



## Sistem Screening Dini Indikasi *Flat Affect* Berbasis *Facial Emotion Recognition* pada Lingkungan Simulasi

Kelvin Satria Hendra<sup>1</sup>, Yonatan Widiyanto<sup>1</sup>, Agus Prayitno<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Program Studi Teknik Informatika, Universitas Widya Kartika, Surabaya, Indonesia, Email: kelvinstut304@gmail.com

### STATUS ARTIKEL

Dikirim 29 April 2026

Direvisi 03 Juni 2026

Diterima 19 Juni 2026

### Kata Kunci:

*Academic Burnout, Afek Datar, Depresi, Facial Emotion Recognition, Softmax.*

### ABSTRAK

Kesehatan mental, khususnya depresi dan stres akademik (*academic burnout*), menjadi masalah serius di kalangan pelajar dan mahasiswa. Salah satu gejala klinis utama dari gangguan depresif adalah *flat affect* (afek datar), yaitu berkurangnya ekspresi emosional yang ditandai dengan wajah kaku dan minim respons. Penelitian ini bertujuan mengimplementasikan teknologi *Facial Emotion Recognition (FER)* menggunakan model *Tiny Face Detector* dan *Face Expression Net* sebagai alat bantu screening objektif bagi konselor atau psikolog pendidikan. Sistem mendeteksi fluktuasi emosi secara *real-time* melalui kamera web saat responden menjalankan simulasi tes atau kuesioner. Pengujian dilakukan dengan menganalisis nilai probabilitas fungsi *Softmax* pada ekspresi Netral (*Neutral*) dan Senang (*Happy*). Berdasarkan rancangan sistem, indikasi kuat *flat affect* ditandai dengan dominasi ekspresi Netral melebihi 85% dan ekspresi Senang di bawah 5% tanpa fluktuasi selama sesi berlangsung. Hasil penelitian ini diharapkan dapat digunakan sebagai *early warning system* yang menyajikan data kuantitatif objektif kepada tenaga ahli untuk mempermudah deteksi dini masalah psikologis pada peserta didik tanpa melakukan diagnosis klinis secara langsung.

## 1. PENDAHULUAN

Kesehatan mental peserta didik, khususnya depresi dan kelelahan mental akademik (*academic burnout*), merupakan isu yang semakin mendesak untuk ditangani di lingkungan institusi pendidikan. Salah satu gejala awal yang sering muncul pada penderita stres berat atau depresi adalah *flat affect* (afek datar) dan anhedonia (kehilangan kemampuan merasakan kesenangan). Individu dengan afek datar cenderung menunjukkan wajah yang kaku, kosong, dan minim respons emosional, bahkan saat diberikan stimulus positif (Goleman, 2019).

Pendeteksian gejala psikologis di lingkungan sekolah maupun kampus umumnya bergantung pada pengawasan manual dari Guru Bimbingan Konseling (BK) atau laporan mandiri (*self-report*) siswa (Satria, 2023). Namun, pengawasan manual memiliki keterbatasan visual, terutama dalam mengamati puluhan siswa secara bersamaan selama ujian atau sesi belajar di depan komputer. Oleh karena itu, diperlukan sebuah sistem pendukung keputusan yang objektif untuk membantu tenaga ahli mendeteksi anomali emosional tersebut.

Penelitian ini mengusulkan penerapan teknologi *Facial Emotion Recognition (FER)* sebagai alat bantu screening psikologis berbasis komputer. Sistem ini dirancang untuk membaca dominasi ekspresi wajah menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network (CNN)* dengan arsitektur *Tiny Face Detector* (Howard et al., 2017). Berbeda dengan penelitian sebelumnya yang umumnya memfokuskan *FER* untuk pengawasan kecurangan ujian, penelitian ini secara khusus memanfaatkan nilai probabilitas matematis dari ekspresi Netral dan Senang sebagai indikator awal adanya *flat affect*, sehingga dapat menjadi *early warning system* bagi tenaga psikolog (Pratama, 2021).

