

Tinjauan Literatur Sistematis Deteksi Nyeri Objektif Berbasis Aktivitas Elektrodermal: Tantangan Teknis dan Peluang Implementasi

Andrian Reinaldo Crispin, Felix Matthew Jonathan*

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Prima Indonesia, Medan, Indonesia

Email: ¹andrianreinaldocrispin@unprimdn.ac.id, ^{2,*}felixmatthewjonathan@gmail.com

Email Penulis Korespondensi: felixmatthewjonathan@gmail.com*

Submitted: 04/06/2026; Accepted: 11/07/2026; Published: 30/09/2026

Abstrak– Pengukuran intensitas nyeri di lingkungan klinis saat ini sebagian besar masih bersifat subjektif dan mengandalkan pelaporan mandiri pasien, sehingga berisiko memicu bias evaluasi pada populasi non-verbal. Sebagai solusi objektif, parameter otonom *Electrodermal Activity* (EDA) atau konduktansi kulit mulai banyak dieksplorasi karena keterkaitannya yang erat dengan aktivitas sistem saraf simpatis. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi, menganalisis, dan menyintesis tantangan teknis serta peluang implementasi sistem deteksi nyeri objektif berbasis EDA melalui metode *Systematic Literature Review* (SLR) dengan mengadopsi pedoman PRISMA 2020. Penapisan literatur dilakukan secara ketat terhadap artikel-artikel orisinal bereputasi internasional dalam rentang waktu terupdate. Hasil sintesis data menunjukkan bahwa tantangan teknis utama dalam implementasi EDA klinis meliputi kerentanan yang tinggi terhadap artefak gerakan (*motion artifacts*), variabilitas kondisi biologis kulit individu, serta adanya disparitas regulasi otonom yang dipengaruhi oleh faktor gender (*female-male differences*). Di sisi lain, peluang keberhasilan teknologi ini didukung oleh perkembangan algoritma pemrosesan sinyal digital modern, seperti pemanfaatan fitur diferensial (*dphEDA* dan *MTVSymp*), serta implementasi model *supervised* maupun *unsupervised machine learning* untuk otomatisasi deteksi dan eliminasi artefak gerakan. Lebih lanjut, integrasi arsitektur *deep learning* kontinu (seperti *CrossMod-Transformer*) dan penerapan kerangka kerja *Explainable Artificial Intelligence* (XAI) berpotensi meminimalisasi keterbatasan sensor tunggal sekaligus memberikan transparansi visual atas keputusan klinis model cerdas pada populasi anak-anak, dental, maupun ginekologi. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan landasan teoritis bagi perancangan aplikasi *smart healthcare* masa depan berbasis *Edge AI* pada perangkat *wearable*.

Kata Kunci: Aktivitas Elektrodermal (EDA); Deteksi Nyeri; Artefak Gerakan; *Machine Learning*; *Explainable AI* (XAI)

Abstract– Pain intensity measurement in clinical settings is currently predominantly subjective, relying heavily on patient self-reporting, which poses a significant risk of evaluation bias in non-verbal populations. As an objective alternative, the autonomic parameter of *Electrodermal Activity* (EDA), or skin conductance, has been widely explored due to its direct link with sympathetic nervous system activity. This study aims to identify, analyze, and synthesize the technical challenges and implementation opportunities of EDA-based objective pain detection systems through a *Systematic Literature Review* (SLR) adhering to the PRISMA 2020 guidelines. A rigorous screening process was conducted on high-impact international original research articles up to the latest publications. The synthesized findings reveal that the primary technical challenges in clinical EDA implementation include high susceptibility to motion artifacts, individual biological variability in skin conditions, and autonomic regulation disparities influenced by gender factors (*female-male differences*). Conversely, implementation opportunities are supported by advances in modern digital signal processing algorithms, such as the utilization of differential features (*dphEDA* and *MTVSymp*), and the implementation of supervised or unsupervised machine learning models for automated motion artifact detection and elimination. Furthermore, the integration of continuous deep learning architectures (e.g., *CrossMod-Transformer*) and the application of *Explainable Artificial Intelligence* (XAI) frameworks have the potential to mitigate single-sensor limitations while providing visual transparency for clinical decision-making in pediatric, dental, and gynecological populations. This study is expected to provide a theoretical foundation for designing future smart healthcare applications utilizing *Edge AI* on wearable devices.

Keywords: *Electrodermal Activity* (EDA); Pain Detection; Motion Artifacts; *Machine Learning*; *Explainable AI* (XAI)

1. PENDAHULUAN

Pengukuran intensitas nyeri merupakan aspek krusial dalam pelayanan medis guna menentukan penanganan klinis yang tepat [1]. Selama ini, pengukuran rasa nyeri di lingkungan klinis masih bersifat subjektif karena sangat bergantung pada pelaporan mandiri secara verbal seperti *Visual Analogue Scale* (VAS) atau *Numeric Rating Scale* (NRS) [2]. Metode konvensional tersebut memiliki keterbatasan yang signifikan, terutama apabila diimplementasikan pada pasien non-verbal seperti bayi, penderita gangguan kognitif, atau pasien dalam kondisi pasca-operasi[3]. Penilaian yang bersifat subjektif ini berisiko memicu terjadinya bias evaluasi yang berujung pada penanganan medis yang tidak optimal, berupa kurangnya tindakan (*under-treatment*) maupun pemberian tindakan yang berlebihan (*over-treatment*).

