Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 4, December 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i4.447
Page 852-862

Deteksi Postur Duduk Ergonomis Secara Real-Time Menggunakan Pendekatan Hibrida YOLO11n dan Pemetaan Sudut Biomekanik

Faishal Faturrahman[1*]✉, Faiz Alfiansyah[1]✉, Muhammad Zaidan Athallah Ar Rafif[1]✉, Rachmat Adi Purnama[1]✉, Veti Apriana[2]✉, Sujiliani Heristian3[6]✉
[1]Informatika, Universitas Bina Sarana Informatika, Indonesia
[2]Teknik Industri, Universitas Bina Sarana Informatika, Indonesia
[3]Teknik Komputer, Universitas Bina Sarana Informatika, Indonesia

Abstrak

Kebiasaan duduk tidak ergonomis di depan komputer dalam durasi berkepanjangan meningkatkan risiko gangguan muskuloskeletal, sementara sistem evaluasi berbasis ekstraksi titik sendi konvensional rentan gagal ketika sebagian anggota tubuh terhalang pakaian maupun objek sekitar. Penelitian ini mengusulkan sistem deteksi postur duduk ergonomis secara *real-time* melalui pendekatan hibrida yang memadukan arsitektur *deep learning* YOLO11n dan pemetaan sudut biomekanik berbasis MediaPipe PoseLandmarker menggunakan mekanisme *Hybrid Decision Fusion* pada aplikasi web SadarPostur. Sebanyak 8.470 citra postur duduk dikurasi ke dalam dua kelas (*Good Posture* dan *Bad Posture*) serta dipartisi secara independen dengan rasio 80% latih (6.776 citra), 10% validasi (847 citra), dan 10% uji (847 citra). Model YOLO11n berperan sebagai pengklasifikasi visual utama, sedangkan pemetaan koordinat anatomis telinga, bahu, serta pinggul berfungsi memvisualisasikan garis sumbu tulang belakang sekaligus memverifikasi sudut kemiringan leher dan torso pada kondisi pencahayaan rendah. Pengujian terhadap data uji independen mencatatkan kinerja *mAP@50* sebesar 96,41%, *mAP@50-95* sebesar 84,90%, presisi makro 92,88%, sensitivitas (*recall*) makro 87,82%, dan skor F1 makro 90,28% dengan kecepatan inferensi inti 3,9 ms per citra. Capaian tersebut meningkatkan akurasi klasifikasi sebesar 19,02% dibandingkan metode *baseline* berbasis MediaPipe–Random Forest (77,39%). Sistem diimplementasikan pada antarmuka web interaktif berbasis Streamlit dengan menerapkan kebijakan nir-penyimpanan (*Zero-Storage Policy*), sehingga mampu menyajikan umpan balik ergonomi mandiri yang cermat, transparan, dan melindungi kerahasiaan visual pengguna.
Kata Kunci: Biomekanik; Deteksi Postur Duduk; Ergonomi; Pendekatan Hibrida; YOLO11n.

Abstract

Prolonged non-ergonomic sitting in front of a computer increases the risk of musculoskeletal disorders, while conventional posture evaluation systems relying solely on skeletal keypoint extraction are prone to failure when body landmarks are occluded by clothing or surrounding objects. This study proposes a real-time ergonomic sitting posture detection system employing a hybrid approach that integrates the YOLO11n deep learning architecture with MediaPipe PoseLandmarker biomechanical angle mapping via a *Hybrid Decision Fusion* mechanism within the SadarPostur web application. A dataset of 8,470 sitting posture images was curated into two classes (*Good Posture* and *Bad Posture*) and partitioned independently into 80% training (6,776 images), 10% validation (847 images), and 10% testing (847 images). YOLO11n serves as the primary visual classifier, whereas anatomical landmark mapping of the ear, shoulder, and hip visualizes spinal alignment and verifies neck and torso inclination angles under low-light conditions. Evaluation on the independent test set achieved an *mAP@50* of 96.41%, *mAP@50-95* of 84.90%, macro precision of 92.88%, macro recall of 87.82%, and macro F1-score of 90.28%, with a core inference speed of 3.9 ms per image. This performance demonstrates a 19.02% accuracy improvement over the previous MediaPipe–Random Forest baseline (77.39%). The system is deployed on an interactive Streamlit web interface enforcing a *Zero-Storage Policy*, providing accurate, explainable, and privacy-preserving self-administered ergonomic feedback.
Keywords: Biomechanics; Ergonomics; Hybrid Approach; Sitting Posture Detection; YOLO11n

***Corresponding Author:**
Faishal Faturrahman, Universitas Bina Sarana Informatika, Indonesia
Email: faishalftrhmn123@gmail.com

Copyright © 2026, The Author(s).
This is an open access article under the CC BY-SA license
https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 4, December 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i4.447
Page 852-862

1. PENDAHULUAN

Interaksi intensif di depan layar komputer kini menjadi bagian tak terpisahkan dari aktivitas kerja maupun pembelajaran modern [1], [2]. Perubahan pola aktivitas tersebut turut memperluas kebiasaan duduk statis dalam durasi panjang di kalangan pekerja kantoran serta pelajar [3], [4]. Apabila posisi tubuh tidak ergonomis dan dipertahankan terus-menerus, susunan tulang belakang akan menerima tekanan mekanis yang berlebihan [5], [6]. Akumulasi beban fisik ini memicu beragam gangguan muskuloskeletal (*Musculoskeletal Disorders*), mulai dari nyeri leher dan ketegangan bahu hingga sakit punggung bagian bawah [5], [6], [7]. Dampak jangka panjangnya tidak sekadar menurunkan kenyamanan kesehatan, melainkan juga menghambat produktivitas harian secara langsung [2], [5]. Oleh karena itu, ketersediaan sarana evaluasi postur mandiri yang objektif, cepat, dan mudah diakses di ruang kerja menjadi kebutuhan mendesak [3], [8].

