1–16. Available at: <https://doi.org/10.1109/TAFFC.2021.3127692>.
- Kisa, T., et al. (2023). "Impact of Packet loss Rate on Quality of Compressed High Resolution Videos". *Sensors*, 23(5), 2744. MDPI.
- Liliana, D.Y. et al. (2022) 'Emotion Intelligent Application for Independent Wellbeing Management using Certainty Factor', *2021 4th International Conference on Computer and Informatics Engineering (IC2IE)* [Preprint].
- Pabba, C., Bhardwaj, V. and Kumar, P. (2024) 'A visual intelligent system for students ' behavior classification using body pose and facial features in a smart classroom', *Multimedia Tools and Applications* (2024), pp. 36975–37005. Available at: <https://doi.org/10.1007/s11042-023-16388-5>.

Hak Cipta :

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

Razzok, M. *et al.* (2023) 'Pedestrian Detection and Tracking System Based on Deep-SORT , YOLOv5 , and New Data Association Metrics', *Information* 2023, pp. 1–16.

Reddy, P. C. M., Yadav, N. S. K., Goud, P. A. K., Rekha, K. K., & Kumar, A. V. (2025). Real Time Object and Tracking Using *Deep Learning* and Opencv. *International Journal on Science and Technology (IJSAT)*, 16(1), 1-9.

Terven, J., Córdova-Esparza, D.M. and Romero-González, J.A. (2023) 'A Comprehensive Review of YOLO Architectures in *Computer Vision: From YOLOv1 to YOLOv8 and YOLO-NAS*', *Machine Learning and Knowledge Extraction*, 5(4), pp. 1680–1716. Available at: <https://doi.org/10.3390/make5040083>.

Torrens, P. M. (2023). Agent models of customer journeys on retail high streets. *Journal of Economic Interaction and Coordination*, 18, 87-128. Available at: <https://doi.org/10.1007/s11403-022-00350-z>.

Tu, N. D., Muthanna, A., Khakimov, A., Kochetkova, I., Samouylov, K., Ateya, A. A., & Koucheryavy, A. (2025). SHARP-AODV: An Intelligent Adaptive Routing Protocol for Highly Mobile Autonomous Aerial Vehicle (AAV) Networks. *Sensors*, 25(24), 7522. MDPI.

Wang, J., et al. (2023). "Latency Optimization in Edge-Cloud Collaborative Architecture for Real-time Video Analytics". *Sensors*, 23(11), 5120. MDPI.

Warsuta, B. *et al.* (2024) 'Sistem Pengendalian Akses Berbasis Face-Recognition dengan Face-API . js dan Algoritma *Manhattan Distance*', *MULTINETICS*, 10(2), pp. 113–120.

POLITEKNIK
NEGERI
JAKARTA



Hak Cipta :

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

DAFTAR RIWAYAT HIDUP PENULIS

Rico Mesias Tamba



Lahir di Jakarta, 10 April 2004. Lulus dari SDN Cikupa 2 pada 2016, SMPN 1 Cikupa pada tahun 2019, SMAN 3 Kabupaten Tangerang pada tahun 2022. Saat ini menempuh Program Studi Diploma Empat Teknik Informatika di Politeknik Negeri Jakarta. Memiliki keahlian pada bidang *Machine Learning*, *Backend Development*.

**POLITEKNIK
NEGERI
JAKARTA**

Hak Cipta :

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

LAMPIRAN

Lampiran 1 Hasil Ekstraksi Log Waktu Kedatangan Paket (Timestamp)

