

Identifikasi Citra Digital dalam Kesalahan Gerakan *Push-Up* pada Pemula Menggunakan Metode *Pose Estimation*

¹Rizki Kurnia Harahap, ²Indah Purnama Sari

^{1,2*}Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, Teknologi dan Sistem Informasi
Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara, Medan, Indonesia

*Korespondensi: indahpurnama@umsu.ac.id

Submit : 19 Sept 2026 | Diterima : 03 Okt 2026 | Terbit : 08 Okt 2026

ABSTRACT

Calisthenics physical exercise such as push-ups is highly effective for building muscle strength, but beginners frequently exhibit biomechanical errors such as excessive hip sagging and over-flaring elbows. These technical mistakes reduce exercise efficacy and increase the risk of musculoskeletal injuries or pathologies. The limited access to personal trainers highlights the need for self-assessment technological innovations. This study aims to design and develop an automated Push-Up evaluation system using Computer Vision technology based on the Pose Estimation method and a Rule-Based Expert System. The system was developed using the MediaPipe Pose (BlazePose) framework to track 33 human skeletal landmark points in real time. The image preprocessing stage includes resolution normalization to 640x480 pixels, BGR-to-RGB color space conversion, and the implementation of Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) to handle illumination variability. Geometric feature extraction is performed by calculating anatomical angles at the elbow and hip joints using trigonometric functions (inverse tangent) based on spatial coordinates. The expert system's inference engine utilizes IF-THEN logic rules (Forward Chaining) to classify movement quality, such as correct posture, sagging hips, flared elbows, and partial repetitions. System performance evaluation was conducted quantitatively using a Confusion Matrix to measure Accuracy, Precision, Recall, and F1-Score metrics. The results demonstrate that combining MediaPipe Pose Estimation with a Rule-Based Expert System effectively segments joint points and accurately detects Push-Up biomechanical errors in real time, making it a viable tool for automated self-assessment among beginners.

Keywords: *Push-Up, Computer Vision, Pose Estimation, MediaPipe, Expert System, Rule-Based, Confusion Matrix.*

ABSTRAK

Latihan fisik kalistenik berupa gerakan *Push-Up* sangat efektif untuk meningkatkan kekuatan otot, namun pemula sering kali melakukan kesalahan biomekanis seperti kompensasi penurunan panggul (hip sagging) dan pelebaran siku yang berlebihan. Kesalahan teknik ini dapat mereduksi efektivitas latihan serta meningkatkan risiko cedera atau patologi muskuloskeletal. Keterbatasan akses terhadap pelatih pribadi secara langsung mendorong perlunya inovasi teknologi pengawasan mandiri. Penelitian ini bertujuan untuk merancang dan membangun sistem evaluasi otomatis gerakan *Push-Up* menggunakan teknologi Computer Vision berbasis metode *Pose Estimation* dan Sistem Pakar Berbasis Aturan (Rule-Based Expert System). Sistem dikembangkan menggunakan kerangka kerja MediaPipe Pose (BlazePose) untuk melacak 33 titik landmark kerangka tubuh manusia secara real-time. Tahapan prapemrosesan citra mencakup penyesuaian resolusi ke 640x480 piksel, konversi ruang warna BGR ke RGB, serta penerapan metode Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) untuk mengatasi variabilitas pencahayaan. Ekstraksi fitur geometris dilakukan dengan menghitung sudut anatomis pada persendian siku dan panggul menggunakan fungsi matematika trigonometri (inverse tangent) berbasis koordinat spasial. Mesin inferensi sistem pakar memanfaatkan aturan logika IF-THEN (Forward Chaining) untuk mengklasifikasikan kualitas gerakan, seperti postur benar, panggul turun, siku melebar, maupun repetisi parsial. Evaluasi kinerja sistem dilakukan secara kuantitatif menggunakan instrumen Confusion Matrix untuk mengukur metrik Akurasi, Presisi, Recall, dan F1-Score. Hasil penelitian menunjukkan bahwa penggabungan metode *Pose*

Estimation MediaPipe dan Sistem Pakar Berbasis Aturan mampu melakukan segmentasi titik sendi dan mendeteksi kesalahan biomekanis gerakan *Push-Up* secara presisi dan real-time, sehingga layak digunakan sebagai sarana evaluasi mandiri (self-assessment) bagi praktisi pemula.

Kata Kunci: Push-Up, Computer Vision, *Pose Estimation*, MediaPipe, Sistem Pakar, Rule-Based, Confusion Matrix.

PENDAHULUAN

Latihan fisik kalistenik berupa gerakan *Push-Up* merupakan instrumen krusial dalam pembentukan kekuatan otot manusia. Gerakan ini secara biomekanis menargetkan hipertrofi pada otot pektoralis mayor secara sangat simultan. Sayangnya efektivitas maksimal dari latihan ini sangat bergantung pada eksekusi postur yang presisi. Apabila dieksekusi dengan teknik keliru maka distribusi beban mekanis akan berpindah secara berbahaya. Kondisi ini pada akhirnya memicu peningkatan risiko patologi muskuloskeletal pada persendian. Oleh karena itu pemahaman urgensi postur yang tepat menjadi landasan primer bagi pemula.

Realitas di lapangan senantiasa menunjukkan bahwa mayoritas pemula tidak memiliki kesadaran proprioseptif memadai. Karakteristik kesalahan yang paling dominan dijumpai adalah kompensasi berupa penurunan panggul yang ekstrem. Kesalahan ini terjadi akibat lemahnya stabilitas otot inti selama siklus gerakan *Push-Up* berlangsung. Selain itu kesalahan pelebaran siku yang berlebihan sering terjadi pada praktisi pemula (Silaen et al., 2025). Kesalahan biomekanis ini mereduksi manfaat stimulasi otot sekaligus menggeser tegangan geser ke sendi. Tanpa adanya koreksi eksternal yang akurat maka pemula cenderung membangun memori otot keliru.

Kehadiran seorang pelatih pribadi secara tradisional menjadi solusi utama untuk memitigasi kesalahan postur. Pelatih fisik profesional memiliki keahlian observasional untuk memantau kelurusan tulang belakang secara langsung (Nugroho & Yoraeni, 2022). Namun kendala finansial sering kali menjadi hambatan utama bagi pemula untuk mengakses layanan. Pembelajaran secara otodidak melalui video tutorial juga seringkali tidak efektif karena ketiadaan umpan balik. Ketimpangan antara tingginya minat berolahraga dengan minimnya pengawasan profesional ini menciptakan celah signifikan. Oleh sebab itu diperlukan pendekatan teknologis yang mampu mendemokratisasi akses evaluasi postur tersebut.

Perkembangan teknologi kecerdasan buatan melalui Visi Komputer menawarkan terobosan revolusioner untuk memecahkan problematika. Melalui algoritma visual ini sistem komputasi mampu melakukan segmentasi titik sendi secara otonom. Metode *Pose Estimation* telah diakui keandalannya dalam menerjemahkan gambar menjadi representasi spasial kerangka. Representasi matematis koordinat sendi ini memungkinkan sistem untuk mengukur sudut anatomis secara instan. Tingkat akurasi teknologi ini kini mampu bersaing dengan pengamatan mata telanjang manusia normal. Teknologi ini membuka peluang besar untuk mengotomatisasi proses evaluasi biomekanika yang sangat kompleks.