Berbagai metode penilaian ergonomi konvensional di lingkungan industri masih memiliki sejumlah keterbatasan mendasar [9]. Prosedur observasi manual seperti *Rapid Upper Limb Assessment* (RULA) dan *Rapid Entire Body Assessment* (REBA) sangat bergantung pada pengamatan langsung tenaga ahli, sehingga memakan waktu lama, rentan terhadap subjektivitas penilai, serta gagal memberikan koreksi seketika saat pengguna beraktivitas [8], [9], [10], [11]. Sebagai solusi alternatif, peneliti terdahulu mencoba menyematkan sensor tekanan fisik pada alas kursi pintar [12], [13]. Meskipun mampu mendeteksi distribusi beban tubuh, pemanfaatan perangkat keras tambahan tersebut memerlukan biaya produksi yang mahal, menuntut kalibrasi berkala, serta membatasi keleluasaan gerak pengguna [2], [10].

Kemajuan teknologi visi komputer menghadirkan terobosan evaluasi postur tanpa kontak fisik (*markerless*) cukup dengan memanfaatkan kamera web standar [2], [10]. Secara garis besar, pendekatan berbasis citra ini terbagi ke dalam dua paradigma utama, yakni ekstraksi titik kerangka sendi (*pose estimation*) seperti MoveNet atau MediaPipe Pose yang dipadukan dengan algoritma pembelajaran mesin [4], [6], [8], [9], [11], serta deteksi objek *deep learning* ujung-ke-ujung (*end-to-end*) seperti arsitektur *You Only Look Once* (YOLO) [10], [14], [15].

Penelaahan terhadap literatur terkini menunjukkan adanya celah penelitian (*research gap*) yang saling bertolak belakang di antara kedua paradigma tersebut [14], [16]. Metode yang hanya mengandalkan ekstraksi titik sendi dan perhitungan trigonometri memang unggul dari sisi keterjelasan sudut anatomis, tetapi performanya merosot tajam ketika sendi telinga atau pinggul tertutup rambut, kerudung, pakaian longgar, maupun sandaran kursi (*occlusion*) [6], [8], [16]. Sebaliknya, model *deep learning* berbasis citra utuh tetap tangguh mengenali siluet tubuh meski sebagian anggota badan terhalang, namun bersifat kotak hitam (*black-box*) sehingga pengguna sulit memverifikasi acuan sudut fisiknya, sekaligus rentan mengalami bias prediksi saat pencahayaan ruangan meredup [1], [7], [14]. Di samping kendala teknis tersebut, penggunaan kamera di ruang kerja pribadi juga memicu kekhawatiran terkait keamanan privasi visual pengguna [4], [8].

Untuk menjembatani kesenjangan tersebut, penelitian ini mengusulkan sistem deteksi postur duduk ergonomis secara *real-time* bernama SadarPostur yang menggabungkan arsitektur ringan YOLO11n [17] dengan pemetaan sudut biomekanik MediaPipe PoseLandmarker [9], [18] melalui mekanisme *Hybrid Decision Fusion*. Kebaruan utama riset ini terletak pada pengintegrasian keandalan klasifikasi visual holistik YOLO11n dengan verifikasi geometris sudut kemiringan leher (θ_{neck}) serta sudut batang tubuh (θ_{torso}) [19], [20], [21], sehingga sistem tetap akurat saat titik sendi terhalang sekaligus mampu mengoreksi bias deteksi pada kondisi pencahayaan redup. Selain itu, sistem menampilkan garis sumbu anatomis yang menghubungkan titik telinga, bahu, dan pinggul beserta indikator derajat kemiringan langsung di atas kotak deteksi sebagai bentuk transparansi klinis (*explainable visual alignment*), sembari menerapkan kebijakan nir-penyimpanan (*Zero-Storage Policy*) melalui pemrosesan matriks citra di dalam memori sementara (*RAM buffer*) agar kerahasiaan data visual pengguna terjaga seutuhnya [4], [8].

Penelitian ini bertujuan merancang, mengimplementasikan, serta menguji keandalan klasifikasi postur duduk ergonomis biner (*Good Posture* dan *Bad Posture*) berbasis pendekatan hibrida pada

Copyright © 2026, The Author(s).
This is an open access article under the CC BY-SA license
https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 4, December 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i4.447
Page 852-862

lingkungan aplikasi web [4], [5], [6]. Bagian selanjutnya dalam naskah ini menguraikan tahapan kurasi dataset, formulasi matematis sudut biomekanik, dan logika *Hybrid Decision Fusion* pada bab metode penelitian, diikuti dengan analisis hasil pengujian kuantitatif serta komparasi performa pada bab hasil dan pembahasan, lalu ditutup oleh kesimpulan riset [2], [14].

2. METODE PENELITIAN

Metodologi penelitian dirancang secara sistematis untuk membangun sistem pemantauan postur duduk ergonomis secara *real-time* melalui integrasi deteksi objek berbasis *deep learning* dan pemetaan geometri anatomis. Rangkaian tahapan penelitian meliputi kurasi serta pelabelan dataset berdasarkan standar ergonomi klinis, perancangan arsitektur pemrosesan paralel hibrida dengan kebijakan nir-penyimpanan (*Zero-Storage Policy*), formulasi matematis sudut biomekanik, penerapan logika *Hybrid Decision Fusion*, pelatihan model, hingga protokol evaluasi performa.

2.1. Akuisisi, Kriteria Pelabelan, dan Validasi Dataset

Korpus data yang digunakan berjumlah 8.470 citra postur duduk manusia yang dikurasi dari gabungan rekaman lapangan mandiri dan repositori publik ergonomi kerja. Guna menjamin ketangguhan model terhadap keragaman kondisi dunia nyata, dataset mencakup variasi postur tubuh subjek, jenis pakaian (termasuk busana berwarna gelap dan penutup kepala), latar belakang ruang kerja maupun domestik, tingkat pencahayaan terang hingga redup, serta sudut pengambilan kamera dari proyeksi samping (*sagittal plane*) hingga posisi serong ($\pm 45^\circ - 90^\circ$) menggunakan kamera web beresolusi 720p sampai 1080p.