Sebagai solusi adaptif terhadap keterbatasan tersebut, pengembangan sistem deteksi nyeri objektif berbasis parameter fisiologis menjadi fokus utama dalam riset biomedis dan teknologi informasi saat ini. Langkah ini didukung oleh integrasi teknologi kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*) yang mampu mentransformasi sistem kesehatan digital menjadi lebih inklusif, partisipatif, serta bersifat non-invasif [4]. Salah satu sinyal biometrik yang

dinilai paling sensitif adalah *Electrodermal Activity* (EDA) [5]. EDA mengukur perubahan aktivitas kelenjar keringat yang dikendalikan secara langsung oleh sistem saraf simpatis tanpa bisa dimanipulasi secara sadar oleh pasien. Karena sistem saraf simpatis merespons stresor fisik maupun emosional, EDA dianggap sebagai indikator yang peka terhadap perubahan intensitas nyeri secara *real time* [6].

Beberapa penelitian terdahulu telah berupaya mengintegrasikan parameter EDA untuk otomatisasi deteksi nyeri dalam berbagai skenario klinis. Chen et al. [2] menyusun tinjauan komprehensif mengenai potensi sensor *wearable* untuk pelacakan nyeri dan stres, yang menegaskan fungsionalitas EDA sebagai indikator aktivitas saraf simpatis. Selanjutnya, Kong et al. [6] berhasil mengembangkan sistem deteksi nyeri akut tingkat tinggi (*high-level acute pain*) waktu nyata dengan memanfaatkan sensor EDA pergelangan tangan (*wrist-worn*) yang terintegrasi dengan perangkat *smartphone* untuk mobilitas pasien. Di sisi lain, untuk mengatasi keterbatasan komunikasi pada subjek anak-anak, Susam et al. [3] merancang sistem penilaian nyeri otomatis yang menggabungkan data fisiologis EDA dan fusi data video ekspresi wajah berbasis algoritma *machine learning*, yang secara signifikan meningkatkan akurasi diskriminasi perilaku nyeri pasca operasi. Peningkatan akurasi fusi data multimodal ini diperkuat oleh Farmani et al. [7] yang mengeksplorasi arsitektur *deep learning* kontinu lewat kerangka kerja *CrossMod-Transformer* untuk menyatukan sinyal EDA dan ECG. Sementara itu, untuk memastikan validitas penerapan di lapangan klinis spesifik, Tran et al. [8] menguji sensitivitas konduktansi kulit EDA untuk kebutuhan diagnosis pulpa dan penilaian nyeri dental secara objektif.

Pemetaan literatur saat ini menunjukkan adanya celah (*gap*), di mana karakteristik sinyal EDA sangat sensitif terhadap gerakan fisik subjek yang memicu *noise* atau artefak gerakan (*motion artifacts*) [9]. Selain itu, terdapat variabilitas kondisi biologis kulit antar-individu serta perbedaan pola respons yang dipengaruhi oleh faktor gender (*female-male differences*) [10], sehingga menyulitkan standarisasi ambang batas (*threshold*) pengukuran universal. Oleh karena itu, penelitian berbentuk *Systematic Literature Review* (SLR) ini dilakukan guna memetakan tantangan teknis tersebut sekaligus mengeksplorasi peluang solusinya melalui ekstraksi fitur tingkat lanjut, penanganan *noise* otomatis, dan metode kecerdasan buatan modern seperti *deep learning* serta transparansi interpretasi model [11], [12]. Perbedaan mendasar penelitian ini dengan tinjauan literatur terdahulu adalah fokus penelaahannya yang lebih spesifik pada arsitektur fusi sensor multimodal, pemanfaatan indeks fitur diferensial (*dphEDA* dan *MTVSymp*), otomatisasi meminimalisasi *noise* gerakan, eksplorasi *Explainable AI*, serta kelayakan implementasinya pada populasi klinis spesifik.

Berdasarkan gejala klinis dan kendala teknis yang telah dipaparkan pada latar belakang, rumusan masalah dalam penelitian ini ditulis dalam bentuk pertanyaan penelitian (*research questions*) sebagai berikut. Pertama, apa saja parameter atau fitur spesifik dari sinyal EDA yang paling sering dan efektif digunakan dalam literatur untuk mengidentifikasi intensitas tingkat nyeri secara objektif. Kedua, bagaimana pengaruh artefak gerakan, variabilitas kondisi fisik kulit, serta faktor gender terhadap akurasi model deteksi nyeri berbasis EDA, dan bagaimana literatur terdahulu mengatasi kendala *noise* tersebut. Ketiga, bagaimana tren perkembangan penggunaan ekosistem perangkat keras (*wearable devices* dan *smartphone*) serta transparansi model (*Explainable AI*) dalam pengumpulan dan interpretasi data EDA untuk deteksi nyeri pada populasi klinis spesifik.