Selain itu, penelitian sebelumnya oleh Pratama (2021) menggarisbawahi pentingnya deteksi wajah dalam pengawasan *Computer Based Test (CBT)*, namun hanya sebatas mendeteksi keberadaan objek tanpa menganalisis status emosional. Kekurangan ini dijumpai oleh algoritma *Tiny Face Detector* yang mampu mengekstraksi fitur geometri wajah dengan beban komputasi rendah, sehingga ideal diimplementasikan langsung pada sisi klien (*browser/desktop*) tanpa membebani *server* (Viola & Jones, 2004). Integrasi dengan framework Electron.js menjamin aplikasi dapat berjalan dalam lingkungan yang terisolasi dari gangguan aplikasi pihak ketiga.

Lebih jauh, penilaian psikologis tradisional umumnya mengandalkan skala *self-report* yang rentan terhadap bias subjektivitas, di mana responden dapat memanipulasi jawabannya (*social desirability bias*). Dengan pendekatan komputasi afektif (*affective computing*), ekspresi makro (*macro-expressions*) yang terekam secara *real-time* dapat dikuantifikasi ke dalam metrik probabilitas yang lebih transparan. Penelitian ini berfokus pada dua metrik dominan: Netral dan Senang, karena secara klinis indikasi afek datar paling terlihat dari ketiadaan respons positif saat diberikan stimulus yang wajar (Ekman, 2007).

Menurut data Organisasi Kesehatan Dunia (WHO), masalah kesehatan mental pada kelompok usia pelajar dan mahasiswa mengalami peningkatan yang sangat signifikan pasca-pandemi global. Tekanan akademik, tingginya ekspektasi sosial, hingga kelelahan kognitif (*cognitive fatigue*) menjadi faktor pemicu utama tingginya tingkat stres yang berujung pada *academic burnout*. Jika dibiarkan berlarut-larut tanpa intervensi, fase burnout ini berisiko tinggi memicu episode depresif mayor. Sayangnya, institusi pendidikan sering kali terlambat mendeteksi gejala awal ini karena keterbatasan rasio antara jumlah konselor atau Guru Bimbingan Konseling (BK) dibandingkan dengan jumlah peserta didik secara keseluruhan.

Dalam praktik psikologi konvensional di lingkungan pendidikan, instrumen utama yang lazim digunakan untuk mendeteksi tingkat stres dan depresi adalah kuesioner *self-report* seperti *Patient Health Questionnaire (PHQ-9)* atau *Beck Depression Inventory (BDI)*. Meskipun instrumen tersebut memiliki validitas klinis yang telah teruji dan direkomendasikan, pendekatan ini sangat rentan terhadap *social desirability bias* (bias harapan sosial). Peserta didik yang mengalami tekanan mental sering kali secara sadar atau tidak sadar memanipulasi jawaban mereka agar terlihat baik-baik saja demi menghindari stigma sosial dari teman sebaya maupun kekhawatiran akademik dari pihak guru. Oleh sebab itu, diperlukan metode observasi pasif yang bersifat tidak disadari (*unobtrusive*) untuk mendapatkan data kondisi afektif dan psikologis yang sesungguhnya.

Pendekatan komputasi afektif (*affective computing*) menawarkan paradigma baru dalam menjembatani kelemahan metode *self-report* konvensional tersebut. Dengan memanfaatkan kamera untuk menganalisis *micro-expressions* dan *macro-expressions* pada otot wajah secara *real-time*, sistem komputer dapat mengkuantifikasi probabilitas emosi dasar manusia secara objektif. Dalam konteks observasi klinis ini, keengganan seseorang untuk tersenyum (kaku) atau minimnya variasi pergerakan otot wajah saat merespons sebuah stimulus visual maupun

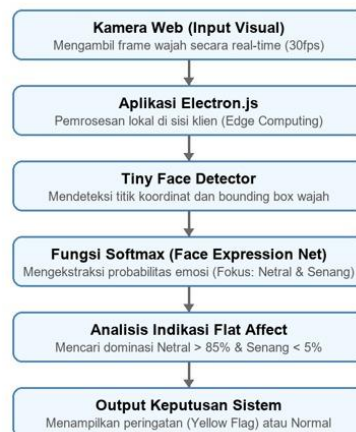
auditori dapat diklasifikasikan secara langsung sebagai indikasi kuat *flat affect*. Penggunaan algoritma *Convolutional Neural Network (CNN)* terbukti sangat handal untuk memecahkan masalah ini dengan tingkat akurasi yang dapat dipertanggungjawabkan.