I ["detections": [{"x1": 24, "y1": 18, "x2": 630, "y2": 480, "conf": 0.5121018886566162, "class_name": "sitting"}]]	113	20:50:20.313
I ["detections": [{"x1": 68, "y1": 20, "x2": 630, "y2": 480, "conf": 0.5034001469612122, "class_name": "sitting"}]]	113	20:50:20.830
I ["detections": [{"x1": 17, "y1": 19, "x2": 631, "y2": 480, "conf": 0.6322202086448669, "class_name": "sitting"}]]	113	20:50:21.932
I ["detections": [{"x1": 68, "y1": 20, "x2": 627, "y2": 480, "conf": 0.567223072052002, "class_name": "sitting"}]]	112	20:50:22.185
I ["detections": [{"x1": 73, "y1": 20, "x2": 627, "y2": 480, "conf": 0.5947907567024231, "class_name": "sitting"}]]	113	20:50:22.488
I ["detections": [{"x1": 74, "y1": 19, "x2": 627, "y2": 480, "conf": 0.5032938122749329, "class_name": "sitting"}]]	113	20:50:22.779
I ["detections": [{"x1": 22, "y1": 18, "x2": 631, "y2": 480, "conf": 0.566292941570282, "class_name": "sitting"}]]	112	20:50:23.065
I ["detections": [{"x1": 28, "y1": 20, "x2": 630, "y2": 480, "conf": 0.5652916431427002, "class_name": "sitting"}]]	113	20:50:23.378
I ["detections": [{"x1": 24, "y1": 19, "x2": 630, "y2": 480, "conf": 0.6105216145515442, "class_name": "sitting"}]]	113	20:50:23.679
I ["detections": [{"x1": 14, "y1": 19, "x2": 630, "y2": 479, "conf": 0.6249240040779114, "class_name": "sitting"}]]	113	20:50:23.964

Lampiran 2 Data Ekstraksi Waktu Pemrosesan Hulu-ke-Hilir (End-to-End Latency)

I data:image/jpeg;base64,/9j/4AAQSkZJRgABAQAAQABAAQ/4gHYSUNDX1BST0ZJTEUAAQAAIAAAIAAAQAAABtnRyUkdCfHhZWIAH4AAABAAEAAAAAAAAABhY3NwAAAAAAAAAAAAAAAAAAAA...	24431	20:50:24.943
I data:image/jpeg;base64,/9j/4AAQSkZJRgABAQAAQABAAQ/4gHYSUNDX1BST0ZJTEUAAQAAIAAAIAAAQAAABtnRyUkdCfHhZWIAH4AAABAAEAAAAAAAAABhY3NwAAAAAAAAAAAAAAAAAAAA...	24499	20:50:25.424
I {"type": "SAVE_TRACKING", "data": [{"tracking_id": 5, "camera_id": "cam-01", "emotion": "Neutral", "is_attentive": true, "yaw": "CENTER", "pitch": "CENTER", "yolo_action": "Sitting", "action_conf": 0.5034001...}	347	20:50:25.622
I data:image/jpeg;base64,/9j/4AAQSkZJRgABAQAAQABAAQ/4gHYSUNDX1BST0ZJTEUAAQAAIAAAIAAAQAAABtnRyUkdCfHhZWIAH4AAABAAEAAAAAAAAABhY3NwAAAAAAAAAAAAAAAAAAAA...	24379	20:50:25.842
I {"type": "SAVE_TRACKING", "data": [{"tracking_id": 5, "camera_id": "cam-01", "emotion": "Neutral", "is_attentive": true, "yaw": "CENTER", "pitch": "CENTER", "yolo_action": "None", "action_conf": 0.53898036...}	344	20:50:26.774
I data:image/jpeg;base64,/9j/4AAQSkZJRgABAQAAQABAAQ/4gHYSUNDX1BST0ZJTEUAAQAAIAAAIAAAQAAABtnRyUkdCfHhZWIAH4AAABAAEAAAAAAAAABhY3NwAAAAAAAAAAAAAAAAAAAA...	24431	20:50:26.976
I {"type": "SAVE_TRACKING", "data": [{"tracking_id": 5, "camera_id": "cam-01", "emotion": "Neutral", "is_attentive": true, "yaw": "CENTER", "pitch": "CENTER", "yolo_action": "Sitting", "action_conf": 0, "startTim...}	330	20:50:27.829
I data:image/jpeg;base64,/9j/4AAQSkZJRgABAQAAQABAAQ/4gHYSUNDX1BST0ZJTEUAAQAAIAAAIAAAQAAABtnRyUkdCfHhZWIAH4AAABAAEAAAAAAAAABhY3NwAAAAAAAAAAAAAAAAAAAA...	24379	20:50:28.005
I {"type": "SAVE_TRACKING", "data": [{"tracking_id": 5, "camera_id": "cam-01", "emotion": "Neutral", "is_attentive": true, "yaw": "CENTER", "pitch": "CENTER", "yolo_action": "None", "action_conf": 0.51628029...}	344	20:50:28.575
I data:image/jpeg;base64,/9j/4AAQSkZJRgABAQAAQABAAQ/4gHYSUNDX1BST0ZJTEUAAQAAIAAAIAAAQAAABtnRyUkdCfHhZWIAH4AAABAAEAAAAAAAAABhY3NwAAAAAAAAAAAAAAAAAAAA...	23219	20:50:29.243