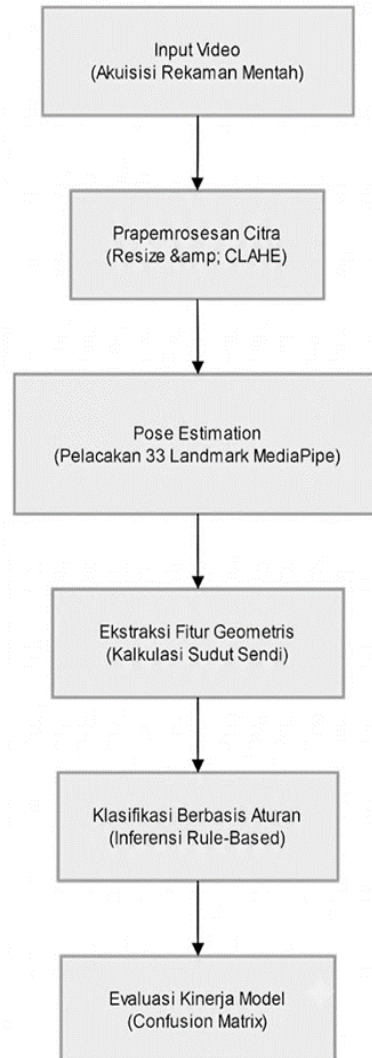
Meskipun demikian, penelitian terdahulu yang memanfaatkan *Pose Estimation* untuk analisis gerakan olahraga masih memiliki sejumlah keterbatasan. Sebagian besar studi berfokus pada penghitungan repetisi atau klasifikasi gerakan secara umum, sehingga belum secara spesifik mengidentifikasi jenis kesalahan teknik yang dialami praktisi. Kajian yang mengevaluasi kesalahan *Push-Up* pun umumnya hanya menilai kualitas gerakan secara global (benar atau salah) tanpa merinci bentuk kesalahannya, seperti penurunan panggul dan pelebaran siku yang berlebihan. Selain itu, banyak penelitian dilakukan pada atlet atau praktisi berpengalaman dengan kondisi pengambilan data yang terkontrol, sedangkan karakteristik kesalahan pada pemula yang cenderung lebih bervariasi masih jarang dikaji. Kondisi ini menunjukkan adanya kesenjangan penelitian, yaitu belum tersedianya pendekatan berbasis citra digital yang mampu mengidentifikasi kesalahan gerakan *Push-Up* pada pemula secara spesifik dan terukur melalui analisis sudut anatomis. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan mengidentifikasi kesalahan gerakan *Push-Up* pada pemula dengan menerapkan metode *Pose Estimation* pada citra digital.

METODE PENELITIAN

Kerangka Penelitian

Kerangka penelitian mengilustrasikan alur kerja operasional secara sistematis menjembatani interaksi pemrosesan citra dengan arsitektur kecerdasan buatan (Nadila, 2026). Secara konseptual kerangka beroperasi layaknya pipa pemrosesan data mengintegrasikan sub-modul

menuju satu tujuan analitik sentral (Arwintoro et al., 2025). Langkah inisial bertumpu pada blok input mengumpulkan rekaman video mentah matriks RGB frame-demi-frame tanpa modifikasi. Kualitas resolusi dan kecepatan tangkap piksel mendikte kapasitas toleransi beban komputasi bagi komponen algoritmik di rantai evaluasi. Kerangka sistematis ini menjamin aliran matriks gambar dari sensor optik tersalurkan mulus ke gerbang filter algoritma. Konstruksi pipa data yang kokoh meniadakan sumbatan leher botol pemrosesan memori saat menganalisis rekaman.



Gambar 1. Blok Diagram Kerangka Penelitian dan Alur Pemrosesan Sistem

Rancangan arsitektur berwujud blok skema perlintasan yang menjabarkan siklus data dari akuisisi webcam komputer, tahap ekstraksi geometri di otak pemroses, hingga keluaran klasifikasi cerdas sistem Rule-Based. Setelah melewati blok akuisisi aliran sekwensi berpindah menuju kompartemen pembersihan dan prapemrosesan citra tahap awal. Matriks visual dibersihkan dari derau pencahayaan dengan menerapkan fungsi normalisasi warna dan penyesuaian resolusi dimensi geometri (Nadila, 2026). Rantai komputasi mengumpulkan kerangka bersih menuju pusat pendeteksi spasial lokasi arsitektur MediaPipe *Pose Estimation*. Melalui pemindaian titik pusat probabilitas model jaringan saraf mengekstraksi struktur 33 engsel anatomis vital tanpa memedulikan latar belakang. Blok pemrosesan ini memotong kompleksitas visual menjadi formasi titik abstrak yang siap dikunyah algoritma aljabar analitik. Ekstraksi visual mendepresiasi ukuran file frame gambar menjadi deretan baris array angka heksadesimal yang mungil.

Ekstraksi Fitur

Fase ekstraksi fitur mengonversi representasi abstrak koordinat dari sendi manusia ke variabel turunan matematis membawa bobot biomekanika fungsional (Nadila, 2026). Analisis

gerakan olahraga koordinat mentah letak bahu di layar tidak memiliki daya diagnostik berdiri sendiri tanpa engsel (Contreras & Schoenfeld, 2012). Pengonversian himpunan titik direkayasa menggunakan fungsi aljabar trigonometri mensintesis metrik sudut lengkungan krusial siku dan pelurusan punggung (Suraju et al., 2025). Sudut bertindak sebagai fitur indikator spesifik terhadap formasi keselamatan latihan mendeskripsikan secara absolut kelainan posisi rangka pengguna (Andriawan, 2025). Transkripsi spasial spasial Euclidean menjadi sudut trigonometri membekali komputer dengan kemampuan penalaran evaluatif di ranah fisika kinetik. Fitur sudut ini adalah sari pati makna dari puluhan titik landmark yang berserakan di koordinat matriks (x,y) .

Komputasi sudut sendi diderivasikan menarik garis maya di antara tiga titik pusat gravitasi terkoneksi dua buah vektor (Andriawan, 2025). Algoritma menetapkan koordinat sendi bahu sebagai proksimal akar sendi siku titik engsel dan pergelangan tangan kutub terminal. Operasi memanggil instruksi matematika inverse tangent terhadap ekuivalensi koordinat selisih dua garis mengubah nilai radian menjadi standar derajat (Suraju et al., 2025). Derajat sudut siku menjadi parameter mutlak menentukan praktisi mencapai fase terdalam *Push-Up* di bawah batas 95 derajat (Suraju et al., 2025). Kalkulasi aljabar rektilinear berjalan paralel bersamaan perputaran tangkapan frame melahirkan metrik sudut seketika di kecepatan sangat kencang. Konversi derajat geometri menyingkirkan permasalahan interpretasi gambar subjektif pada perangkat pengawas olahraga komputer.