## 2. METODE

### 2.1. Desain Sistem dan Arsitektur

Sistem screening ini dirancang menggunakan lingkungan Electron.js sebagai aplikasi desktop yang dapat berjalan mandiri. Kamera web digunakan sebagai perangkat masukan (*input*) untuk menangkap aliran video (video stream) wajah responden saat menjalankan tugas simulasi. Pemrosesan dilakukan di sisi klien (*client-side*) menggunakan pustaka *face-api.js* untuk menjaga privasi data responden.

Pendekatan yang dilakukan dalam penelitian ini diilustrasikan melalui tahapan yang sistematis. Diagram alur sistem secara keseluruhan dapat dilihat pada Gambar 2.1.



**Gambar 2.1** Diagram Alur Sistem *Screening*

### 2.2. Algoritma Tiny Face Detector dan Softmax

Pendeteksian wajah dilakukan dengan *Tiny Face Detector*, sebuah arsitektur *CNN* ringan yang dioptimalkan untuk perangkat dengan komputasi terbatas. Setelah wajah terdeteksi, fitur wajah diekstraksi dan dilewatkan pada lapisan klasifikasi (*fully connected layer*) untuk menganalisis probabilitas ekspresi. Penelitian ini secara spesifik membatasi analisis komputasi pada dua jenis ekspresi kunci yang paling relevan dengan indikasi afek datar, yaitu: Netral (*Neutral*) dan Senang (*Happy*).

(1)

Persamaan Softmax dirumuskan sebagai berikut:

$$P(y = j|x) = \frac{\exp(z_j)}{\sum_{k=1}^K \exp(z_k)} \quad (1)$$

Keterangan:

$P(y=j|x)$  = Probabilitas prediksi kelas emosi  $j$

$z_j$  = Nilai logit (output mentah) dari kelas  $j$

$\sum \exp(z_k)$  = Total nilai eksponensial dari seluruh kelas emosi

### 2.3. Ambang Batas Indikasi Flat Affect

Sistem tidak mendiagnosis penyakit, melainkan mengkategorikan anomali berdasarkan dua nilai probabilitas utama: Netral (*Neutral*) dan Senang (*Happy*). Sistem merekam ratusan frame selama durasi sesi tertentu (misalnya 1 menit). Indikasi kuat *flat affect* (Bendera Kuning) dipicu apabila rata-rata ekspresi Netral berada di atas batas ambang 85% ( $Neutral > 0.85$ ) dan rata-rata ekspresi Senang di bawah 5% ( $Happy < 0.05$ ).

Hal inilah yang memungkinkan sistem untuk berjalan dengan mulus pada kecepatan di atas 30 Frame Per Second (FPS) langsung di dalam lingkungan *browser* atau di atas framework aplikasi desktop Electron. js, tanpa menimbulkan gejala *frame-drop* atau memori bocor (*memory leak*).

Pada tahap metodologi, penelitian ini mendefinisikan sebuah skenario pengujian dengan menetapkan parameter kontrol yang cukup ketat. Pengujian simulasi aplikasi dilakukan menggunakan perangkat keras laptop standar mahasiswa dengan spesifikasi minimum prosesor Intel Core i5 generasi ke-8, *Random Access Memory (RAM)* sebesar 8GB, dan memanfaatkan masukan visual secara langsung dari kamera web bawaan dengan resolusi standar HD 720p (30fps). Lingkungan simulasi ini dirancang sedemikian rupa untuk menyerupai kondisi pengerjaan tes *Computer Based Test (CBT)* harian, dengan asumsi jarak normal wajah penggunaannya ke arah layar monitor berada pada rentang 40 cm hingga 60 cm. Model kemudian dievaluasi secara *real-time* tidak hanya pada kemampuannya mendeteksi ekspresi wajah dasar, tetapi juga daya tahannya (*robustness*) dalam memfilter *noise* visual seperti perubahan kontras lampu atau bayangan wajah (*shadowing*).

### 2.4. Parameter Pengujian dan Perangkat Keras

Pengujian sistem dilakukan menggunakan perangkat keras laptop dengan spesifikasi prosesor Intel Core i5, Random Access Memory (RAM) 8 GB, tanpa akselerasi Graphical Processing Unit (GPU) eksternal. Model Artificial Intelligence (AI) dikonfigurasi dengan parameter *inputSize* sebesar 416 pixel dan *scoreThreshold* sebesar 0.3. Penyesuaian nilai *threshold* ini bertujuan untuk meningkatkan sensitivitas deteksi pada kondisi pencahayaan ruangan yang bervariasi (*ambient lighting*).