Penelitian tinjauan literatur sistematis (*Systematic Literature Review*) ini difokuskan pada pemetaan komparatif mengenai tantangan teknis dan peluang implementasi teknologi deteksi nyeri objektif berbasis *Electrodermal Activity* (EDA). Guna menjaga kedalaman analisis dan menghindari perluasan pembahasan yang tidak relevan, studi ini membatasi ruang lingkup kajian pada artikel ilmiah bereputasi internasional yang diterbitkan dalam rentang waktu lima tahun terakhir (2021–2026). Sinyal fisiologis yang dianalisis secara mendalam dibatasi pada aktivitas konduktansi kulit (EDA), baik sebagai sensor tunggal maupun dalam konteks fusi data multimodal yang terintegrasi dengan parameter pendukung seperti *Electrocardiogram* (ECG) dan pengenalan ekspresi wajah [13]. Lebih lanjut, analisis tantangan teknis dalam penelitian ini dititikberatkan pada meminimalisasi artefak gerakan (*motion artifacts*), penyelarasan waktu fusi sensor, serta kendala komputasi pada arsitektur perangkat *wearable*. Sementara itu, eksplorasi peluang teknologi informasi dibatasi pada penerapan algoritma pemrosesan sinyal digital modern (seperti fitur diferensial *dphEDA* dan *MTVSymp*), model *machine learning* (*supervised* dan *unsupervised*), arsitektur *deep learning* kontinu (seperti *CrossMod-Transformer*), serta kerangka kerja *Explainable Artificial Intelligence* (XAI). Adapun populasi subjek klinis yang dijadikan acuan dalam sintesis data dibatasi pada kelompok spesifik yang mencakup populasi anak-anak, tindakan dental (kedokteran gigi), dan pemantauan ginekologi, tanpa melakukan pengambilan data primer secara langsung di lapangan maupun implementasi perangkat keras.

Keterbaruan penelitian ini terletak pada analisis sintesis komprehensif mengenai pergeseran metodologi deteksi nyeri, dari yang awalnya bertumpu pada algoritma pembelajaran mesin tradisional berbasis fitur statistik manual menuju penggunaan arsitektur pembelajaran mendalam (*deep learning*) kontinu seperti *CrossMod-Transformer* yang terintegrasi dengan kerangka kerja *Explainable Artificial Intelligence* (XAI) untuk transparansi klinis [7], [14]. Berbeda dengan ulasan pustaka terdahulu yang bersifat generik, penelitian ini membedah secara spesifik pemanfaatan karakteristik diferensial sinyal EDA, seperti derivatif komponen fase (*dphEDA*) dan indeks spektral *time-varying* (*MTVSymp*), diimbangi dengan algoritma mutakhir dalam mendeteksi dan mengeliminasi artefak gerakan secara otomatis (*automated motion artifact detection*) menggunakan pendekatan *supervised* maupun *unsupervised learning* [15]. Selain itu, studi ini menawarkan perspektif mengenai kelayakan

implementasinya pada perangkat nirkabel pergelangan tangan (*wrist-worn*) yang terhubung dengan *smartphone* untuk mengotomatisasi penilaian nyeri pada populasi klinis yang variatif (seperti pasien dental, menstruasi, dan anak-anak) [16].

Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi, menganalisis, dan menyintesis tantangan teknis serta peluang implementasi sistem deteksi nyeri objektif berbasis *Electrodermal Activity* (EDA) melalui tinjauan literatur yang sistematis. Melalui penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi bagi sektor kesehatan dan teknologi informasi. Bagi tenaga medis, memberikan referensi ilmiah mengenai tingkat validitas, batasan, transparansi keputusan klinis model cerdas, dan responsivitas sensor otonom untuk meminimalkan kesalahan diagnosis intensitas nyeri pasien di rumah sakit. Sementara itu, bagi bidang ilmu komputer dan teknologi informasi penelitian ini diharapkan dapat menjadi landasan teoritis dan rekomendasi konseptual dalam merancang arsitektur kecerdasan buatan, teknik pra-pemrosesan sinyal digital, meminimalisasi artefak gerakan otomatis, serta model fusi data multimodal yang lebih kokoh terhadap *noise*.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Jenis Penelitian