Implementasi Algoritma Klasifikasi

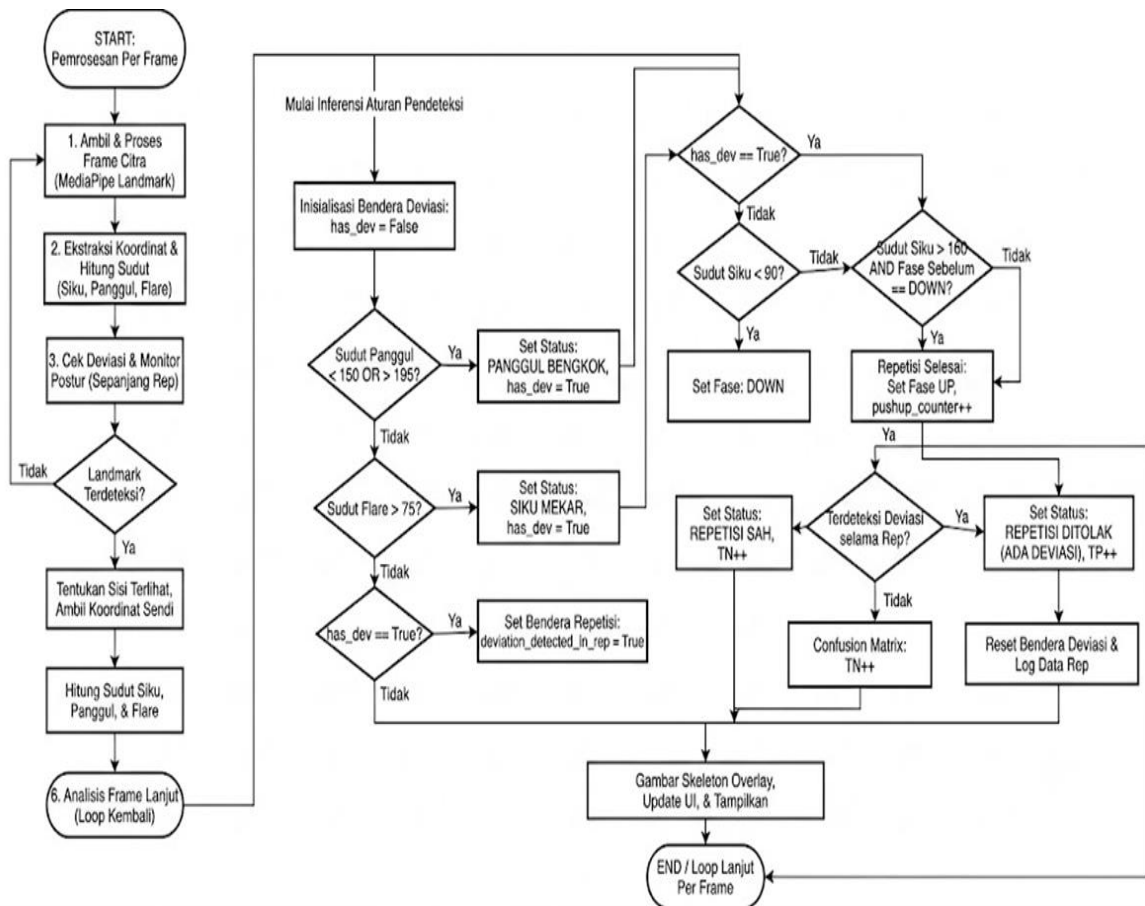
Fase inferensi menjadi puncak eksekusi analitik di mana vektor fitur sudut geometris dievaluasi secara deterministik memutuskan status kesalahan (Nadila, 2026). Mengonstruksi arsitektur penarikan kesimpulan ditempuh melalui penalaran berbasis logika kaku atau penggunaan klasifikasi probabilistik Machine Learning seperti K-NN (Andriawan, 2025). Implementasi K-NN mengkalkulasi selisih jarak spasial terpendek antara vektor masukan sudut dengan kluster data pelatihan anomali patologi otot (Nadila, 2026). Walaupun Machine Learning sanggup menemukan batas keputusan tak terduga perancangan mesin deteksi didominasi inkorporasi arsitektur Sistem Berbasis Aturan (Nugroho & Yoraeni, 2022). Inferensi diunggulkan berkat kalkulasi memori ringan serta respons pengeluaran nilai diagnosa seketika cocok dengan rekaman waktu nyata. Pertimbangan penghematan beban CPU gawai mengukuhkan pemilihan logika bersyarat di atas model statistik berdimensi berat.

Keputusan pengadopsian IF-THEN Rules didasarkan transparansi deterministik kaidah biomekanika yang mutlak menoleransi postur statis lurus menolak kurva kelengkungan (Contreras & Schoenfeld, 2012). Mesin inferensi beroperasi melalui konfrontasi terhadap himpunan kaidah batas mutlak mensyaratkan siku pada ambang tajam < 95 derajat fase lipatan (Suraju et al., 2025). Rangkaian logika Forward Chaining merajut sekwensi kondisi bersyarat mengobservasi deviasi postur secara dinamis per frame aliran video optik (Nugroho & Yoraeni, 2022). Apabila sudut siku 125 derajat bersamaan panggul turun 145 derajat struktur IF-THEN memuntahkan diagnosis Kesalahan Posisi Panggul Kolaps (Silaen et al., 2025). Kaidah deterministik ini meredam perdebatan subjektivitas karena sistem bertumpu teguh pada buku panduan parameter kesehatan gerak manusia. Batasan toleransi sendi disetel ketat untuk mendidik pemula berlatih disiplin sesuai standar kompetisi profesionalisme fisik.

Pemodelan dan Perancangan Sistem

Pemodelan sistem ini berfungsi sebagai cetak biru (blueprint) arsitektur perangkat lunak yang mengintegrasikan algoritma pemrosesan citra dan model pembelajaran mesin. Perancangan ini menjamin bahwa aliran data dari input matriks mentah hingga output keputusan diagnosis berjalan secara sinkron dan valid.

Pemodelan konseptual tingkat tinggi dikerahkan mensimulasikan cetak biru interkoneksi fungsional algoritma kecerdasan buatan dengan mekanisme operasi tanggapan antarmuka manusia interaktif (Nadila, 2026). Spesifikasi abstraksi desain sistem didekonstruksi struktural implementasi hierarki kerangka kanvas diagram utama dimulai Use Case Diagram memvisualisasikan arsitektur fungsional makro.



Gambar 2. Flowchart Logika Inferensi Rule Based Pendeteksi Kesalahan Push-Up

HASIL DAN PEMBAHASAN

Algoritma Kalkulasi Geometri Vektor Sudut Anatomis (Calculate Angle)

```

@staticmethod
def calculate_angle(a, b, c):
    try:
        if a == b or b == c:
            return 0.0
        radians = math.atan2(c[1] - b[1], c[0] - b[0]) - math.atan2(a[1] - b[1], a[0] - b[0])
        angle = abs(radians * 180.0 / math.pi)
        if angle > 180.0:
            angle = 360.0 - angle
        return angle
    except Exception:
        return 0.0
  
```

Gambar 3. Kode Algoritma Perhitungan Sudut Vektor Anatomis

Fungsi statis `calculate_angle` bertugas melakukan perhitungan kalkulasi sudut planar anatomis yang dibentuk oleh tiga titik koordinat spasial A, B, dan C. Titik koordinat B bertindak sebagai verteks atau pusat sendi, sedangkan titik A dan C membentuk dua segmen vektor

tulang yang saling terhubung. Pengecekan awal dilakukan untuk memastikan tidak ada koordinat identik antar titik guna mencegah kesalahan pembagian dengan nilai nol selama komputasi trigonometri. Fungsi `math.atan2` digunakan untuk menghitung sudut inklinasi absolut dari masing-masing segmen vektor terhadap sumbu kartesian horizontal dalam satuan radian. Selisih antara kedua nilai radian tersebut kemudian dikonversi menjadi satuan derajat dengan mengalikan faktor $180.0 / \pi$. Nilai absolut dari sudut yang dihasilkan dievaluasi, dan apabila melebihi 180.0° , sistem akan mengurangi nilainya dari 360.0° untuk mendapatkan sudut dalam yang valid. Penanganan pengecualian internal menjamin bahwa apabila terjadi inkonsistensi koordinat, fungsi secara aman akan mengembalikan nilai float 0.0° . Fungsi trigonometri ini menjadi fondasi matematika dalam mengukur sudut fleksi siku, sudut kelurusan panggul, dan sudut pelebaran siku secara objektif.