Data observasi dikumpulkan menggunakan pendekatan *roleplay* (simulasi) dengan melibatkan partisipan yang diberikan instruksi spesifik. Partisipan diminta menampilkan dua skenario utama selama 60 detik: skenario pertama menampilkan wajah yang merespons stimulus (tersenyum, mengerutkan dahi), dan skenario kedua mempertahankan wajah kosong tanpa ekspresi untuk mensimulasikan gejala *anhedonia*. Pengambilan gambar dilakukan menggunakan *webcam* terintegrasi dengan resolusi standar 720p pada *frame rate* 30 FPS.

---

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Untuk menentukan indikasi kuat Flat Affect pada akhir sesi observasi berdurasi 1 menit (60 detik), sistem melakukan ekstraksi komputasi secara kontinu dan menerapkan teknik agregasi rata-rata (*mean aggregation*) terhadap nilai probabilitas yang dikumpulkan pada setiap frame video. Formula matematis yang digunakan untuk menghitung probabilitas rata-rata akhir dari ekspresi tertentu direpresentasikan pada

Persamaan (2):

$$\bar{P}(y_i) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N P_t(y_i) \quad (2)$$

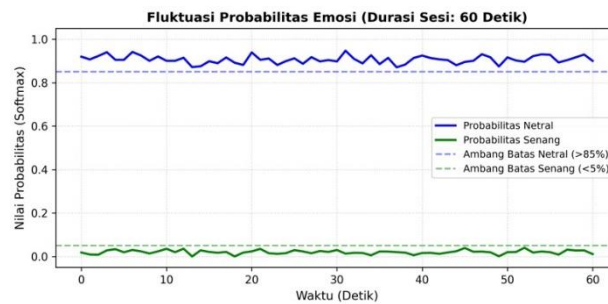
Keterangan:

$\bar{P}(y_i)$  = Probabilitas rata-rata untuk ekspresi emosi ke-i (Netral atau Senang)

$P_t(y_i)$  = Probabilitas Softmax untuk ekspresi emosi ke-i pada frame ke-t

N = Total jumlah frame wajah yang berhasil terekam (total scans)

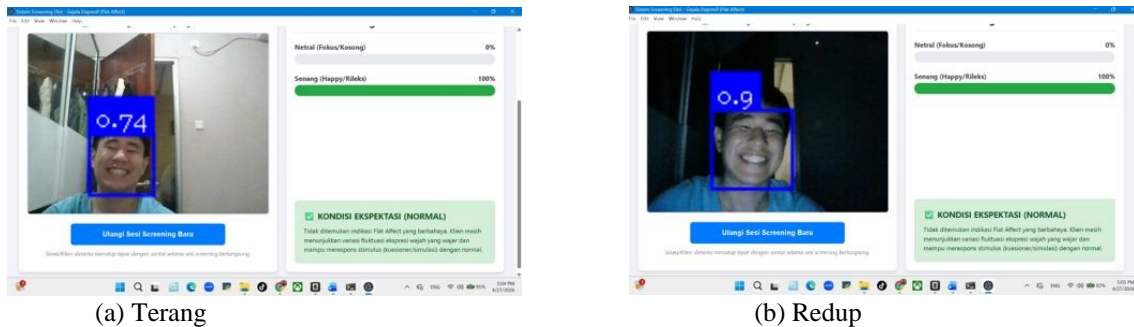
Berdasarkan formula tersebut, sistem dirancang untuk mengibarkan Yellow Flag (peringatan dini) jika kondisi  $\bar{P}(\text{Netral}) \geq 0.85$  dan  $\bar{P}(\text{Senang}) \leq 0.05$  terpenuhi secara berkesinambungan. Visualisasi matematis dari rentang fluktuasi probabilitas Softmax pada