Lampiran 3 Hasil Ekstraksi Status Sesi Backend dan Throughput FPS Real-time

Face-API Active

Camera 01 - Main Area

https://1715-35-240-162-38.ngrok

Disconnect

WS Backend Connected

FPS 14

Faces 1

YOLO 1

Face-API · TinyFD + LM68

YOLOv11 · Cloud Sync Active

LIVE · 5/17/2026

Backend Session Stats

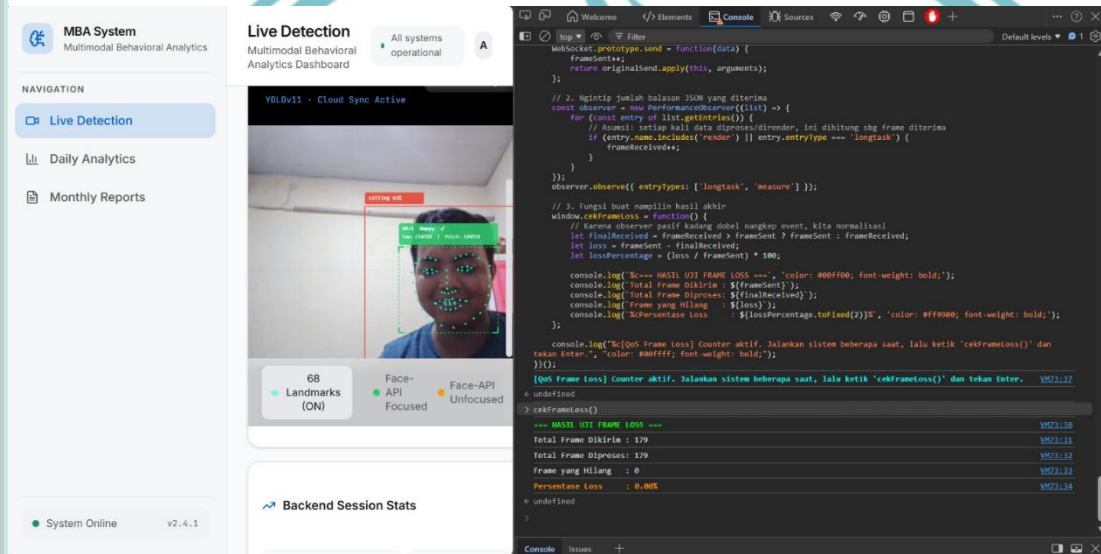
Total YOLO Frames
696 Frames

Total Detections
467 objects

Hak Cipta :

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

Lampiran 4 Hasil Ekstraksi Log Jaringan Klien untuk Validasi Kegagalan Paket Data



Lampiran 5 Bukti Pencatatan Fluktuasi Waktu Transmisi Jaringan Sistem *Real-time*

Hak Cipta :