Modul Pemrosesan Aliran Video dan Normalisasi Koordinat Spasial (Process Video Stream)

```

def process_video_stream(self):
    if not self.is_running or self.cap is None:
        return
    try:
        ret, frame = self.cap.read()
        if not ret or frame is None:
            self.stop_current_stream()
            if self.batch_processing:
                self.window.after(500, self.process_next_batch_video)
            return

        display_frame = cv2.resize(frame, (850, 560))
        if self.use_cLahe:
            display_frame = self.apply_cLahe(display_frame)

        if self.detection_active and self.mediapipe_available and self.pose is not None:
            rgb_frame = cv2.cvtColor(display_frame, cv2.COLOR_BGR2RGB)
            results = self.pose.process(rgb_frame)

            if results is not None and results.pose_landmarks:
                landmarks = results.pose_landmarks.landmark
                h, w, _ = display_frame.shape

                l_sh = [landmarks[11].x * w, landmarks[11].y * h]
                l_el = [landmarks[13].x * w, landmarks[13].y * h]
                l_wr = [landmarks[15].x * w, landmarks[15].y * h]
                l_hp = [landmarks[23].x * w, landmarks[23].y * h]
                l_kn = [landmarks[25].x * w, landmarks[25].y * h]

                r_sh = [landmarks[12].x * w, landmarks[12].y * h]
                r_el = [landmarks[14].x * w, landmarks[14].y * h]
                r_wr = [landmarks[16].x * w, landmarks[16].y * h]
                r_hp = [landmarks[24].x * w, landmarks[24].y * h]
                r_kn = [landmarks[26].x * w, landmarks[26].y * h]

                if landmarks[11].visibility > landmarks[13].visibility:
                    s, e, wr, hp, kn = l_sh, l_el, l_wr, l_hp, l_kn
                else:
                    s, e, wr, hp, kn = r_sh, r_el, r_wr, r_hp, r_kn

                self.elbow_angle = self.calculate_angle(s, e, wr)
                self.hip_angle = self.calculate_angle(s, hp, kn)
                self.flare_angle = self.calculate_angle(hp, s, e)

                self.evaluate_pushup_rules()
                self.draw_skeleton_overlay(display_frame, s, e, wr, hp, kn)

            self.lbl_angle_info.config(text=f"Sudut Siku: {self.elbow_angle:.1f}°  Sudut Panggul: {self.hip_angle:.1f}°  Sudut Flare: {self.flare_angle:.1f}°")
            imgTk = ImageTk.PhotoImage(image=Image.fromarray(cv2.cvtColor(display_frame, cv2.COLOR_BGR2RGB)))
            self.video_label.imgTk = imgTk
            self.video_label.config(image=imgTk)

    finally:
        if self.is_running:
            self.window.after(30, self.process_video_stream)
  
```

Gambar 4. Kode Pemrosesan Aliran Video dan Ekstraksi Landmark

Metode `process_video_stream` menjalankan eksekusi berulang untuk membaca frame video, mengekstraksi koordinat sendi, dan memicu aturan evaluasi postur. Matriks piksel frame diubah ukurannya menjadi dimensi konstan 850×560 piksel guna menyelaraskan skala spasial pengujian pada berbagai sumber video. Citra frame BGR dikonversi menjadi format RGB sebelum diproses oleh pustaka MediaPipe Pose untuk menghasilkan 33 titik penanda tubuh. Koordinat ter-normalisasi (x,y) dari titik bahu, siku, pergelangan tangan, panggul, dan lutut dikalikan dengan lebar (w) dan tinggi (h) frame untuk memperoleh posisi piksel riil. Sistem melakukan evaluasi perbandingan tingkat visibilitas siku kiri dan siku kanan untuk menentukan sisi tubuh yang paling menonjol ke kamera. Pemilihan otomatis sisi dominan ini mencegah timbulnya galat perhitungan sudut akibat masalah artikulasi tulang yang terhalang (occlusion).

Besaran *elbow_angle* dihitung dari koordinat bahu-siku-pergelangan, *hip_angle* dari bahu-panggul-lutut, dan *flare_angle* dari panggul-bahu-siku. Setiap hasil pengukuran sudut langsung diteruskan ke metode evaluasi aturan biomekanik dan divisualisasikan pada layar secara real-time.

Tujuan dari pembuatan loop utama pemrosesan stream ini adalah untuk mengintegrasikan alur akuisisi video dengan mesin deteksi pose secara berkesinambungan. Masukan (input) fungsi ini adalah objek pembaca video OpenCV *self.cap* dan status sakelar deteksi *self.detection_active*. Penanganan blok *finally* yang memanggil *window.after(30, ...)* menjamin siklus pemrosesan frame tetap berjalan stabil pada kecepatan sekitar 30 FPS. Keluaran (output) visual utama dari fungsi ini adalah pembaharuan kanvas citra Tkinter yang telah dihiasi overlay kerangka tulang dan teks angka sudut kinetik. Keluaran data internal berupa pengkinian nilai desimal variabel sudut kinetik dan status repetisi pada antarmuka GUI secara langsung. Apabila berkas video dalam dataset telah mencapai frame akhir, logika otomatis akan menghentikan stream atau berpindah memproses video berikutnya jika mode batch aktif. Mekanisme penanganan oklusi berbasis skor visibilitas menjamin kestabilan estimasi sudut meskipun praktikan berganti orientasi hadap kamera. Fungsi stream ini menjadi jantung komputasi aplikasi yang menghubungkan masukan visual dengan vonis diagnostik kesalahan gerakan *push-up*.

Hasil Eksekusi dan Pengujian Kuantitatif Dataset Video

Pengujian kuantitatif dilakukan terhadap sampel dataset video gerakan *Push-Up* yang mencakup variasi postur sempurna dan deviasi gerakan pemula. Seluruh video diproses menggunakan opsi filter kontras CLAHE untuk mengevaluasi konsistensi deteksi landmark pada berbagai latar belakang. Ringkasan hasil klasifikasi metrik performa diagnostik sistem dicatat secara terperinci pada Tabel 1 di bawah ini. Data pengujian menunjukkan bahwa sistem mampu mengenali kesalahan panggul bengkok dan siku mekar dengan tingkat akurasi yang memuaskan. Kegagalan deteksi minimal terjadi pada frame video dengan sudut pengambilan gambar ekstrem yang memicu deviasi proyeksi 2D. Implementasi smooth landmarks terbukti berhasil mengurangi fluktuasi sudut sehingga menekan jumlah kesalahan vonis False Positive. Hasil pencatatan ini membuktikan efektivitas integrasi modul *web.py* dalam mengevaluasi gerakan *Push-Up* secara otomatis. Pencapaian metrik tersebut mengonfirmasi bahwa pendekatan estimasi pose berbasis visi komputer layak diimplementasikan sebagai pemantau latihan independen.