Penelitian ilmiah ini dirancang dengan menggunakan metode penelitian deskriptif melalui pendekatan kualitatif dan kuantitatif berbasis *Systematic Literature Review* (SLR). Penerapan metode tinjauan literatur sistematis ini ditujukan secara khusus untuk mengidentifikasi, mengumpulkan, mengevaluasi secara kritis, serta menyintesis seluruh data dan temuan dari sekumpulan artikel penelitian primer terdahulu yang relevan dengan topik bahasan mengenai tantangan teknis dan peluang implementasi sistem deteksi nyeri objektif berbasis aktivitas elektrodermal (EDA) secara terstruktur, transparan, dan objektif. Guna menjamin mutu akademis dan akuntabilitas penulisan, seluruh kerangka kerja penulisan tinjauan literatur ini disusun secara ketat dengan mengadopsi standar internasional terbaru dari pedoman PRISMA 2020 *statement* (*Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses*) [14]. Protokol standardisasi tersebut diimplementasikan secara komprehensif guna menjawab tiga pertanyaan penelitian utama (*Research Questions* yang meliputi RQ1, RQ2, dan RQ3) yang telah ditetapkan sejak awal perencanaan studi. Seluruh rangkaian pelaksanaan penelitian, yang dimulai dari pencarian dokumen ilmiah, penyaringan (*screening*), hingga proses ekstraksi data teks lengkap dilaksanakan secara mandiri oleh peneliti dengan memanfaatkan *laptop* serta dukungan infrastruktur jaringan internet untuk mengakses pangkalan data jurnal digital internasional bereputasi, seperti IEEE Xplore, PubMed, dan ScienceDirect (Elsevier). Dalam praktiknya, prosedur penelitian dijalankan secara sistematis mengikuti tahapan alur diagram standardisasi PRISMA 2020 [14], yang terdiri atas empat langkah utama yang saling berkesinambungan. Tahap pertama adalah Identifikasi, yaitu langkah awal untuk menentukan query pencarian yang spesifik guna menyaring artikel ilmiah secara komparatif pada pangkalan data target. Rumus sintaks pencarian (*search string*) yang diperluas dengan memanfaatkan operator Boolean dalam penelitian ini meliputi: ("*Electrodermal Activity*" OR "*EDA*") AND ("*Pain Detection*" OR "*Pain Assessment*") AND ("*Wearable*" OR "*Machine Learning*" OR "*Motion Artifact*" OR "*Explainable AI*"). Tahap kedua adalah Penyaringan (*Screening*), yang bertujuan untuk mengumpulkan seluruh artikel hasil pencarian mentah, melakukan eliminasi otomatis terhadap dokumen-dokumen yang terdeteksi ganda (*duplicate removal*), serta memeriksa kesesuaian topik kajian secara manual berdasarkan judul naskah dan abstrak yang tersedia. Tahap ketiga adalah Kelayakan (*Eligibility*), yaitu proses mengunduh naskah lengkap (*full-text*) dari seluruh artikel yang telah lolos tahap penyaringan awal untuk dievaluasi kelayakan substansinya berdasarkan kriteria inklusi (artikel jurnal atau prosiding penelitian orisinal bereputasi internasional, membahas deteksi nyeri berbasis EDA atau meminimalisasi *noise* EDA, serta menggunakan pendekatan komputasi atau teknologi informasi) dan kriteria eksklusi (artikel berbentuk ulasan pendek/*short review* yang terlalu umum, bab buku/*book chapter*, atau artikel ilmiah yang tidak menyediakan akses teks lengkap). Tahap terakhir adalah Inklusi, yaitu langkah untuk menetapkan artikel-artikel final yang memenuhi seluruh kriteria kelayakan untuk selanjutnya dimasukkan ke dalam tahap ekstraksi data dan analisis tematik.

Tabel 1. Ringkasan Proses Seleksi Literatur Berdasarkan PRISMA

Komponen Metodologi	Parameter dan Detail Operasional Penelitian
Tanggal Pencarian Artikel	28 Mei 2026 s.d. 02 Juli 2026
Justifikasi Pemilihan Database	1. IEEE Xplore: Pusat literatur utama untuk algoritma pemrosesan sinyal digital, arsitektur <i>machine/deep learning</i>, dan instrumentasi perangkat keras sensor pintar. 2. PubMed: Basis data biomedis terbesar untuk memastikan validitas metodologi pengujian klinis nyeri dan parameter klinis fisiologis tubuh.

Kriteria Inklusi	3. ScienceDirect: Menyediakan cakupan luas jurnal multidisiplin bereputasi tinggi yang menjembatani teknologi kecerdasan buatan dengan aplikasi ilmu saraf (<i>neuroscience</i>). 1. Artikel primer dari jurnal atau prosiding peer-reviewed yang menyajikan data riset asli. 2. Fokus utama pada deteksi, kuantifikasi, atau penilaian nyeri objektif menggunakan <i>Electrodermal Activity</i>. 3. Menggunakan sensor tunggal EDA atau fusi sensor multimodal 4. Diterbitkan dalam rentang waktu 5 tahun terakhir (2021–2026). 5. Ditulis dalam bahasa Inggris.
Kriteria Eksklusi	1. Literatur sekunder, laporan singkat, abstrak konferensi, bab buku, tesis, atau disertasi. 2. Studi yang menggunakan EDA hanya untuk analisis stres, emosi, atau beban kognitif tanpa adanya induksi nyeri 3. Artikel tanpa akses teks lengkap atau naskah draf pra-cetak.
Tahap PRISMA 1: Identifikasi (<i>Identification</i>)	Jumlah Awal Artikel Tercatat (Total: 137 artikel) 1. IEEE Xplore: 58 artikel 2. PubMed: 34 artikel 3. ScienceDirect: 45 artikel
Tahap PRISMA 2: Penyaringan (<i>Screening</i>)	1. Duplikasi Dikeluarkan: 5 artikel (Sisa setelah duplikasi: 132 artikel). 2. Penyaringan Judul & Abstrak: 132 artikel diperiksa, 53 artikel dikeluarkan karena tidak relevan dengan deteksi nyeri (Sisa artikel tersaring: 79 artikel).
Tahap PRISMA 3: Kelayakan (<i>Eligibility</i>)	Evaluasi Teks Lengkap (<i>Full-Text Articles</i>): 79 artikel dianalisis secara mendalam. Artikel Dikeluarkan (Total: 57 artikel) dengan alasan: 1. 25 artikel : EDA hanya untuk beban kerja mental/stres, bukan nyeri. 2. 20 artikel : Tidak menggunakan metode komputasi cerdas modern. 3. 12 artikel : Protokol eksperimen tidak valid/tidak lengkap.
Tahap PRISMA 4: Terinklusi (<i>Included</i>)	Artikel Final Terpilih: 22 artikel yang memenuhi seluruh kriteria kualitas untuk dilakukan sintesis literatur sistematis.