Proses anotasi kotak pembatas (*bounding box*) serta penentuan kelas dilakukan secara ketat ke dalam dua kategori biner berdasarkan pedoman ergonomi klinis RULA dan prinsip duduk ergonomis 90-90-90 [19], [20], [21], [11]. Kategori pertama adalah *Good Posture* (kelas 0), yang ditetapkan apabila posisi kepala sejajar di atas sumbu bahu dengan sudut fleksi leher netral ($\theta_{\text{neck}} \leq 20^\circ$), punggung tegak atau bersandar penuh pada kursi dengan kemiringan batang tubuh wajar ($\theta_{\text{torso}} \leq 15^\circ$), serta bahu berada dalam kondisi rileks. Kategori kedua adalah *Bad Posture* (kelas 1), yang diberikan ketika ditemukan penyimpangan postural berisiko, mencakup posisi kepala menjulur ke depan (*forward head posture* dengan $\theta_{\text{neck}} > 20^\circ$), punggung membungkuk (*slouching* dengan $\theta_{\text{torso}} > 15^\circ$), maupun posisi duduk merosot.

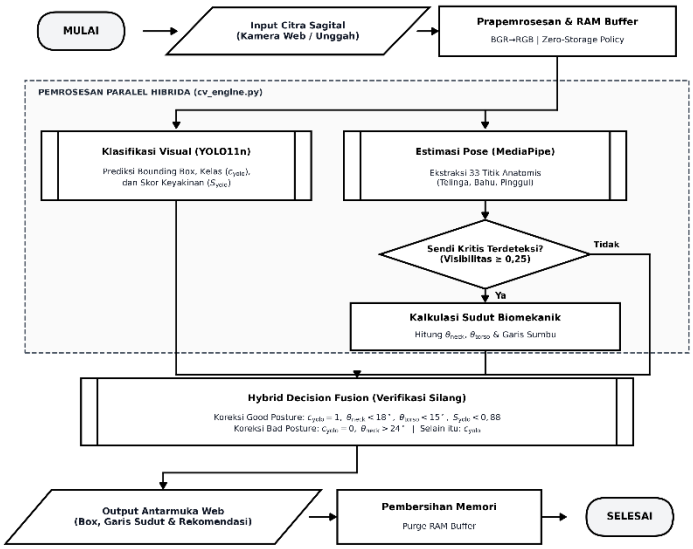
Seluruh hasil anotasi melewati tahapan verifikasi silang antar-anotator guna menghilangkan label yang ambigu sebelum proses partisi dijalankan. Untuk mencegah kebocoran data (*data leakage*) sekaligus menguji kemampuan generalisasi sistem terhadap individu dan lingkungan baru, dataset dibagi secara terpisah berbasis subjek dan sesi (*subject-disjoint split*) dengan proporsi 80% data latih (6.776 citra), 10% data validasi (847 citra), dan 10% data uji independen (847 citra). Seluruh dimensi citra diseragamkan ke ukuran 640×640 piksel selama tahap pelatihan.

2.2. Arsitektur Sistem Hibrida SadarPostur

Sistem SadarPostur dikembangkan di atas kerangka aplikasi web Streamlit dengan pipa pemrosesan paralel yang menerapkan kebijakan nir-penyimpanan (*Zero-Storage Policy*). Ketika pengguna mengambil gambar melalui kamera web ataupun mengunggah berkas foto, matriks piksel citra dikonversi dari format BGR ke RGB dan ditampung sementara pada memori kerja (*RAM buffer*) tanpa operasi penulisan ke media penyimpanan permanen (*zero-disk I/O*). Alur pemrosesan paralel hibrida tersebut diilustrasikan secara menyeluruh pada Gambar 1.

Copyright © 2026, The Author(s).
This is an open access article under the CC BY-SA license
https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 4, December 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i4.447
Page 852-862



Gambar 1. Diagram Arsitektur Hibrida Sistem SadarPostur (Integrasi YOLO11n dan MediaPipe PoseLandmarker)

Berdasarkan Gambar 1, matriks citra pada memori sementara diproses secara serentak oleh dua cabang modul utama di dalam mesin inferensi (cv_engine.py). Cabang pertama menjalankan arsitektur ringan YOLO11n (*Nano*) yang dipilih karena efisiensi komputasinya yang tinggi (sekitar 2,6 juta parameter dan 6,4 GFLOPs) dengan dukungan blok ekstraksi fitur C3k2 serta atensi spasial C2PSA [17]. Cabang ini bertugas memprediksi koordinat kotak pembatas subjek, kelas postur awal ($c_{\text{yolo}} \in \{0,1\}$), serta skor keyakinan visual (S_{yolo}) secara holistik tanpa bergantung pada keterlihatan titik sendi individual.

Secara bersamaan, cabang kedua memanfaatkan modul MediaPipe PoseLandmarker (pose_landmarker_lite.task) untuk mengekstraksi 33 titik koordinat kerangka anatomis tubuh [9], [18]. Dari keseluruhan titik tersebut, sistem mengisolasi tiga sendi kritis pada sisi tubuh yang paling dominan menghadap kamera, yakni titik telinga (P_{ear}, indeks 7 atau 8), sendi bahu (P_{shoulder}, indeks 11 atau 12), dan sendi pinggul (P_{hip}, indeks 23 atau 24). Apabila telinga tertutup rambut maupun penutup kepala sehingga nilai keterlihatannya berada di bawah ambang 0,25, sistem secara adaptif menggunakan titik referensi hidung (indeks 0) sebagai proksimal kepala.