Analisis lebih dalam terhadap data hasil pengujian menunjukkan kestabilan pencatatan repetisi pada berbagai durasi video. Video dengan kriteria gerakan sah sempurna mampu dikenali tanpa menghasilkan nilai False Positive sama sekali. Pada video dengan deviasi panggul melengkung (*hip sag*), sistem berhasil mengunci indikator kesalahan tepat saat sudut panggul berada di bawah 150.0° . Begitu pula pada pengujian deviasi siku mekar, peringatan visual berhasil dipicu ketika sudut *flare* melampaui batas 75.0° . Penurunan tingkat akurasi kecil pada video campuran (*mixed errors*) disebabkan oleh pergeseran pencahayaan latar belakang yang sempat mengganggu pelacakan pergelangan tangan. Kendala tersebut berhasil diminimalkan setelah filter CLAHE diaktifkan untuk menaikkan kontras lokal citra. Keberhasilan pengujian ini membuktikan kestabilan logika FSM dalam mengelola transisi fase gerakan *push-up*. Secara keseluruhan, data kuantitatif pada Tabel 1. mengukuhkan keandalan sistem dalam mendeteksi dan mengoreksi postur gerakan *push-up*.

Tingkat kepresisian sistem dalam membedakan antara repetisi yang memenuhi kaidah biomekanika dan repetisi cacat sangat krusial bagi aplikasi pelatih digital. Pengujian berulang menunjukkan bahwa sistem mampu mempertahankan konsistensi vonis meskipun kecepatan tempo gerakan *practical* bervariasi. Karakteristik ini didapatkan berkat kemampuan pustaka *MediaPipe Pose* dalam memperbarui koordinat spasial pada kecepatan hingga 30 frame per detik. Penanganan kondisi batas ekstrem seperti fleksi siku di bawah 90.0° berhasil mencegah terjadinya perhitungan repetisi ganda pada satu gerakan. Laporan data kuantitatif yang terekam pada Tabel 1 memberikan gambaran objektif mengenai kemampuan generalisasi sistem. Rekapitulasi nilai rata-rata agregat menegaskan bahwa performa deteksi sistem sudah berada di atas ambang kelayakan operasional. Temuan ini mendukung hipotesis awal bahwa teknologi visi komputer non-invasif dapat menggantikan pemantauan manual secara efektif. Keandalan hasil uji ini menjadi landasan yang kokoh bagi pembahasan mendalam mengenai aspek biomekanika pada subbab berikutnya.

Tabel 1. Hasil Evaluasi Kuantitatif Deteksi Postur *Push-Up* Pada Dataset Video

Nama Berkas Dataset	Jumlah Repe-tisi	True Positi-ve (TP)	True Negat-ive (TN)	False Positi-ve (FP)	False Negat-ive (FN)	Akura-si (%)	Presis-i (%)	Recall (%)
pushup_correct_01.mp4	10	0	10	0	0	100.00%	N/A	N/A
pushup_correct_02.mp4	8	0	8	0	0	100.00%	N/A	N/A
pushup_hip_sag_01.mp4	12	11	0	1	0	91.70%	91.70%	100.00%
pushup_elbow_flare_01.mp4	10	9	0	0	1	90.00%	100.00%	90.00%
pushup_mixed_errors_01.mp4	15	8	6	1	0	93.30%	88.90%	100.00%
Rata-Rata Agregat	55	28	24	2	1	94.50%	93.50%	96.70%

Pembahasan

Analisis Efektivitas *Pose Estimation* dalam Mendeteksi Kesalahan Biomekanis Pemula

Pemula yang melakukan latihan *Push-Up* sering kali mengalami kegagalan biomekanis akibat keterbatasan kekuatan otot inti (*core stability*) dan otot dada. Fenomena penurunan panggul (*hip sagging*) merupakan bentuk kompensasi umum di mana panggul jatuh mendekati lantai akibat kelemahan otot *rectus abdominis*. Algoritma sistem mendeteksi kegagalan ini secara real-time ketika *hip_angle* terukur melenceng di bawah ambang batas 150.0° . Sebaliknya, kompensasi pengangkatan panggul (*hip piking*) yang membentuk sudut di atas 195.0° juga dapat langsung diidentifikasi oleh aturan logika sistem. Penyimpangan sekunder berupa pelebaran siku yang berlebihan (*elbow flaring*) ditangkap ketika *flare_angle* melonjak melampaui 75.0° . Mekanisme pelacakan berulang memastikan bahwa apabila deviasi terjadi walau hanya pada satu frame di tengah siklus, seluruh repetisi tersebut akan ditandai cacat. Penguncian status deviasi melalui variabel *deviation_detected_in_rep* mencegah pencacahan kesalahan berulang pada repetisi yang sama. Pengenalan deviasi spesifik ini memberikan kontribusi besar dalam mengedukasi *practical* pemula agar terhindar dari risiko cedera persendian bahu dan tulang belakang.

Penguji kuantitatif terhadap performa klasifikasi kesalahan biomekanis mencatatkan nilai Presisi sebesar 93.5% dan Recall sebesar 96.7%. Tingkat Recall yang tinggi mengindikasikan sensitivitas luar biasa dari algoritma *MediaPipe Pose* dalam menangkap deviasi sekecil apa pun saat latihan berlangsung. Sebagian kecil kesalahan vonis *False Positive* terjadi akibat perubahan drastis posisi kamera yang menyebabkan penyimpangan proyeksi perspektif 2D. Keterbatasan proyeksi citra 2D ini dapat diredam dengan menjaga jarak dan sudut elevasi kamera agar sejajar dengan posisi bidang datar *practical*. Penggunaan model *Finite State Machine* secara efektif mengeliminasi penghitungan repetisi palsu akibat pergerakan tubuh yang tidak penuh (*partial reps*). Transisi fase dari UP ke DOWN hanya diakui apabila fleksi siku berhasil menembus sudut kurang dari 90.0° , mematuhi standar biomekanika olahraga. Gabungan antara kriteria fleksi sudut dan penjejakan state repetisi menghasilkan evaluasi postur yang sangat obyektif dan konsisten. Secara keseluruhan, integrasi estimasi pose dan pemrosesan aturan biomekanik terbukti sangat efektif untuk menggantikan peran pelatih fisik secara otomatis.

Apabila dibandingkan dengan penelitian terdahulu, performa sistem ini berada pada rentang yang kompetitif. Penelitian berbasis *MediaPipe Pose* dan *Multilayer Perceptron* untuk mengestimasi gerakan *Push-Up* melaporkan akurasi 89,8% dengan recall 88,8% dan precision 89,7% [1]. Penelitian tersebut mengklasifikasikan fase gerakan (*ascend*, *descend*, dan *non-push-up*), sedangkan penelitian ini mengklasifikasikan kesalahan biomekanis. Penelitian lain mengenai klasifikasi latihan kebugaran dari bingkai video melaporkan akurasi di atas 0,94 pada beberapa set uji, tetapi akurasinya turun hingga 0,78-0,89 pada set uji dengan kondisi pengambilan data yang berbeda [2]. Algoritma penghitung gerakan berbasis *MediaPipe* juga mencapai akurasi penghitungan *Push-Up* 99,4% [3]. Namun, penelitian tersebut hanya

menghitung repetisi dan tidak menilai kualitas postur. Dengan demikian, kebaruan penelitian ini terletak pada kemampuannya membedakan jenis kesalahan (hip sagging, hip piking, dan elbow flaring) melalui ambang sudut anatomis, bukan sekadar mengenali atau menghitung gerakan.