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

[Interval Pengiriman] Selisih antar frame: 516.40ms	VM597:14
[Interval Pengiriman] Selisih antar frame: 0.10ms	VM597:14
[Interval Pengiriman] Selisih antar frame: 124.80ms	VM597:14
[Interval Pengiriman] Selisih antar frame: 605.00ms	VM597:14
[Interval Pengiriman] Selisih antar frame: 312.90ms	VM597:14
[Interval Pengiriman] Selisih antar frame: 56.60ms	VM597:14
[Interval Pengiriman] Selisih antar frame: 319.20ms	VM597:14
[Interval Pengiriman] Selisih antar frame: 388.20ms	VM597:14
[Interval Pengiriman] Selisih antar frame: 343.70ms	VM597:14
[Interval Pengiriman] Selisih antar frame: 634.00ms	VM597:14
[Interval Pengiriman] Selisih antar frame: 388.20ms	VM597:14
[Interval Pengiriman] Selisih antar frame: 412.30ms	VM597:14
[Interval Pengiriman] Selisih antar frame: 216.50ms	VM597:14
[Interval Pengiriman] Selisih antar frame: 96.80ms	VM597:14
[Interval Pengiriman] Selisih antar frame: 150.00ms	VM597:14
[Interval Pengiriman] Selisih antar frame: 374.80ms	VM597:14
[Interval Pengiriman] Selisih antar frame: 498.00ms	VM597:14
[Interval Pengiriman] Selisih antar frame: 94.80ms	VM597:14
[Interval Pengiriman] Selisih antar frame: 832.60ms	VM597:14
[Interval Pengiriman] Selisih antar frame: 137.40ms	VM597:14
[Interval Pengiriman] Selisih antar frame: 113.30ms	VM597:14
[Interval Pengiriman] Selisih antar frame: 353.50ms	VM597:14
[Interval Pengiriman] Selisih antar frame: 752.50ms	VM597:14
[Interval Pengiriman] Selisih antar frame: 479.00ms	VM597:14
[Interval Pengiriman] Selisih antar frame: 164.30ms	VM597:14
[Interval Pengiriman] Selisih antar frame: 539.50ms	VM597:14
[Interval Pengiriman] Selisih antar frame: 527.70ms	VM597:14
[Interval Pengiriman] Selisih antar frame: 150.20ms	VM597:14
[Interval Pengiriman] Selisih antar frame: 316.80ms	VM597:14
[Interval Pengiriman] Selisih antar frame: 784.30ms	VM597:14
[Interval Pengiriman] Selisih antar frame: 148.90ms	VM597:14

Lampiran 6 Proses Evaluasi Model Face-API.js

```
[10]
✓ 34m
... !node --expose-gc evaluate_complete.js

2026-05-18 07:13:05.945846: I tensorflow/core/platform/cpu_feature_guard.cc:193] This TensorFlow binary is optimized
To enable them in other operations, rebuild TensorFlow with the appropriate compiler flags.
Memuat bobot model face-api.js...
Model siap! Memulai proses evaluasi...

Sedang memproses kelas: [ANGRY] | Total: 958 gambar
-> Progress: 958 / 958 gambar diproses...

Sedang memproses kelas: [DISGUST] | Total: 111 gambar
-> Progress: 111 / 111 gambar diproses...

Sedang memproses kelas: [FEAR] | Total: 1024 gambar
-> Progress: 1024 / 1024 gambar diproses...

Sedang memproses kelas: [HAPPY] | Total: 1774 gambar
-> Progress: 1774 / 1774 gambar diproses...

Sedang memproses kelas: [NEUTRAL] | Total: 1233 gambar
-> Progress: 1233 / 1233 gambar diproses...

Sedang memproses kelas: [SAD] | Total: 1247 gambar
-> Progress: 1247 / 1247 gambar diproses...

Sedang memproses kelas: [SURPRISE] | Total: 831 gambar
-> Progress: 831 / 831 gambar diproses...
```

Lampiran 7 Hasil UAT

Hak Cipta :

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

User Acceptance Testing "Multimodal Behavioural Analy"

Pertanyaan Jawaban 3 Setelan

Ringkasan

Nama

3 jawaban

Riyanti marjuki

Syifa Nurlita

Adilla Cahya

Tempat Usaha Ritel

3 jawaban

guardian

Guardian

Alfamart

Bukti Pernah/Sedang dalam usaha ritel

3 jawaban

57C8A823-6737-4032-B702-84009A968DC9 - Riyanti Marjuki.jpeg

IMG-20260521-WA0018 - Syifa Nurlita.jpg

IMG_5833 - Adilla.jpeg

Seberapa mudah Anda memahami cara kerja sistem Multimodal Behavioral Analytics saat pertama kali digunakan.