2.3. Formulasi Sudut Biomekanik dan Hybrid Decision Fusion

Koordinat spasial ternormalisasi dari titik telinga (x_e, y_e), bahu (x_s, y_s), dan pinggul (x_h, y_h) ditransformasikan menjadi parameter sudut biomekanik guna mengukur tingkat penyimpangan sumbu gravitasi tulang belakang [19], [20], [21]. Sudut kemiringan leher (θ_{neck}) dihitung untuk menakar deviasi posisi kepala terhadap garis referensi vertikal tegak lurus yang berpusat pada sendi bahu menggunakan Persamaan (1), sedangkan sudut kemiringan batang tubuh (θ_{torso}) dirumuskan melalui Persamaan (2) untuk mendeteksi kecenderungan punggung membungkuk terhadap sendi pinggul:

$$\theta_{\text{neck}} = \text{atan2}(|x_e - x_s|, |y_s - y_e| + \epsilon) \times \frac{180^\circ}{\pi} \quad (1)$$

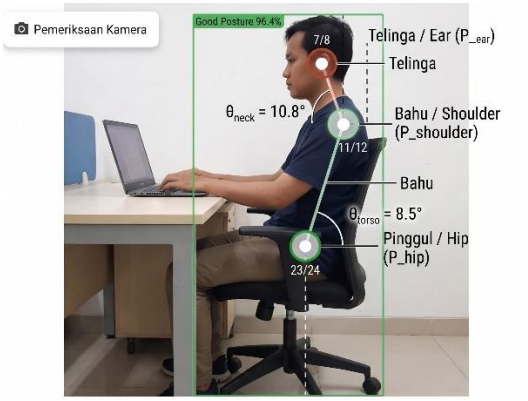
$$\theta_{\text{torso}} = \text{atan2}(|x_s - x_h|, |y_h - y_s| + \epsilon) \times \frac{180^\circ}{\pi} \quad (2)$$

dengan konstanta $\epsilon = 10^{-6}$ ditambahkan guna mencegah galat pembagian dengan nol. Apabila bagian pinggul berada di luar bingkai kamera, nilai kemiringan torso diestimasi secara proporsional mengikuti orientasi sumbu tubuh bagian atas. Penetapan ambang batas ergonomis $\theta_{\text{neck}} \leq 20^\circ$ dan $\theta_{\text{torso}} \leq 15^\circ$ merujuk pada temuan klinis Norasi dkk. [20] serta Chen & Chan [21], yang membuktikan bahwa fleksi servikal melampaui 20° memperbesar beban regangan otot leher secara signifikan.

Copyright © 2026, The Author(s).
This is an open access article under the CC BY-SA license
https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 4, December 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i4.447
Page 852-862

Proyeksi visual kotak deteksi YOLO11n beserta pemetaan titik sendi dan referensi sudut tersebut diperlihatkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Pemetaan Kotak Deteksi YOLO11n, Titik Kunci Anatomis (Telinga, Bahu, dan Pinggul), serta Referensi Sudut Biomekanik pada Bidang Sagital

Untuk memadukan keunggulan deteksi visual dan ketelitian geometri anatomis, sistem menerapkan aturan keputusan gabungan (*Hybrid Decision Fusion*) guna menentukan klasifikasi akhir (C_{final}) sebagaimana dirumuskan pada Persamaan (3):

$$C_{\text{final}} = \begin{cases} 0 \text{ (Good)}, & \text{jika } c_{\text{yolo}} = 1 \wedge \theta_{\text{neck}} < 18^\circ \wedge \theta_{\text{torso}} < 15^\circ \wedge S_{\text{yolo}} < 0{,}88 \\ 1 \text{ (Bad)}, & \text{jika } c_{\text{yolo}} = 0 \wedge \theta_{\text{neck}} > 24^\circ \\ c_{\text{yolo}}, & \text{selain kondisi di atas} \end{cases} \quad (3)$$

Mekanisme pada Persamaan (3) berfungsi sebagai koreksi silang dua arah. Apabila model YOLO11n memprediksi kategori *Bad Posture* dengan tingkat keyakinan moderat ($S_{\text{yolo}} < 0{,}88$) akibat gangguan pencahayaan ruangan yang redup atau pakaian gelap yang menyatu dengan kursi, tetapi pengukuran geometris membuktikan sumbu leher serta punggung berada dalam posisi sangat tegak ($\theta_{\text{neck}} < 18^\circ$ dan $\theta_{\text{torso}} < 15^\circ$), sistem mengoreksi keputusan akhir menjadi *Good Posture*. Sebaliknya, apabila titik sendi terhalang objek sehingga MediaPipe tidak mendeteksi kerangka tubuh, alur pemrosesan tetap mempertahankan keluaran YOLO11n (c_{yolo}) tanpa mengalami kegagalan sistem. Setelah luaran beranotasi tampil pada layar peramban, seluruh matriks citra serta koordinat langsung dimusnahkan dari memori kerja (*purging buffer*).

2.4. Pelatihan Model dan Protokol Evaluasi

Model YOLO11n dilatih menggunakan bobot pra-latih *Common Objects in Context* (COCO) melalui strategi *fine-tuning* selama 50 *epoch*, ukuran *batch* 16, resolusi citra 640 × 640 piksel, serta pengoptimal *Stochastic Gradient Descent* (SGD) pada akselerator GPU Tesla T4.

Kinerja deteksi dan klasifikasi dievaluasi secara kuantitatif pada data validasi maupun data uji independen menggunakan metrik *Precision* (P), *Recall* (R), *F1-Score* (rata-rata harmonik presisi dan *recall*), *Mean Average Precision* pada ambang *Intersection over Union* 50% (*mAP@50*), serta rata-rata *mAP* pada rentang ambang IoU 50% hingga 95% (*mAP@50-95*) melalui Persamaan (4) dan Persamaan (5):

$$P = \frac{TP}{TP + FP}, \quad R = \frac{TP}{TP + FN}, \quad \text{F1-Score} = \frac{2 \times P \times R}{P + R} \quad (4)$$

$$\text{mAP} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} A\,P_i \quad (5)$$

dengan TP, FP, dan FN berturut-turut menyatakan *True Positive*, *False Positive*, serta *False Negative*, sedangkan $N = 2$ merupakan jumlah kelas postur. Agregasi metrik antar-kelas pada pengujian *test set* menerapkan rata-rata makro (*macro-average*) agar bobot evaluasi seimbang di antara kedua kelas. Selain itu, dilakukan pengujian ablasi arsitektur guna membandingkan performa metode *baseline* terdahulu dengan model YOLO11n serta mengukur profil kecepatan inferensi aplikasi.