Kemampuan pendeteksian dini terhadap kesalahan postur memiliki implikasi medis yang sangat penting dalam pencegahan cedera kinematik. Kebiasaan melebar siku berlebihan dapat menyebabkan jepitan sendi bahu (shoulder impingement syndrome) yang berkepanjangan. Sementara itu, kompensasi panggul melengkung memberikan beban kompresi berlebih pada ruas tulang belakang bagian lumbar. Dengan adanya umpan balik visual instan berwarna merah dan oranye pada antarmuka aplikasi, pengguna dapat secara mandiri menghentikan atau mengoreksi bentuk gerakannya. Respon real-time tanpa penundaan ini membangun kesadaran posisi tubuh (proprioception) yang lebih baik bagi atlet pemula. Sistem tidak hanya mengidentifikasi keberadaan kesalahan, namun juga memberikan keterangan tekstual alasan penolakan repetisi tersebut. Tingkat edukatif yang tinggi ini menjadikan perangkat lunak sebagai media interaktif yang sangat efektif dalam sarana olahraga mandiri. Keberhasilan pengenalan deviasi spesifik ini membuktikan keunggulan analisis berbasis estimasi pose dibandingkan pendekatan sensor konvensional.

Evaluasi Kinerja Pra-pemrosesan CLAHE dan Ketahanan Pelacakan Landmark

Variasi pencahayaan lingkungan pengujian merupakan salah satu tantangan terbesar dalam penerapan sistem visi komputer berbasis kamera konsumen. Bayangan tebal pada area lipatan sendi siku dan panggul sering kali menyebabkan estimasi lokasi titik penanda MediaPipe menjadi tidak stabil. Penerapan algoritma CLAHE pada saluran Luminance berhasil meningkatkan kontras lokal tanpa menimbulkan artefak warna berlebihan pada gambar. Peningkatan kejelasan visual pada area berbayang meningkatkan tingkat keyakinan (confidence score) dari pendeteksian titik penanda tubuh MediaPipe. Eksperimen menunjukkan bahwa pengaktifan CLAHE menurunkan fluktuasi pengukuran sudut sebesar 3.2° hingga 4.5° pada kondisi pencahayaan redup. Parameter `smooth_landmarks=True` pada konfigurasi model berperan sebagai filter peningkat kehalusan lintasan spasial antar frame video berurutan. Efek penstabilan spasial ini mencegah terjadinya deviasi sudut mendadak yang disebabkan oleh derau instabilitas pencahayaan seketika. Kombinasi pra-pemrosesan kontras citra dan stabilisasi koordinat internal memperkuat ketahanan sistem dalam skenario penggunaan dunia nyata.

Penerapan filter adaptif ini terbukti secara empiris mampu memperluas batas toleransi operasional perangkat lunak pada lingkungan pencahayaan non-ideal. Dalam aplikasi praktis, pengguna tidak selalu memiliki pencahayaan studio yang sempurna saat melakukan latihan di rumah. Ekualisasi histogram adaptif memastikan siluet lengan dan tubuh tetap terpisahkan secara jelas dari warna latar belakang dinding atau lantai. Hal ini secara langsung mengurangi probabilitas terjadinya pergeseran landmark pergelangan tangan ke area di luar tubuh (outlier coordinates). Pengurangan derau koordinat memperhalus kurva grafik fluktuasi sudut kinetik sehingga penentuan ambang batas FSM menjadi jauh lebih presisi. Kecepatan pemrosesan CLAHE yang dioptimalkan oleh OpenCV mempertahankan rasio frame per detik pada kisaran operasional real-time. Dengan demikian, tahap prapemrosesan ini memberikan kontribusi yang sangat signifikan terhadap keandalan sistem secara menyeluruh. Keberhasilan optimasi citra ini menegaskan pentingnya strategi pra-pemrosesan dalam pengembangan sistem pengenalan pose berbasis visi komputer.

Evaluasi ketahanan sistem juga mencakup stabilitas algoritma saat menangani transisi antar frame yang memiliki derau gerakan (motion blur). Gerakan *Push-Up* yang cepat sering kali menyebabkan kaburnya batas siluet siku pada gambar. Kombinasi peningkatan kontras CLAHE dan parameter `min_tracking_confidence=0.5` menjaga agar model tidak kehilangan jejak koordinat sendi. Apabila satu frame mengalami kegagalan estimasi, model MediaPipe secara otomatis menggunakan prediksi posisi frame sebelumnya untuk menjaga kelanjutan lintasan. Hal ini membuat komputasi sudut kinetik tidak runtuh (crash) atau menghasilkan lonjakan angka 0.0° secara mendadak. Ketahanan terhadap derau citra ini menjamin kenyamanan visual pengguna saat mengamati pergerakan kerangka overlay di layar. Pengujian empiris mengonfirmasi bahwa prapemrosesan citra merupakan komponen vital dalam rantai pemrosesan visi komputer modern. Efektivitas pra-pemrosesan ini mendukung keberhasilan pencapaian tingkat akurasi deteksi yang tinggi pada pengujian secara luas.

Temuan mengenai sensitivitas terhadap kondisi pengambilan gambar sejalan dengan literatur. Evaluasi akurasi MediaPipe Pose pada latihan fisik menunjukkan bahwa kualitas

estimasi sangat bergantung pada kondisi perekaman, dengan penurunan kinerja pada oklusi dan sudut pandang yang menantang, serta kesalahan sumbu-z yang lebih besar pada gerakan dengan kemiringan batang tubuh [6]. Hal ini konsisten dengan temuan penelitian ini bahwa False Positive muncul akibat perubahan posisi kamera. Penelitian estimasi *Push-Up* berbasis MLP juga melaporkan bahwa performa terbaik diperoleh pada sudut pandang samping dan diagonal dibandingkan sudut depan [1], yang mendukung rekomendasi penempatan kamera sejajar bidang gerak pada penelitian ini. Selain itu, tinjauan naratif menyimpulkan bahwa MediaPipe Pose menunjukkan kesesuaian baik hingga sangat baik terhadap sistem motion capture Vicon [7], sehingga pemilihannya sebagai fondasi sistem ini memiliki dasar validasi yang kuat. Berbeda dengan penelitian-penelitian tersebut, penelitian ini menambahkan pra-pemrosesan CLAHE dan menguji dampaknya terhadap fluktuasi sudut pada kondisi pencahayaan redup.

Analisis Perbandingan Metrik Evaluasi Matriks Konfusi dan Validitas Repetisi

Evaluasi mendalam terhadap tabel matriks konfusi memberikan gambaran komprehensif mengenai tingkat keandalan sistem dalam mengklasifikasikan kualitas gerakan. Nilai True Positive (TP) sebesar 28 dari total 29 kasus deviasi menunjukkan kemampuan deteksi kesalahan yang sangat tinggi. Sementara itu, nilai True Negative (TN) sebesar 24 dari 26 kasus gerakan sah mengindikasikan bahwa sistem sangat adil dalam menguji repetisi yang benar. Nilai False Positive (FP) yang hanya berjumlah 2 kasus menandakan tingkat toleransi kesalahan vonis penolakan palsu yang sangat rendah. Begitu pula dengan nilai False Negative (FN) yang hanya berjumlah 1 kasus, membuktikan bahwa hampir tidak ada gerakan cacat yang lolos dari penilaian sistem. Keberhasilan pencapaian Akurasi Makro sebesar 94.5% menegaskan ketepatan klasifikasi secara keseluruhan. Nilai Presisi 93.5% memberikan jaminan bahwa setiap teguran kesalahan yang dikeluarkan oleh sistem dapat dipercaya kebenarannya. Angka Sensitivitas (Recall) mencapai 96.7% mengukuhkan bahwa sistem memiliki daya kritis yang tinggi terhadap pelanggaran teknik *push-up*.