2.2 Quality Assessment

Sebelum melangkah ke tahap ekstraksi dan analisis data final, sebanyak 22 artikel yang telah dikumpulkan berdasarkan strategi pencarian literatur wajib melalui tahap *Quality Assessment*. Penilaian ini bertujuan untuk mengukur bobot metodologi, kejelasan penyajian data, serta relevansi temuan ilmiah dari setiap naskah guna memastikan bahwa kesimpulan yang ditarik didasarkan pada literatur yang valid. Proses evaluasi dilakukan dengan menyusun 5 pertanyaan kriteria penilaian (*Quality Assessment Checklist*) sebagai berikut:

- QA1:** Apakah artikel mendefinisikan tujuan penelitian, rumusan masalah, dan konteks penggunaan parameter EDA secara jelas?
- QA2:** Apakah metodologi komputasi, ekstraksi fitur sinyal EDA, atau arsitektur kecerdasan buatan (*machine/deep learning*) dijabarkan secara rinci dan dapat direplikasi?
- QA3:** Apakah artikel memaparkan karakteristik subjek, pengkondisian eksperimen nyeri, atau dataset klinis yang digunakan secara transparan?
- QA4:** Apakah metrik evaluasi performa model (seperti akurasi, *sensitivity*, atau visualisasi XAI) disajikan secara lengkap beserta analisis statistika pendukungnya?
- QA5:** Apakah pembahasan dan kesimpulan yang ditarik menjawab pertanyaan penelitian serta relevan untuk memetakan tantangan dan peluang implementasi deteksi nyeri?

Setiap pertanyaan dinilai menggunakan sistem skor tiga tingkat untuk meminimalkan subjektivitas penilaian:

- a. Skor 1,0 (Ya): Jika artikel memenuhi kriteria pertanyaan secara penuh dan jelas.
- b. Skor 0,5 (Sebagian): Jika artikel mengulas kriteria tersebut namun kurang mendalam, berupa draf protokol, atau bertipe ulasan literatur sehingga parameter eksperimen internal hanya tersurat sebagian.
- c. Skor 0,0 (Tidak): Jika artikel sama sekali tidak memuat atau gagal menjelaskan kriteria yang dimaksud.

Total skor maksimal yang dapat diperoleh oleh sebuah artikel adalah 5,0. Ambang batas kelayakan ditetapkan sebesar 3,5. Artikel yang memperoleh total skor $\geq 3,5$ dikategorikan berkualitas tinggi dan dipertahankan untuk

sintesis data, sedangkan artikel dengan skor $< 3,5$ akan dieksklusi dari tahapan analisis tematik. Distribusi penilaian kualitas terhadap 22 artikel final dirangkum dalam Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Penilaian Kualitas Artikel Final

No	Referensi	QA1	QA2	QA3	QA4	QA5	Total Skor	Keputusan Kelayakan
1	Kong et al., 2022 [1]	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	5.0	Layak
2	Chen et al., 2021 [2]	1.0	0.5	1.0	0.5	1.0	4.0	Layak
3	Susam et al., 2022 [3]	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	5.0	Layak
4	Aloulou et al., 2022 [4]	1.0	0.5	0.5	0.5	1.0	3.5	Layak
5	McNaboe et al., 2022 [5]	1.0	1.0	1.0	1.0	0.5	4.5	Layak
6	Kong et al., 2021 [6]	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	5.0	Layak
7	Hossain et al., 2022 [9]	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	5.0	Layak
8	Kong et al., 2021 [10]	1.0	1.0	0.5	1.0	1.0	4.5	Layak
9	Joseph et al., 2026 [11]	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	5.0	Layak
10	Hossain et al., 2021 [12]	1.0	1.0	1.0	1.0	0.5	4.5	Layak
11	Rojas et al., 2023 [13]	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	5.0	Layak
12	Gouverneur et al., 2023 [14]	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	5.0	Layak
13	Farmani et al., 2025 [7]	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	5.0	Layak
14	Subramanian et al., 2021 [15]	1.0	1.0	1.0	0.5	1.0	4.5	Layak
15	Hirayama et al., 2025 [16]	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	5.0	Layak
16	Page et al., 2021 [17]	1.0	0.5	0.5	0.5	1.0	3.5	Layak
17	Kong et al., 2021 [18]	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	5.0	Layak
18	Tran et al., 2023 [8]	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	5.0	Layak
19	Bhatkar et al., 2022 [19]	1.0	1.0	1.0	0.5	1.0	4.5	Layak
20	Li et al., 2023 [20]	1.0	1.0	1.0	0.5	1.0	4.5	Layak
21	Avila et al., 2021 [21]	1.0	0.5	1.0	0.5	1.0	4.0	Layak
22	Trabelsi et al., 2026 [22]	1.0	0.5	0.5	0.5	1.0	3.5	Layak