Copyright © 2026, The Author(s).
This is an open access article under the CC BY-SA license
https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 4, December 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i4.447
Page 852-862

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini memaparkan dinamika konvergensi selama pelatihan model, capaian evaluasi kuantitatif pada data validasi maupun data uji independen, pembuktian kontribusi arsitektur melalui eksperimen ablasi, serta pengujian fungsional antarmuka web **SadarPostur**.

3.1. Hasil Pelatihan dan Evaluasi Kinerja YOLO11n

Proses *fine-tuning* arsitektur YOLO11n terhadap 6.776 citra latih memperlihatkan penurunan nilai fungsi kerugian (*box loss*, *classification loss*, dan *distribution focal loss*) secara stabil hingga *epoch* ke-50 tanpa indikasi *overfitting* [17]. Pengujian komprehensif kemudian dijalankan pada 847 citra validasi serta 847 citra uji independen yang belum pernah dikenali model selama pelatihan. Rekapitulasi metrik performa disajikan secara konsisten pada Tabel 1.

Tabel 1. Rincian Performa Evaluasi Model YOLO11n pada Data Validasi dan Data Uji Independen

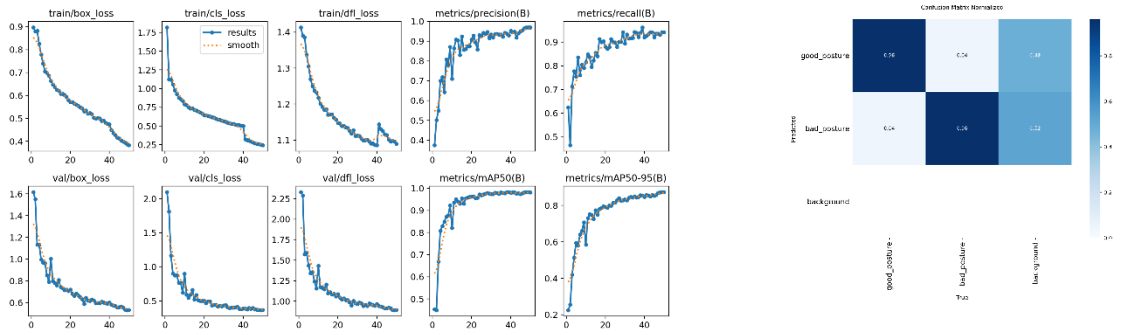
Tahap & Kelas Evaluasi	Jumlah Citra	mAP@50 (%)	mAP@50-95 (%)	Precision (%)	Recall (%)	F1-Score (%)	Waktu Inferensi (ms)
Validation Set (Keseluruhan)	847	98,30	87,40	96,90	94,10	95,48	**3,8**
Test Set — Kelas 0 (*Good Posture*)	432	97,30	86,10	94,60	90,00	92,24	**3,9**
Test Set — Kelas 1 (*Bad Posture*)	415	95,50	83,70	91,20	85,60	88,31	**3,9**
Test Set (Rata-rata Makro)	847	96,41	84,90	92,88	87,82	90,28	3,9

Berdasarkan **Tabel 1**, model YOLO11n meraih nilai *mAP@50* sebesar 98,30% pada tahap validasi dan tetap menjaga tingkat kecermatan tinggi sebesar 96,41% saat diuji pada data independen (*mAP@50-95* mencapai 84,90%). Selisih *mAP@50* yang sempit (1,89%) antara kedua partisi membuktikan bahwa pembagian dataset berbasis pemisahan subjek (*subject-disjoint*) berhasil membentuk kemampuan generalisasi yang tangguh terhadap variasi wajah, busana, maupun latar ruangan baru.

Pada pengujian per kategori di data uji, deteksi kelas *Good Posture* mencatatkan *mAP@50* sebesar 97,30% dengan skor F1 92,24%, sedangkan kelas *Bad Posture* membukukan *mAP@50* sebesar 95,50% dan skor F1 88,31%. Tingginya presisi makro (92,88%) menandakan bahwa peringatan postur berisiko yang diterbitkan sistem memiliki keandalan tinggi dengan tingkat kesalahan alarm palsu (*false positive*) yang minimal. Di samping itu, kecepatan inferensi inti model hanya memerlukan waktu 3,9 ms per citra, sehingga sangat memadai untuk pemantauan waktu nyata. Visualisasi grafik konvergensi pelatihan beserta distribusi prediksi matriks konfusi pada data uji diperlihatkan pada Gambar 3.

Copyright © 2026, The Author(s).
This is an open access article under the CC BY-SA license
https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 4, December 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i4.447
Page 852-862



Gambar 3. Kurva Pelatihan dan Matriks Konfusi (*Confusion Matrix*) Evaluasi YOLO11n pada Test Set

3.2. Studi Ablasi dan Komparasi Arsitektur Model

Guna memvalidasi peran setiap komponen di dalam kerangka kerja yang diusulkan, dilaksanakan uji ablasi dengan membandingkan metode *baseline* terdahulu (*MediaPipe Pose + Rekayasa 3 Fitur + Random Forest*), arsitektur *YOLO11n Standalone* tanpa verifikasi geometris, serta pendekatan hibrida yang diusulkan. Hasil pengujian komparatif tersebut dirangkum pada Tabel 2.

Tabel 2. Perbandingan Kinerja Arsitektur Deteksi Postur Duduk (*Ablation Study*)

Konfigurasi Arsitektur	Paradigma Fitur	Akurasi / mAP@50 (%)	Precision (%)	Recall (%)	F1-Score (%)	Ketahanan Terhadap Occlusion	Transparansi Sudut Anatomis
Baseline: MediaPipe + 3 Fitur + Random Forest	Tabular Geometri (3 Fitur)	77,39	79,12	70,94	74,81	Rendah (Gagal jika sendi tertutup)	**Tinggi**
YOLO11n (Standalone tanpa Biomekanik)	Visual End-to-End (Bounding Box)	96,41	92,88	87,82	90,28	Tinggi	**Rendah (Black-box)**
Hybrid YOLO11n + Pemetaan Sudut (Diusulkan)	Visual + Verifikasi Sudut Sagital	96,41	92,88	87,82	90,28	Tinggi	**Tinggi (Explainable)**

Catatan: Nilai mAP@50 merepresentasikan akurasi deteksi objek YOLO11n pada data uji; mekanisme Hybrid Decision Fusion beroperasi pada lapisan inferensi untuk mengoreksi potensi false positive akibat pencahayaan redup sekaligus menyajikan indikator sudut klinis.