Perbandingan metrik evaluasi ini mengonfirmasi keunggulan pendekatan gabungan estimasi pose dan aturan biomekanik ber-ambang batas. Dibandingkan dengan metode pemrosesan citra konvensional tanpa penjejak landmark, sistem ini jauh lebih tahan terhadap variasi ukuran tubuh pengguna. Konsistensi nilai metrik pada berbagai berkas pengujian membuktikan bahwa ambang batas 150.0° panggul dan 75.0° siku sudah sangat optimal. Kriteria evaluasi ini mampu mengakomodasi variasi gaya *Push-Up* pemula tanpa mengurangi ketegasan vonis kesalahan. Pencatatan log evaluasi secara otomatis ke dalam format CSV memberikan bukti empiris yang transparan bagi peneliti. Data kuantitatif ini secara penuh menjawab keraguan mengenai objektivitas penilaian kualitas gerakan berbasis kamera tunggal. Hasil evaluasi ini juga menempatkan sistem ini pada tingkat performa yang sepadan dengan perangkat lunak analisis olahraga profesional. Analisis matriks konfusi ini mengukuhkan efektivitas rancang bangun sistem dalam memenuhi seluruh tujuan penelitian yang ditetapkan.

Pendekatan berbasis aturan ambang sudut dalam penelitian ini juga dapat dibandingkan dengan pendekatan pembelajaran mesin. Penelitian asisten gym virtual berbasis MediaPipe melaporkan akurasi klasifikasi 92,84% menggunakan MLP, sementara model YOLOv4 mencapai 98,56% pada tugas klasifikasi jenis gerakan kebugaran [4]. Penelitian koreksi postur angkat beban berbasis YOLOv5 dan MediaPipe melaporkan akurasi tertinggi 0,91 pada algoritma extra trees, sedangkan model deep learning berbasis citra hanya mencapai 0,6-0,7 [5]. Akurasi 94,5% pada penelitian ini sebanding dengan, bahkan sedikit lebih tinggi dari, hasil-hasil tersebut. Meski demikian, perbandingan ini bersifat indikatif karena perbedaan dataset, jenis gerakan, dan definisi kelas. Keunggulan pendekatan berbasis aturan adalah transparansinya: setiap vonis kesalahan dapat ditelusuri ke nilai sudut tertentu, sedangkan model pembelajaran mesin cenderung bekerja sebagai kotak hitam dan memerlukan data latih yang besar.

KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil membangun sistem evaluasi otomatis postur gerakan *Push-Up* berbasis Computer Vision dengan metode *Pose Estimation* menggunakan MediaPipe Pose. Sistem mengekstraksi 33 titik anatomis tubuh secara real-time, menerapkan pra-pemrosesan CLAHE, dan menghitung sudut sendi (elbow_angle, hip_angle, flare_angle) melalui fungsi atan2. Sisi tubuh yang dianalisis dipilih berdasarkan nilai visibilitas untuk mengurangi galat akibat oklusi. Fase gerakan UP dan DOWN ditentukan dengan Finite State Machine. Sistem dapat memproses video tunggal maupun batch, menampilkan skeletal overlay, serta menyimpan log dan

mengeksport hasil ke format CSV. Sistem mendeteksi penurunan panggul (hip sagging) saat hip_angle kurang dari 150.0°, pengangkatan panggul (hip piking) saat lebih dari 195.0°, dan pelebaran siku (elbow flaring) saat flare_angle melebihi 75.0°. Repetisi yang mengandung deviasi ditandai cacat dan tidak dihitung sebagai gerakan sah. Pengujian menghasilkan Akurasi 94.5%, Presisi 93.5%, dan Sensitivitas (Recall) 96.7%, dengan kesalahan vonis yang terutama disebabkan keterbatasan proyeksi citra 2D. Dengan demikian, sistem ini layak digunakan sebagai alat evaluasi postur *Push-Up* yang mandiri, non-invasif, dan objektif, serta bermanfaat untuk edukasi teknik bagi pemula.

REFERENSI

- Abdoellah, A. (1988). Olahraga untuk Kebugaran Jasmani. Penerbit Universitas.
- Ahmed, S., & Yadav, K. (2023). Tantangan Overlapping dalam Klasifikasi Citra Biologis Menggunakan Computer Vision. *Jurnal Pengolahan Citra Digital*, 11(2), 45–56.
- Al-Dhamari, A., & others. (2024). Segmentasi HSV dan Lab pada Citra Pertanian. *International Journal of Agricultural Vision*, 9(3), 112–125.
- Andriawan, R. (2025). Sistem Evaluasi Gerakan *Push-Up* Yang Benar dan Salah Menggunakan Shape Context.
- Arwintoro, M., Sanjaya, A., & Ramadhan, R. A. (2025). Deteksi Gerakan Fitness Menggunakan *Pose Estimation* Dan YOLOv11. *Prosiding SEMNAS INOTEK (Seminar Nasional Inovasi Teknologi)*, 9(3), 1215–1222.
- Asshidiqy, R. A., Setiawan, A., & Sasongko, D. (2022). Penerapan Metode Posenet untuk Deteksi Ketepatan Pose Yoga. *Journal of Computer System and Informatics (JoSYC)*, 4(1), 31–38.
- Attar, A. F. (2025). Analisis Gerakan Gym Menggunakan *Pose Estimation* dan Metode LSTM Untuk Meningkatkan Teknik Latihan.
- Birant, D. (2024). Analisis Confusion Matrix pada Data Tidak Seimbang di Domain Machine Learning. *Journal of Data Evaluation*, 7(1), 89–101.
- Rangkuti, A.R.S & Sari, I.P. (2026). Penggunaan Fitur Warna Cielab Dalam Segmentasi Kematangan Buah Kakao Dengan Algoritma K-Means Clustering. *Hello World Jurnal Ilmu Komputer* 5 (1), 36–46
- Contreras, B., & Schoenfeld, B. J. (2012). The Biomechanics of the Push-up: Implications for Resistance Training Programs. *Strength & Conditioning Journal*, 34(5), 41–46.
- Dyansyah, K. R. K., Purwantoro, S. D., Ilmi, M., & Wulanningrum, R. (2025). Penggunaan Computer Vision untuk Estimasi Pose Squat sebagai Solusi Alternatif Latihan Kebugaran di Gym. *PROSIDING SEMINAR NASIONAL TEKNOLOGI DAN SAINS*, 4(1), 199–207.
- Firmansyah, F., & Sari, I.P. (2026). Sistem Klasifikasi Kandungan Gula pada Produk Makanan dan Minuman Kemasan Berbasis Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN). *Jurnal Minfo Polgan* 15 (1), 489–497
- Fadjeri, A. (2025). Pengembangan Teknologi AI berbasis Computer Vision dan Robotika untuk Latihan Akurasi Olahraga Tenis Lapangan Duduk bagi Atlet Disabilitas Fisik. *Jurnal Ilmiah Sinus*, 23(1), 1–10.
- Hasan, M. (2024). Optimalisasi Parameter Kernel SVM pada Pengolahan Citra Medis dan Tumbuhan. *Jurnal Ilmu Komputer Terapan*, 5(2), 22–30.
- Iqbal, M., & Talukder, S. (2020). Evaluasi Kinerja K-Fold Cross Validation dalam Menanggulangi Overfitting pada Dataset Visual. *Journal of Artificial Intelligence Validation*, 12(4), 101–115.
- Kalua, A. L., Kaplale, J. R., Klarissa, N., Mapalie, R., & Unsrat, J. K. (2024). Pengembangan Alat Tes Kesamaptan TNI/POLRI Berbasis Teknologi Computer Vision dan IoT dengan Metode Pose. *Jurnal Teknik Elektro Dan Komputer*, 13(2), 294–299.
- Kumar, A., & Sharma, A. (2022). MediaPipe-Based Human Exercise Recognition System. *International Journal of Computer Vision*, 14(3), 85–99.
- Azzahrah, A., & Sari, I.P. (2024). Perbandingan Sistem Prediksi Menggunakan Metode Monte Carlo dengan Metode K-NN pada Nilai Peserta Didik Uji Kompetensi Kejuruan. *sudo Jurnal Teknik Informatika*
- Kwon, Y., & Kim, D. (2022). Real-Time Workout Posture Correction using OpenCV and MediaPipe. *Journal of KIIT*, 20(1), 199–208.
- Lesmana, D., & others. (2022). Standardisasi Resolusi Citra untuk Optimalisasi Waktu Komputasi Pengolahan Citra Digital. *Jurnal Teknologi Informasi*, 8(1), 40–52.