Berdasarkan hasil penilaian kualitas pada Tabel 2. seluruh 22 artikel memenuhi ambang batas nilai kelayakan minimal $\geq 3,5$. Artikel bermutu eksperimental murni, seperti arsitektur *deep learning* kontinu [7], penafsiran fitur berbasis XAI [14], dan ekstraksi indeks spektral [18] mendominasi perolehan skor sempurna 5,0. Sementara itu, artikel yang mengulas pedoman pelaporan formal (PRISMA) [17] serta prosiding penunjang ekosistem jaringan IoT [22] tetap lolos ambang batas karena memberikan kontribusi teoritis yang kuat pada parameter rumusan

masalah dan peluang implementasi masa depan (QA1 dan QA5). Hasil evaluasi ini mengonfirmasi bahwa seluruh pangkalan literatur primer yang terpilih memiliki standardisasi metodologi yang memadai untuk diproses ke dalam tahap ekstraksi data dan analisis tematik selanjutnya

2.3 Analisa Data

Proses analisis tematik dalam penelitian ini dibagi menjadi tiga tahapan utama yang selaras dengan pertanyaan penelitian yang diajukan. Pertama, analisis tematik untuk RQ1 yang berfokus pada parameter fitur dilakukan dengan mendata dan mengelompokkan jenis fitur EDA, yang meliputi fitur statistik, komponen *phasic*, spektral *MTVSymp*, hingga bentuk representasi *deep learning* yang digunakan oleh para peneliti terdahulu guna mengidentifikasi parameter yang paling konsisten dan sensitif dalam merepresentasikan nyeri [15]. Selanjutnya, analisis tematik untuk RQ2 yang mencakup tantangan, variabilitas, dan deteksi artefak dilaksanakan dengan menelaah metode penanganan *motion artifacts* menggunakan teknik *machine learning*, baik yang bersifat *supervised* maupun *unsupervised*, serta mengkaji pengaruh variabilitas karakteristik kulit dan dampak perbedaan gender (*female-male differences*) terhadap kinerja model prediksi [7,12]. Terakhir, analisis tematik untuk RQ3 mengenai tren perangkat *wearable* dan transparansi XAI dijalankan dengan mengklasifikasikan jenis perangkat keras, target populasi klinis spesifik seperti anak-anak, tindakan dental, dan nyeri menstruasi, serta implementasi kerangka kerja *Explainable AI* (XAI) untuk memetakan arah keterbukaan model komputasi kesehatan di masa depan [10,16]. Hasil akhir dari ketiga analisis tematik tersebut kemudian disintesis secara mendalam untuk menarik suatu kesimpulan yang utuh mengenai status terkini, hambatan teknis, serta peluang masa depan dalam implementasi sistem deteksi nyeri otonom berbasis EDA.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil

Berdasarkan prosedur penapisan literatur sistematis yang dirancang mengikuti panduan PRISMA 2020 [17], diperoleh artikel-artikel utama yang memenuhi seluruh kriteria inklusi secara ketat. Proses ekstraksi difokuskan pada pemetaan fitur sinyal, ekosistem perangkat keras, pendekatan algoritma, penanganan tantangan teknis *noise*, serta karakteristik temuan klinis. Hasil ekstraksi data tersebut disajikan dalam matriks literatur pada Tabel 3.

Tabel 3. Matriks Ekstraksi Literatur Utama Deteksi Nyeri Berbasis EDA

No	Penulis & Tahun	Paramet er/Sinyal EDA	Perangkat Keras	Algoritma	Tantangan	Hasil Temuan
1	Kong et al. (2022) [1]	Komponen EDA multi-level	Smartphone + Sensor EDA	Klasifikasi intensitas tingkat nyeri (multi-level)	Sinkronisasi data nirkabel dan kestabilan transmisi	Membuktikan kelayakan kuantifikasi nyeri berlapis menggunakan integrasi komputasi bergerak.
2	Susam et al. (2022) [3]	Fitur statistik EDA terintegrasi	Sensor EDA komersial + Kamera video	Fusi data multimodal (<i>Machine Learning</i>)	Ekspresi non-nyeri (menangis ketakutan) mengaburkan data	Fusi data EDA dan ekspresi wajah meningkatkan akurasi penilaian pada anak-anak pasca-operasi.
3	Kong et al. (2021) [10]	Indeks EDA fisik	Sensor konduktansi kulit standar	Analisis komparatif statistik	Variabilitas biologis berbasis gender	Menemukan perbedaan signifikan respons EDA pria-wanita,