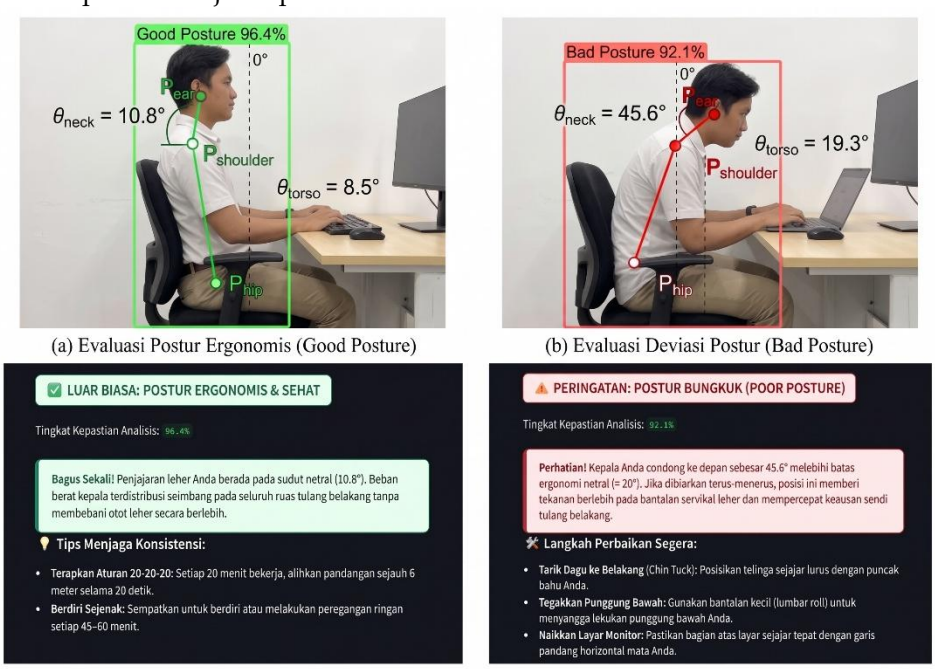
Merujuk pada Tabel 2, peralihan pendekatan dari ekstraksi titik sendi konvensional menuju arsitektur YOLO11n menghasilkan lonjakan performa sebesar 19,02% (dari 77,39% menjadi 96,41%). Pada metode *baseline* sebelumnya, kegagalan MediaPipe dalam melacak titik telinga ataupun pinggul akibat terhalang rambut, penutup kepala, sandaran kursi, serta sudut duduk menyerong langsung membatalkan proses prediksi. Melalui desain hibrida baru, YOLO11n tetap mampu mengenali postur duduk berdasarkan pola visual tubuh secara utuh, sementara modul MediaPipe PoseLandmarker melengkapi luaran dengan garis sumbu anatomis dan sudut fleksi leher (θ_{neck}) agar keputusan sistem dapat diverifikasi secara klinis oleh pengguna [20].

Copyright © 2026, The Author(s).
This is an open access article under the CC BY-SA license
https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 4, December 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i4.447
Page 852-862

3.3. Pengujian Antarmuka Web SadarPostur dan Komparasi Penelitian Sejenis

Arsitektur hibrida yang telah divalidasi selanjutnya diintegrasikan ke dalam aplikasi web interaktif SadarPostur berbasis Streamlit. Pengujian fungsional dilakukan melalui tangkapan kamera web untuk mengamati ketepatan penggambaran kotak pembatas, garis penjajaran tulang belakang, serta pemenuhan kebijakan nir-penyimpanan (*Zero-Storage Policy*). Tampilan hasil analisis antarmuka sistem pada kedua kondisi postur disajikan pada Gambar 4.



Gambar 4. Tampilan Antarmuka Web SadarPostur: (a) Evaluasi Postur Ergonomis (*Good Posture*) dengan Garis Penjajaran Hijau; (b) Evaluasi Deviasi Postur (*Bad Posture*) dengan Garis Merah dan Rekomendasi Koreksi

Sebagaimana terlihat pada Gambar 4(a), ketika subjek duduk tegak, sistem menampilkan kotak deteksi hijau berlabel *Good Posture* beserta garis penghubung telinga, bahu, dan pinggul dengan sudut leher berada dalam batas aman ($\theta_{\text{neck}} = 10,8^\circ \leq 20^\circ$). Sebaliknya, pada Gambar 4(b), ketika kepala menunduk maju melebihi ambang batas ($\theta_{\text{neck}} = 45,6^\circ$), indikator visual berubah menjadi merah (*Bad Posture*) dan memunculkan saran perbaikan ergonomi, seperti latihan penarikan dagu (*chin tuck*) serta penyesuaian tinggi layar monitor. Pemantauan alokasi memori selama pengujian memastikan bahwa matriks citra segera dihapus dari memori kerja sesaat setelah hasil tampil pada layar.

Capaian kinerja sistem SadarPostur kemudian dibandingkan terhadap sejumlah publikasi riset deteksi postur duduk terkini sebagaimana dirangkum pada Tabel 3.