3 jawaban

100%

● Sangat Tidak Mudah

● Tidak Mudah

● Netral

● Mudah

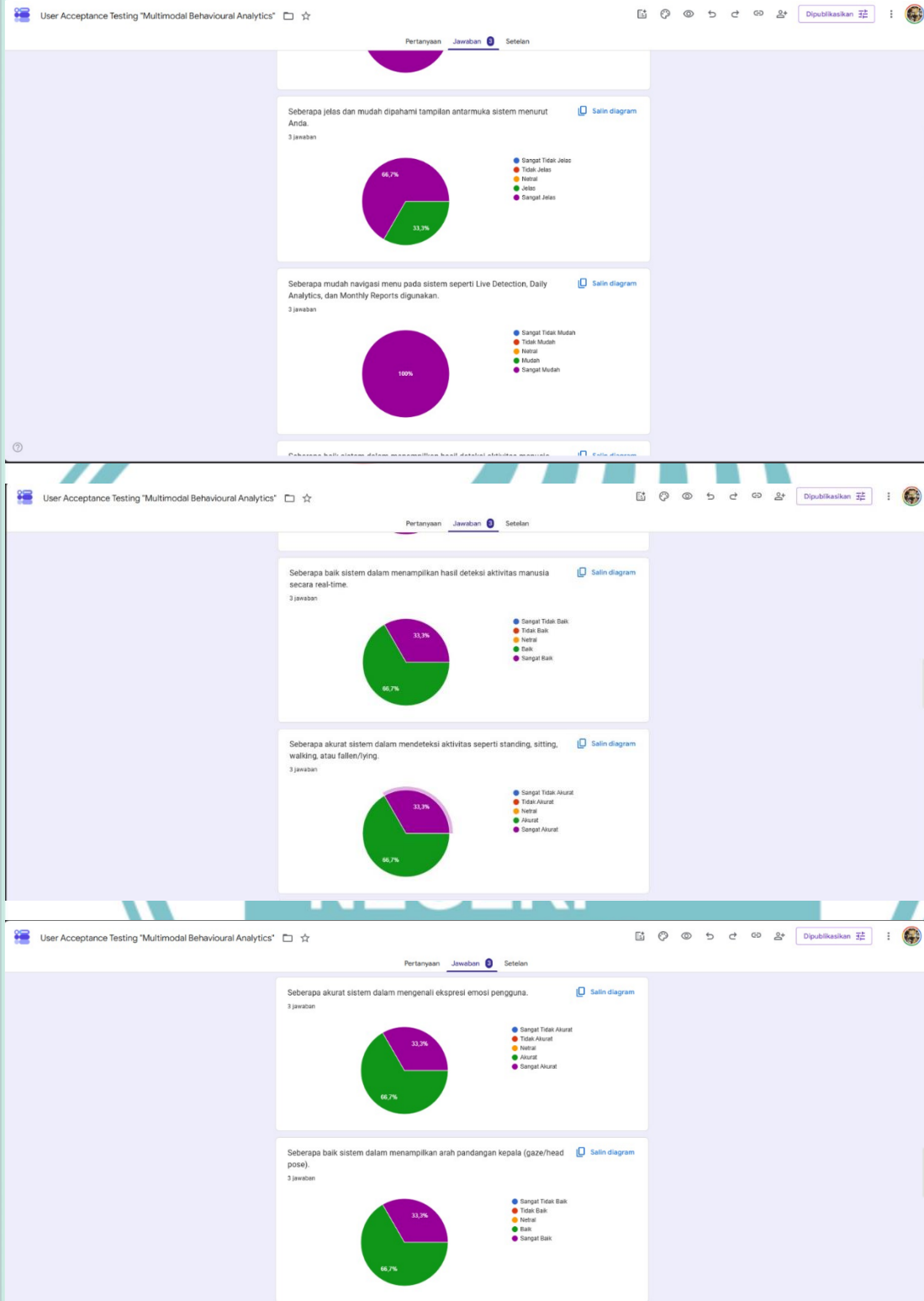
● Sangat Mudah



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

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



Hak Cipta :