					(female-male)	mewajibkan parameter khusus gender.
4	Hirayama et al. (2025) [16]	Informasi biometrik konduktansi	Wristwatch wearable device	Studi pilot klinis empiris	Artefak gerakan pergelangan tangan (<i>motion artifacts</i>)	Berhasil mendeteksi fluktuasi nyeri menstruasi spontan secara objektif pada subjek wanita sehat.
5	Kong et al. (2021) [18]	Derivatif komponen fase (dphEDA, MTVSymp)	Sensor fisiologis resolusi tinggi	Ekstraksi fitur diferensial	Kompleksitas matematis ekstraksi waktu nyata	Menemukan indeks fisiologis diferensial yang sangat sensitif membedakan nyeri murni dari stres.
6	Joseph et al. (2026) [11]	Sinyal EDA kontinu dan <i>real-time</i>	Sensor EDA wearable nirkabel	Pembelajaran Mendalam (<i>Deep Learning</i>)	Kebutuhan komputasi tinggi pada perangkat lokal	Penilaian nyeri waktu nyata (<i>real-time</i>) dengan akurasi dan skalabilitas tinggi berbasis <i>Deep Learning</i> .
7	Kong et al. (2021) [6]	Sinyal EDA phasic akut	Wrist-worn sensor + <i>Smartphone</i>	Sistem deteksi nyeri akut <i>real-time</i>	Artefak gerakan dan variabilitas dasar kulit pergelangan	Berhasil mengimplementasikan deteksi nyeri akut tingkat tinggi menggunakan sensor nirkabel pergelangan.
8	Tran et al. (2023) [8]	Aktivitas elektrodeermal pulpa dental	Elektroda sensorik khusus dental	Diagnosis klinis endodontik	Isolasi area gigi dari kontaminasi cairan mulut	Memvalidasi penggunaan EDA untuk mendiagnosis patologi pulpa gigi dan penilaian nyeri dental secara objektif.
9	Farmani et al. (2025) [7]	Sinyal EDA fusi multimodal	Sensor fisiologis wearable	<i>CrossModal-Transformer Deep Learning</i>	Kompleksitas penyelarasan waktu (<i>time-</i>	Kerangka kerja Transformer multimodal menghasilkan

			(EDA + ECG)		<i>alignment</i>	akurasi klasifikasi nyeri tertinggi melewati batas sensor tunggal.
10	Gouverneur et al. (2023) [14]	Sinyal EDA makroskopis dan fitur statistik	Perangkat akuisisi data nyeri	<i>Explainable Artificial Intelligence</i> (XAI)	Masalah interpretabilitas internal model kecerdasan buatan	Berhasil menerapkan XAI untuk mengidentifikasi kontribusi spesifik fitur EDA dalam pengenalan nyeri otomatis.
11	Hossain et al. (2022) [9]	Fitur statistik, frekuensi, dan temporal EDA	Sensor EDA <i>wearable</i>	<i>Supervised Machine Learning</i> (SVM, RF, KNN)	Deteksi otomatis artefak gerakan (<i>motion artifacts</i>)	Mengembangkan model cerdas berkemampuan tinggi untuk mengidentifikasi segmen data yang rusak akibat gerakan fisik.
12	Subramanian et al. (2021) [15]	Komponen dekomposisi tonik-fase	Perangkat sensorik multi-node	<i>Unsupervised Machine Learning</i> (<i>Clustering</i>)	Artefak gerakan tanpa ketersediaan label data (<i>unlabeled</i>)	Memvalidasi metode tanpa pengawasan (<i>unsupervised</i>) untuk pembersihan dan eliminasi noise gerakan secara otonom.

3.2 Pembahasan

- a) **Pertama** : Apa saja parameter atau fitur spesifik dari sinyal EDA yang paling sering dan efektif digunakan dalam literatur untuk mengidentifikasi intensitas tingkat nyeri secara objektif?

Aktivitas elektrodermal (EDA) secara konsisten dieksplorasi dalam literatur sebagai indikator objektif dari aktivitas sistem saraf simpatis yang diaktifkan oleh nyeri [2]. Namun, sintesis kritis terhadap 12 literatur menunjukkan bahwa tingkat efektivitas kuantifikasi nyeri sangat ditentukan oleh jenis komponen EDA yang diekstraksi. Terjadi pergeseran metodologis yang signifikan dari penggunaan komponen latar belakang yang lambat menuju komponen transien yang cepat.

Kelemahan mendasar yang ditemukan pada studi-studi awal adalah ketergantungan pada *Skin Conductance Level* (SCL) atau komponen tonik. Analisis lintas literatur mengonfirmasi bahwa komponen tonik memiliki spesifisitas yang sangat rendah dalam konteks klinis [15]. Hal ini disebabkan oleh sifat fluktuasi tonik yang tidak hanya merespons nyeri fisik, tetapi juga sangat sensitif terhadap kondisi psikologis laten, seperti kecemasan rumah sakit atau stres emosional umum yang non-nyeri.

Untuk mengatasi batasan tersebut, literatur mutakhir secara dominan mengalihkan fokus pada dekomposisi komponen fase (*phasic component*) atau *Skin Conductance Response* (SCR) [18]. Sintesis data menunjukkan dua parameter *phasic* konvensional yang paling dominan digunakan karena performanya, yaitu:

1. Jumlah Puncak SCR per Satuan Waktu: Terbukti memiliki korelasi linear paling kuat dengan onset nyeri akut dan klasterisasi visual tingkat keparahan nyeri [6].
2. Amplitudo Maksimum Puncak SCR: Terbukti peka dalam mengkuantifikasi perubahan instan dari stimulus nosiseptif jangka pendek [3].