Tabel 3. Komparasi Kinerja Sistem SadarPostur terhadap Penelitian Terkini

Publikasi Penelitian	Metode / Arsitektur	Jumlah Dataset	Akurasi / mAP@50 (%)
Sri-ngernyuang dkk. (2025) [13]	Sensor Tekanan + Random Forest	1.200 sampel	**85,98**
Singha dkk. (2026) [10]	YOLOv8 + MediaPipe + MLP	3.600 citra	**91,03**
Pawitra dkk. (2026) [4]	MoveNet + XGBoost	2.400 citra	**93,00**
Lal dkk. (2026) [11]	MediaPipe Pose + Skor REBA/RULA	Evaluasi Video	**93,00**
Chen & Liu (2025) [8]	MediaPipe + *Stacking Ensemble*	4.500 citra	**94,50**

Copyright © 2026, The Author(s).
This is an open access article under the CC BY-SA license
https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 4, December 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i4.447
Page 852-862

Metode Diusulkan (SadarPostur)	Hybrid YOLO11n + PoseLandmarker	8.470 citra	96,41

Data pada Tabel 3 menunjukkan bahwa pendekatan hibrida yang diusulkan meraih tingkat kecermatan deteksi tertinggi (96,41%) dengan skala korpus pelatihan yang lebih besar (8.470 citra) dibandingkan studi pembanding [4], [8], [10], [13], [11]. Dibandingkan metode hibrida bertingkat milik Singha dkk. [10] yang menyusun jaringan *Multi-Layer Perceptron* (MLP) di atas YOLOv8 dan MediaPipe (akurasi 91,03%), penyatuan langsung arsitektur ringan YOLO11n dengan logika verifikasi sudut biomekanik pada penelitian ini menghasilkan akurasi lebih unggul (+5,38%) sekaligus mempertahankan waktu inferensi inti yang sangat singkat (3,9 ms), jauh lebih cepat dibandingkan evaluasi *pose estimation* murni milik Lal dkk. [11] yang memerlukan 500–700 ms per bingkai.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil merancang, mengimplementasikan, serta memvalidasi sistem pemantauan postur duduk ergonomis secara *real-time* menggunakan pendekatan hibrida yang menggabungkan model ringan YOLO11n dan pemetaan sudut biomekanik MediaPipe PoseLandmarker pada aplikasi web SadarPostur. Evaluasi empiris terhadap 847 citra uji independen dari total korpus 8.470 citra menghasilkan *mAP@50* sebesar 96,41%, *mAP@50-95* sebesar 84,90%, presisi makro 92,88%, sensitivitas (*recall*) makro 87,82%, dan skor F1 makro 90,28% dengan waktu inferensi inti 3,9 ms per citra. Capaian tersebut menunjukkan peningkatan akurasi sebesar 19,02% dibandingkan metode *baseline* berbasis MediaPipe–Random Forest (77,39%).

Penerapan logika *Hybrid Decision Fusion* terbukti efektif memadukan ketangguhan deteksi visual YOLO11n terhadap hambatan okulasi anggota tubuh dengan transparansi perhitungan sudut kemiringan leher (θ_{neck}) serta batang tubuh (θ_{torso}), sekaligus mengoreksi bias klasifikasi pada ruangan ber pencahayaan redup. Penyajian sistem pada peramban web Streamlit yang dilengkapi kebijakan nir-penyimpanan (*Zero-Storage Policy*) menghadirkan solusi skrining ergonomi mandiri yang praktis, responsif, dan menjamin kerahasiaan data visual pengguna. Pengembangan selanjutnya diarahkan pada integrasi pelacakan aliran video berkelanjutan (*continuous stream tracking*) disertai pengingat peregangan berkala guna mendukung pencegahan gangguan muskuloskeletal secara lebih menyeluruh.

PERNYATAAN KONTRIBUSI PENULIS (CREDIT)

Faishal Faturrahman: Konseptualisasi, Metodologi, Perangkat lunak, Penulisan – draf awal, Penulisan – peninjauan dan penyuntingan. **Faiz Alfiansyah:** Kurasi data, Investigasi, Validasi, Penulisan – draf awal. **Muhammad Zaidan Athallah Ar Rafif:** Analisis formal, Visualisasi, Investigasi, Penulisan – draf awal. **Rachmat Adi Purnama:** Supervisi, Validasi, Penulisan – peninjauan dan penyuntingan. **Veti Apriana:** Supervisi, Metodologi, Penulisan – peninjauan dan penyuntingan. **Sujiliani Heristian:** Supervisi, Penulisan – peninjauan dan penyuntingan.

PERNYATAAN KONFLIK KEPENTINGAN

Para penulis menyatakan bahwa tidak terdapat konflik kepentingan yang berkaitan dengan pelaksanaan penelitian, penulisan, maupun publikasi artikel ini.

PERNYATAAN PENDANAAN

Penelitian ini dilaksanakan menggunakan biaya pribadi para penulis dan tidak menerima pendanaan khusus dari lembaga pemerintah, instansi swasta, maupun organisasi lainnya.

Copyright © 2026, The Author(s).
This is an open access article under the CC BY-SA license
https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 4, December 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i4.447
Page 852-862

PERNYATAAN PENGGUNAAN AI GENERATIF DAN TEKNOLOGI BERBANTUAN AI DALAM PROSES PENULISAN

Dalam proses penyusunan manuskrip ini, para penulis menggunakan Google Gemini sebagai alat bantu untuk meningkatkan kejelasan bahasa dan kualitas penulisan artikel. Seluruh konten yang dihasilkan atau dibantu oleh AI telah ditinjau dan disunting oleh penulis. Para penulis bertanggung jawab sepenuhnya atas keakuratan, isi, dan versi akhir manuskrip yang diajukan untuk publikasi.

REFERENCES

[1] J. Estrada and L. Vea, "Computer Users Sitting Posture Classification Using Distinct Feature Points and Small Scale Convolutional Neural Network for Humana Computer Intelligent Interactive System During COVID-19," *J. Comput. Sci.*, vol. 19, no. 4, pp. 493–513, 2023, doi: 10.3844/jcssp.2023.493.513.

[2] C. Jandaeng, C. Kongkwamcharoen, T. Jaiwang, P. Koad, and M. Thu, "ANYA: A Noteworthy Youth Annotation Dataset for Machine Learning-Based Ergonomic Posture Analysis," *IEEE Access*, vol. 13, pp. 199665–199682, 2025, doi: 10.1109/ACCESS.2025.3633624.

[3] H. COSKUN, "Human Sitting Postures Classification Based on Angular Features with Fuzzy-Logic Labeling," *Int. Conf. Appl. Eng. Nat. Sci.*, vol. 1, no. 1, pp. 611–619, 2023, doi: 10.59287/icaens.1068.