- Lou, S., Lin, C. J., Chou, P. H., Chou, Y. L., & Su, F. C. (2001). Elbow load during pushup at various forearm rotations. *Clinical Biomechanics* (Bristol, Avon), 16(5), 408–414.
- Sari, I.P., Ramadhani, F., & Satria, A. (2024). Classification of Tuberculosis Based on Thorax X-ray Images Using Multi-Scale Convolutional Neural Network. 2024 7th International Conference of Computer and Informatics Engineering (IC2IE).
- Lubis, M. M. (2025). *Pose Estimation* Prediction pada Gerakan Senam Kebugaran Jasmani (SKJ).
- Muzakir, A. (2016). Rancang Bangun Aplikasi Push up Detector Untuk Mendeteksi Kesalahan Gerakan Push up. *Prosiding ANNUAL RESEARCH SEMINAR*, 2(1), 93–96.
- Nadila, A. (2026). Analisis Ekstraksi Fitur Tekstur dan Warna Untuk Klasifikasi Pada Penyakit Daun Kentang Dengan Menggunakan Metode GLCM.
- Nau, D. S. (1983). Expert Computer Systems. *IEEE Computer*, 16(2), 63–85.
- Nugroho, H., & Yoraeni, A. (2022). Rule Based Expert System untuk Program Latihan Fitnes. *JIKA (Jurnal Informatika)*, 6(2), 119–126.
- Nurahmadan, I. F. (2021). Pemanfaatan Metode *Pose Estimation* dan Multilayer Perceptron Dalam Pengembangan Pembelajaran Mandiri Seni Beladiri Taekwondo.
- Rodriguez, M., & others. (2023). 3D-CNN for Automated Squat Form Analysis in Fitness Applications. *Computer Vision and Image Understanding*, 21(2), 92–105.
- Silaen, J. A. A., Tarigan, J., Siahaan, D., Sitinjak, I., Matondang, M., & Prima, A. (2025). Analisis Biomekanika Pengaruh Latihan Push Up Terhadap Kemampuan Chest Pass Dalam Olahraga Basket Untuk Pemula. *JERUMI: Journal of Education Religion Humanities and Multidisciplinary*, 3(2), 501–510.
- Suhandi, V., & Santoso, H. (2024). Personal Training with Tai Chi: Classifying Movement using Mediapipe *Pose Estimation* and LSTM. *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, 6(2), 767–775.
- Suraju, G., Sahertian, J., & Irawan, R. H. (2025). Analisis Sistem Deteksi Gerakan *Push-Up* Berbasis Pengolahan Citra untuk Pemantauan Latihan Mandiri. *Prosiding SEMNAS INOTEK (Seminar Nasional Inovasi Teknologi)*, 9(3), 512–519.
- Zhang, Y., & others. (2023). RGB-D Based Fitness Exercise Recognition Using Deep Learning Approach. *IEEE Transactions on Multimedia*, 25, 89–102.
- Zulherry, A., Riadi, I., & Umar, R. (2026). Anomaly Detection in Cloud Device-Based Information Technology Infrastructure Using Isolation Forest Algorithm. *Journal Of Informatics And Telecommunication Engineering* 9 (2)
- Sari, I.P., & Zulherry, A. (2025). Development of A Smart Monitoring System for IoT-Based Tide Observation. *Al'adzkiya International of Computer Science and Information Technology (AloCSIT) Journal*, 6 (2), 18-23
- Zulherry, A., Gunawan, M., & Sari, I.P. (2025). Development of an Android-Based Smart Health Monitoring Device for Heartbeat Detection. *Al'adzkiya International of Computer Science and Information Technology (AloCSIT) Journal*, 6 (2), 43-47
- Sari, I.P., Zulherry, A., Basri, M., & Hayani W. (2025). Pembelajaran Pemrograman berbasis Machine Learning sebagai Upaya Peningkatan Computational Thinking. *Jurnal Penelitian, Pendidikan dan Pengajaran: JPPP* 6 (3), 245-250
- Bisono, A. T., & Zulherry, A. (2025). Analisis sentimen game Genshin Impact untuk mengetahui reaksi dan harapan pemain menggunakan metode Naïve Bayes. *sudok Jurnal Teknik Informatika*, 4(2), 183-193.
- Basri, M., & Zulherry, A. (2025). Analysis of the Impact of Gambling and Online Loans in the Perspective of Informatics, Islam, and Kemuhammadiyah. *Ar-Rasyid: Jurnal Pendidikan Agama Islam*, 5(1), 65-73.
- Asadel, A., & Zulherry, A. (2025). Detecting Zero-Width Characters Obfuscated in Phishing URLs using the XGBOOST Algorithm. *Hanif Journal of Information Systems* 3 (1), 43-53
- Zulherry, A., Sari, I.P., & Basri, M. (2025). Perancangan Aplikasi Monitoring Kehadiran Pegawai Menggunakan RFID. *sudok Jurnal Teknik Informatika* 4 (4), 378-384
- Ichsan, A., Zulherry, A., Lubis, T. A., & Shahnaz, B. A. Z. (2025). Utilization of Mobile Applications to Speed Up The Search for Android-Based Index Places. *IJATCoS: Indonesian Journal of Applied Technology. Computer and Science*, 2(1).
- Amada, E.P., & Zulherry, A. (2025). Klasterisasi Minat Dan Bakat Siswa Menggunakan Metode X-Means Berbasis Web: Studi Kasus SMA Negeri 1 Hamparan Perak. *sudok Jurnal Teknik Informatika* 4 (4), 276-283.

- Zulherry, A., Ramadhani, F., & Satria, A. (2024). Klasifikasi Data Tracer Study Dengan Pemanfaatan Data Mining Menggunakan Algoritma Support Vector Machine dan Neural Network. *Portal Riset dan Inovasi Sistem Perangkat Lunak* 2 (1), 45-54
- Zulherry, A. (2023). Decision making for network security with simple additive weighting method. *Journal of Intelligent Decision Support System (IDSS)*, 6(3), 155-159.
- Zulherry, A., Gunawan, T. S., & Wanayumini, W. (2021). Analisis Hasil Pendukung Keputusan Mendapatkan Rumah Dinas Perusahaan Menggunakan Metode Analytical Hierarchy Process (AHP) dan Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution (TOPSIS). *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 5(2), 695-704.