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

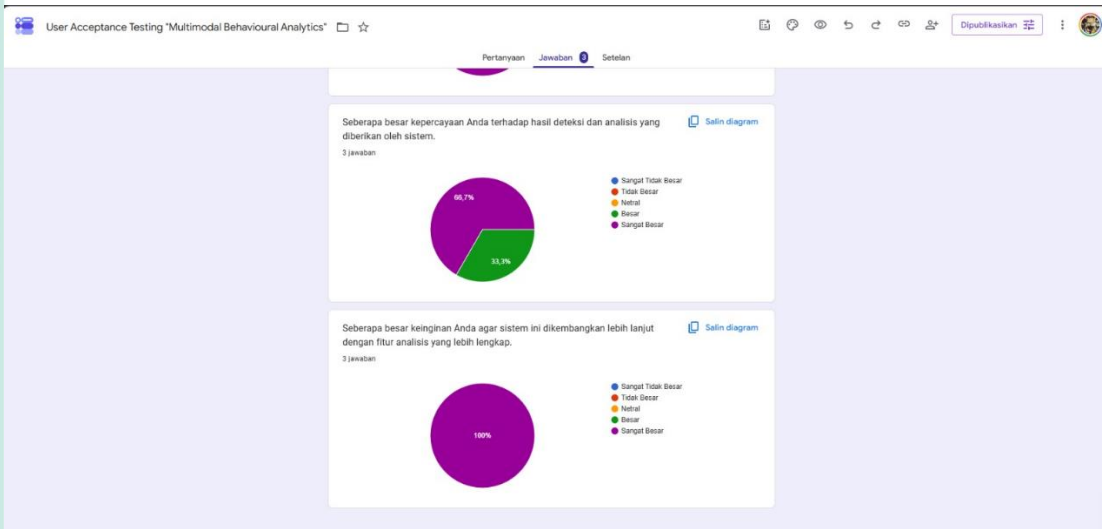




© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

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



Lampiran 8 Profile Klien

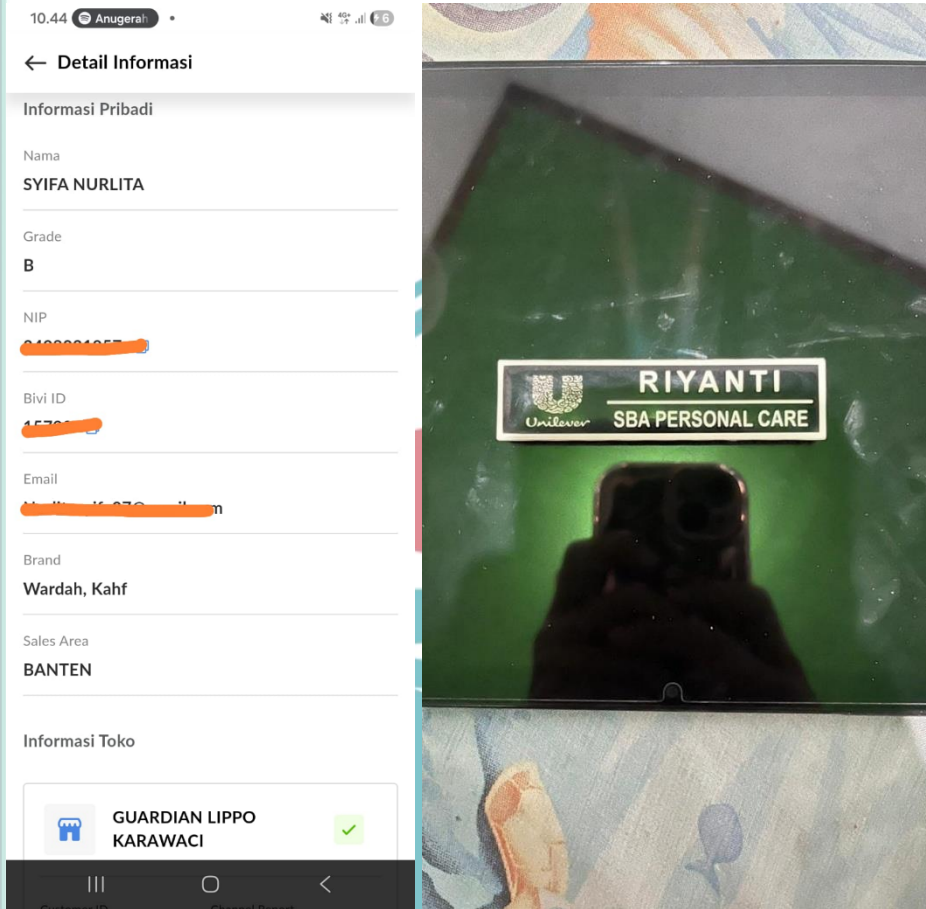




© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

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



POLITEKNIK
NEGERI
JAKARTA