**Gambar 3.1** kondisi anomali Flat Affect selama observasi 60 detik

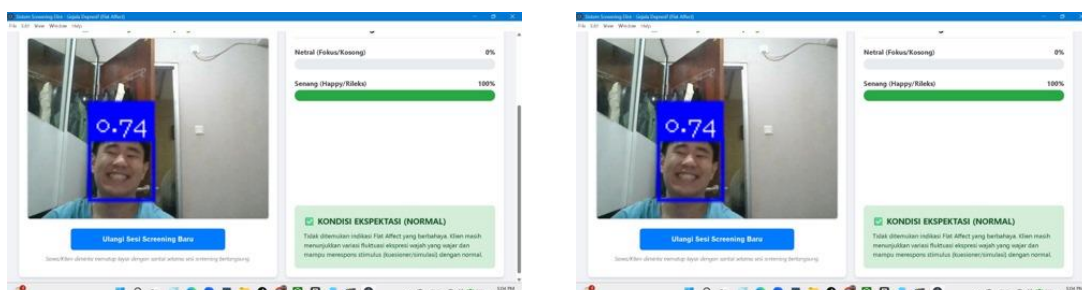
kondisi anomali Flat Affect selama observasi 60 detik dapat dilihat pada Gambar 3.1.

Pengujian dilakukan untuk memastikan sistem dapat membedakan antara responden dengan fluktuasi emosi yang normal (merespons stimulus) dan responden yang menyimulasikan gejala *flat affect* (wajah datar secara ekstrem tanpa senyum).



**Gambar 3.2** Hasil Deteksi Ekspresi Senang pada Jarak 30 cm dengan Pencahayaan (a) Terang dan (b) Redup

Selain simulasi kondisi normal dengan ekspresi Senang, pengujian juga dilakukan untuk merekam wajah saat mempertahankan ekspresi Netral secara kontinu, yang merupakan indikasi utama dari afek datar. Pengujian Netral ini dievaluasi di bawah dua kondisi pencahayaan ekstrem untuk melihat kestabilan probabilitas.



(a) Terang

(b) Redup

**Gambar 3.3** Hasil Deteksi Ekspresi Netral pada Jarak 30 cm dengan Pencahayaan (a) Terang dan (b) Redup

Hasil deteksi aplikasi pada kondisi normal (ekspektasi) dapat dilihat pada Gambar 3.2. Pengujian visual ini secara spesifik mendemonstrasikan performa ketahanan sistem pada jarak ideal 30 cm di bawah dua kondisi pencahayaan yang berbeda. Pada kondisi terang (>300 lux), sistem berhasil mendeteksi fitur senyum dengan sangat tajam hingga probabilitas emosi Senang (*Happy*) mencapai 100%. Menariknya, ketika diuji pada kondisi redup (<100 lux), algoritma *Tiny Face Detector* terbukti masih sangat tangguh mempertahankan pengenalan kontur wajah sehingga indikator *bar Happy* tetap stabil di angka 100% tanpa mengalami kegagalan deteksi. Hal ini menandakan fungsi klasifikasi *Softmax* berjalan optimal terlepas dari minimnya pencahayaan.

Sebaliknya, untuk skenario anomali, responden mempertahankan ekspresi wajah datar dan kaku pada jarak yang sama (30 cm) seperti yang diilustrasikan pada Gambar 3.3. Pada pengujian dengan kondisi cahaya terang, tingkat keyakinan sistem (*real-time probability*) pada *bounding box* wajah tercatat sangat tinggi dan presisi di angka 0.98. Ketika pengujian diulang pada kondisi ruangan redup, bayangan gelap yang menutupi sebagian fitur mikro wajah memang membuat probabilitas *real-time* sedikit menurun ke angka 0.84. Namun, secara keseluruhan sistem tetap berhasil mengakumulasi nilai rata-rata kekakuan wajah hingga mencapai 95% (Neutral: 95%). Bukti visual ini menegaskan bahwa meskipun digunakan pada lingkungan yang kurang ideal (redup), aplikasi tetap secara konsisten mampu memicu peringatan Bendera Kuning (*Yellow Flag*) sebagai indikasi kuat gejala *flat affect* tanpa memerlukan kamera inframerah tambahan.