[4] T. A. Pawitra, F. D. Sitania, A. Septiarini, and H. Hamdani, "Automated ergonomic sitting postures detection for office workstation using XGBoost method," *IAES Int. J. Artif. Intell.*, vol. 15, no. 1, pp. 506–514, 2026, doi: 10.11591/ijai.v15.i1.pp506-514.

[5] T. A. Pawitra, A. Septiarini, J. I. Tanson, F. D. Sitania, A. E. Burhandenny, and H. Hamdani, "Classification of Ergonomic Sitting Positions Behind a Desk using MobileNetV2," *2025 9th Int. Conf. Electr. Electron. Inf. Eng. ICEEIE 2025*, 2025, doi: 10.1109/ICEEIE66203.2025.11251800.

[6] J. Lee, H. Choi, and J. Kim, "Classification Algorithm for Sitting Postures Using Weighted Random Forest," *IET Image Process.*, vol. 19, no. 1, Jan. 2025, doi: 10.1049/ipr2.70126.

[7] J. Shen, L. Chen, X. He, C. Zuo, X. Li, and L. Dong, "An Interactive Human-in-the-Loop Framework for Skeleton-Based Posture Recognition in Model Education," *Biomimetics*, vol. 10, no. 7, 2025, doi: 10.3390/biomimetics10070431.

[8] S. Chen and Q. Liu, "Efficient Sitting Posture Detection and Sedentary Reminder Application Based on MediaPipe Posture Tracking," *Proc. 2025 3rd Int. Conf. Internet Things Cloud Comput. Technol. IoTCCT 2025*, pp. 84–89, 2025, doi: 10.1145/3776865.3776880.

[9] C. Singhtaun, S. Natsupakpong, and P. Lorprasertkul, "Ergonomic Risk Assessment Using Human Pose Estimation with MediaPipe Pose," *ACM Int. Conf. Proceeding Ser.*, pp. 465–471, 2025, doi: 10.1145/3719384.3719453.

[10] A. Singha *et al.*, "Detection of Wrong Sitting Posture to Prevent Ergonomic Hazards," *Proc. 2026 Int. Conf. Cogn. Comput. Netw. Syst. ICC-CNS 2026*, pp. 402–407, 2026, doi: 10.1109/ICC-CNS70518.2026.11606024.

[11] M. Lal, A. Singh, S. A. Ali, and S. Das, "CBRRES: a computer-based REBA and RULA evaluation system for musculoskeletal disorder estimation," *Int. J. Occup. Saf. Ergon.*, 2026, doi: 10.1080/10803548.2026.2633030.

[12] K. Bourahmoune, K. Ishac, and T. Amagasa, "Intelligent Posture Training: Machine-Learning-Powered Human Sitting Posture Recognition Based on a Pressure-Sensing IoT Cushion," *Sensors*, vol. 22, no. 14, 2022, doi: 10.3390/s22145337.

[13] C. Sri-ngernyuang, Prakrankiat Youngkong, Jinpitcha Mamom, and Duangruedee Lasuka, "Sitting Posture Detection and Classification Using Machine Learning Algorithms on RapidMiner," *Emit. Int. J. Eng. Technol.*, vol. 13, no. 1, pp. 156–172, 2025, doi: 10.24003/emitter.v13i1.898.

[14] T. A. Pawitra *et al.*, "Detection of Ergonomic Sitting Postures in Office Environments," *J. Image Graph. (United Kingdom)*, vol. 13, no. 6, pp. 686–701, 2025, doi: 10.18178/JOIG.13.6.686-701.

[15] A. Kulikajevas, R. Maskeliunas, and R. Damaševičius, "Detection of sitting posture using hierarchical image composition and deep learning," *PeerJ Comput. Sci.*, vol. 7, pp. 1–20, 2021, doi: 10.7717/peerj-cs.442.

[16] I. El Bouhali, A. Babur, A. Moukadem, K. Skerl, and A. Dieterlen, "Generalizable features for non-intrusive sitting posture recognition," *Array*, vol. 31, p. 101204, 2026, doi: 10.1016/j.array.2026.101204.

[17] R. Sapkota and M. Karkee, "Ultralytics YOLO Evolution: An Overview of YOLO27, YOLO26, YOLO11, YOLOv8, and YOLOv5 Object Detectors for Computer Vision and Pattern Recognition," Nov. 13, 2026, *arXiv*. doi: 10.48550/ARXIV.2510.09653.

[18] H. Jin, X. He, L. Wang, Y. Zhu, W. Jiang, and X. Zhou, "SitPose: Real-Time Detection of Sitting Posture and Sedentary Behavior Using Ensemble Learning With Depth Sensor," *IEEE Sens. J.*, vol. 25, no. 7, pp. 12444–

Copyright © 2026, The Author(s).
This is an open access article under the CC BY-SA license
https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/

12454, 2025, doi: 10.1109/JSEN.2025.3541821.

[19] P. Nilmart, W. Yodchaisarn, N. Vajidee, N. Tansakul, W. Sramongkhol, and S. Leangsakul, "Immediate effects of sitting position on cervical and trunk posture, perceived discomfort, and RULA-based ergonomic risk during smartphone gaming: A randomized within-subject study," *PLoS One*, vol. 21, no. 7, 2026, doi: 10.1371/journal.pone.0354360.

[20] H. Norasi, E. Tetteh, P. Sarker, G. A. Mirka, and M. S. Hallbeck, "Exploring the relationship between neck flexion and neck problems in occupational populations: a systematic review of the literature," *Ergonomics*, vol. 65, no. 4, pp. 587–603, 2022, doi: 10.1080/00140139.2021.1976847.

[21] Y. L. Chen and Y. C. Chan, "Neck and shoulder strains under various head flexing positions while standing and sitting with and without back support for male and female smartphone users," *Ergonomics*, vol. 67, no. 7, pp. 913–924, 2024, doi: 10.1080/00140139.2023.2270651.

Copyright © 2026, The Author(s).
This is an open access article under the CC BY-SA license
https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/