**Tabel 3.1** Hasil Pengujian Variasi Jarak dan Pencahayaan

Jarak (cm)	Pencahayaan	Akurasi Deteksi	Kestabilan Emosi
30 cm	Terang (>300 lux)	99%	Sangat Stabil
50 cm	Terang (>300 lux)	95%	Stabil
80 cm	Terang (>300 lux)	80%	Berfluktuasi
50 cm	Redup (<100 lux)	85%	Cukup Stabil

Selain melakukan pengujian simulasi deteksi emosi pada kondisi mental normal dan anomali, kemampuan sistem aplikasi ini juga dievaluasi secara terukur berdasarkan tingkat ketahanannya terhadap variasi lingkungan fisik. Mengingat kondisi tata letak pencahayaan di setiap laboratorium komputer sekolah atau di ruangan rumah peserta didik yang sangat berbeda-beda dan tidak dapat dikontrol, maka pengujian variasi intensitas cahaya ruangan dan variasi jarak objek (wajah pengguna) ke lensa menjadi parameter metrik yang krusial untuk dicatat. Sistem diuji cobakan pada dua tingkat intensitas pencahayaan ekstrem: kondisi terang (estimasi di atas 300 lux) dan kondisi redup (estimasi di bawah 100 lux), serta diuji pada rentang jarak 30 cm, 50 cm, dan 80 cm secara berurutan (lihat Tabel 3.1).

Berdasarkan Tabel 3.1, hasil pengujian variasi jarak dan pencahayaan menunjukkan bahwa algoritma *Tiny Face Detector* memberikan performa observasi paling optimal pada jarak pandang dekat (30 cm) dengan tingkat akurasi mencapai 99% dan pembacaan emosi yang sangat stabil. Pada jarak ideal postur penggunaan komputer (50 cm), akurasi sedikit menurun namun masih sangat reliabel di angka 95%. Namun, pada jarak ekstrem 80 cm, persentase ukuran bingkai wajah (*bounding box*) pada frame video mengecil secara signifikan sehingga deteksi fitur-fitur mikro pembentuk simpul emosi (seperti kedalaman kerutan dahi,

otot pipi, atau tarikan garis ujung bibir) menjadi sedikit kabur. Kondisi ini mengakibatkan akurasi anjlok ke angka 80% dan nilai probabilitas Softmax menjadi berfluktuasi. Lebih lanjut, pengujian pada jarak 50 cm dengan kondisi pencahayaan ruangan redup (<100 lux) membuktikan bahwa model AI ini masih cukup tangguh. Meskipun mengalami penurunan akurasi sebesar 10% (dari 95% menjadi 85%) dibandingkan kondisi terang, sistem tetap mampu mengunci titik koordinat wajah dengan kestabilan yang cukup memadai.

Selanjutnya, dilakukan pemantauan dan analisis penggunaan sumber daya perangkat keras (*resource utilization hardware*) pada saat aplikasi desktop Electron.js ini dijalankan bersamaan dengan script *face-api.js*. Analisis menunjukkan bahwa seluruh beban pemrosesan kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*) di sisi klien (*client-side*) berhasil berjalan dengan tingkat efisiensi yang sangat tinggi. Konsumsi *Central Processing Unit (CPU)* terpantau stabil pada angka 15% hingga 25% tanpa sekalipun mensyaratkan akselerasi rendering menggunakan GPU diskrit (*dedicated GPU*) eksternal. Sementara itu, alokasi memori *RAM* yang tersita juga tercatat konsisten di rentang 200 MB hingga maksimal 300 MB. Ringannya beban komputasi ini sangat menguntungkan karena aplikasi screening tidak akan memberatkan dan mengganggu kinerja *frame rate* dari aplikasi simulasi tes/ujian yang mungkin sedang dibuka secara bersamaan oleh peserta didik. Hal ini secara empiris membuktikan bahwa pemindahan beban terberat komputasi dari *server* cloud ke perangkat klien (*edge-AI* architecture) sangatlah efektif dan rasional untuk skala implementasi institusi pendidikan yang masif.

Evaluasi performa klasifikasi sistem direpresentasikan ke dalam bentuk Confusion Matrix. Pengujian simulasi ini dilakukan di lingkungan ruangan tertutup dengan melibatkan partisipan yang melakukan role-play. Mengingat penelitian ini berfokus pada pendekatan komputasional keteknikan dan bukan diagnosis medis klinis, data observasi diperoleh melalui skenario buatan di mana partisipan diinstruksikan secara spesifik. Pengujian dilakukan terhadap 20 data observasi: 10 skenario normal di mana partisipan memberikan respons emosi, dan 10 skenario di mana partisipan secara sengaja menahan otot wajah dan menatap kosong untuk mereplika kondisi flat affect secara visual. Hasil akurasi perhitungan algoritma dari simulasi tersebut disajikan pada Tabel 3.2.

**Tabel 3.2** Matriks Pengujian Deteksi Flat Affect (Simulasi)

Kondisi Sebenarnya	Prediksi Normal	Prediksi Anomali	Akurasi (%)
Normal (Berrespons)	9	1	90%
Flat Affect (Datar)	0	10	100%
Total Pengujian (20 data)	19 Benar	1 Salah	95%

Berdasarkan Tabel 3.2, hasil evaluasi Confusion Matrix menunjukkan kinerja klasifikasi yang sangat baik. Dari 10 skenario kondisi normal (partisipan yang merespons stimulus), sistem berhasil memprediksi 9 kasus secara tepat, sementara 1 kasus terdeteksi sebagai anomali (False Positive). Hal ini disebabkan oleh pencahayaan yang kurang merata sehingga fitur wajah partisipan tertutup bayangan. Pada skenario flat affect, tingkat akurasi mencapai 100% (10 dari 10 kasus berhasil dideteksi tanpa ada False Negative).

Secara keseluruhan, model inferensi *face-api.js* berjalan dengan latensi yang sangat rendah, sekitar 100-150 milidetik per frame, berkat ukuran model *Tiny Face Detector* yang sangat padat (*compact*). Hal ini membuktikan bahwa arsitektur sistem cukup ringan untuk dijalankan

secara langsung (*client-side inference*) tanpa menyebabkan *bottleneck* pada *CPU*. Meskipun demikian, terdapat keterbatasan pada sistem ini, yakni belum memperhitungkan *micro-expressions* yang terjadi dalam durasi kurang dari 0,5 detik. Oleh karena itu, penggunaan data persentase makro ini murni ditujukan sebagai referensi peringatan dini (*screening*), bukan penentu diagnosis klinis akhir.

---

#### 4. KESIMPULAN

Isi Penelitian ini berhasil merancang dan mengimplementasikan sistem *screening* psikologis berbasis *Facial Emotion Recognition* menggunakan arsitektur *Tiny Face Detector*. Berdasarkan hasil pengujian, algoritma berhasil mengekstraksi nilai probabilitas fungsi *Softmax* secara *real-time* untuk membedakan antara respons wajah normal (dominasi ekspresi Senang) dan indikasi anomali *flat affect* (dominasi Netral > 85% dan Senang < 5%). Alat bantu ini terbukti berpotensi besar untuk diimplementasikan di lingkungan akademik sebagai *early warning system* bagi psikolog atau konselor pendidikan tanpa perlu mendiagnosis secara klinis secara sepihak.

---

#### 5. UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada Bapak Yonatan Widiyanto selaku Dosen Pembimbing Pertama dan Bapak Agus Prayitno selaku Dosen Pembimbing Kedua. Terima kasih juga diucapkan kepada Fakultas Ilmu Komputer serta seluruh pihak yang telah memberikan dukungan, bimbingan, dan fasilitas selama penelitian sehingga karya ini dapat diselesaikan dengan baik.

---

#### 6. DAFTAR PUSTAKA

- Ekman, P. (2007). *Emotions Revealed: Recognizing Faces and Feelings to Improve Communication and Emotional Life*. New York: Macmillan.
- Goleman, D. (2019). *Kecerdasan Emosional: Mengapa EI Lebih Penting daripada IQ*. Jakarta: Gramedia Pustaka Utama.
- Howard, A. G., Zhu, M., Chen, B., Kalenichenko, D., Wang, W., Weyand, T., ... & Adam, H. (2017). *Mobilenets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications*. arXiv preprint arXiv:1704.04861.
- Pratama, A. R. (2021). Implementasi Face Recognition untuk Sistem Pengawasan Ujian Online. *Jurnal Sistem Komputer dan Informatika*, 5(2), 112-120.
- Satria, K. H. (2023). Analisis Tingkat Stres Mahasiswa Menggunakan Kuesioner DASS-21 Berbasis Web. *Jurnal Teknologi Informasi Pendidikan*, 4(1), 45-53.
- Viola, P., & Jones, M. J. (2004). Robust Real-Time Face Detection. *International Journal of Computer Vision*, 57(2), 137-154.