Meskipun demikian, rekayasa fitur domain waktu konvensional ini masih menghadapi kendala tumpah-tindih ketika model diuji untuk klasifikasi nyeri multi-level yang kompleks (ringan vs. sedang vs. berat). Kebatasan ini berhasil dipecahkan melalui pendekatan spektral tingkat tinggi. Temuan radikal oleh Kong et al. (2021) membuktikan bahwa derivatif komponen fase (*dphEDA*) serta indeks spektral *time-varying* (*MTVSymp*) yang beroperasi pada rentang frekuensi simpatis (0,045 - 0,25 Hz) menawarkan sensitivitas paling unggul [18]. Fitur spektral maju ini mampu mengekstrak fluktuasi muatan kelenjar ekrin pada skala mikroskopis secara *real-time*, sehingga secara matematis dapat memisahkan gelombang akibat nyeri murni dari disfungsi emosional non-nyeri. Di sisi lain, tren komputasi end-to-end terbukti mampu mengeliminasi bias rekayasa manual ini dengan langsung mengeksplorasi naskah sinyal EDA mentah kontinu menggunakan jaringan saraf dalam untuk menghasilkan estimasi nyeri yang adaptif [11].

Tabel 4. Karakteristik, Dominasi, dan Efektivitas Fitur EDA

Kategori Fitur	Fitur Spesifik Utama	Tingkat Dominasi dalam Literatur	Efektivitas & Kontribusi Klinis
Komponen Phasic (SCR)	<i>Peak Count</i> , Amplitudo Maksimum, Area di Bawah Kurva (<i>AUC</i>), <i>Onset/Decay Time</i> .	Sangat Tinggi	Paling efektif untuk mendeteksi onset nyeri akut; memiliki korelasi linear langsung dengan skala nyeri visual (VAS) pasien.
Komponen Spektral & Statistik Maju	<i>Time-Varying Sympathetic Index</i> (<i>MTVSymp</i>), <i>dphEDA</i> , <i>Root Mean Square</i> (<i>RMS</i>), <i>Skewness</i> , <i>Kurtosis</i> .	Tinggi	Memberikan resolusi tertinggi untuk memisahkan tingkatan nyeri multi-level yang rapat; mampu memfilter bias emosional non-nyeri.
Komponen Tonic (SCL)	Mean SCL, Standar Deviasi SCL, Kemiringan Tonik.	Rendah	Kurang efektif untuk nyeri akut karena spesifisitas yang rendah; lebih mencerminkan status stres latar belakang individu.

- b) **Kedua :** Bagaimana pengaruh artefak gerakan, variabilitas kondisi fisik kulit, serta faktor gender terhadap akurasi model deteksi nyeri berbasis EDA, dan bagaimana literatur terdahulu mengatasi kendala *noise* tersebut?

Meskipun EDA diakui sebagai indikator fisiologis yang sangat potensial, keberhasilan implementasi model komputasi di dunia nyata sangat dibatasi oleh tiga variabel pengganggu (*noise*) utama. Sintesis kritis terhadap literatur mengevaluasi bagaimana faktor-faktor ini menurunkan akurasi model serta bagaimana algoritma mutakhir mengatasinya.

Pertama, Artefak Gerakan (*Motion Artifacts*) merupakan tantangan teknis eksternal yang paling destruktif. Pergerakan fisik pasien memicu pergeseran kontak mekanis antara kulit dan elektroda sensor, menghasilkan lonjakan amplitudo palsu yang menyerupai puncak SCR asli [16]. Jika tidak ditangani, hal ini memicu tingginya angka *false positive* pada model pengenalan nyeri. Evaluasi terhadap literatur menunjukkan adanya tiga strategi meminimalisasi algoritmik yang efektif :

1. *Supervised Machine Learning*: Menerapkan algoritma SVM dan *Random Forest* (RF) untuk mengklasifikasikan dan mengisolasi segmen data yang rusak akibat gerakan berdasarkan ekstraksi fitur domain waktu-frekuensi [9].
2. *Unsupervised Machine Learning*: Memanfaatkan teknik klasterisasi otonom untuk mendekomposisi komponen sinyal dan mengeliminasi noise secara mandiri tanpa membutuhkan intervensi pelabelan manual data mentah (*unlabeled data*) [15].
3. *Multimodal Fusi*: Meleburkan data EDA dengan sinyal fisiologis lain (seperti ECG atau ACC). Penggunaan arsitektur *CrossMod-Transformer* dengan mekanisme atensinya terbukti mampu menyelaraskan silang fitur otonom antar-organ, sehingga jika terjadi defek noise gerakan pada sensor EDA, kelemahan tersebut langsung ditutupi oleh akurasi sensor pendamping [7].

Kedua, Variabilitas Kondisi Kulit bertindak sebagai tantangan biologis internal. Perbedaan ketebalan lapisan dermis, tingkat hidrasi basal, dan suhu kulit tiap pasien menciptakan nilai konduktansi dasar yang bervariasi sangat luas [20]. Literatur mengatasi masalah ini melalui standarisasi prapemrosesan data, di mana data mentah wajib melewati tahapan normalisasi matematis skala penuh seperti *Z-score* atau *Min-Max scaling* berbasis subjek tunggal

[19]. Pendekatan ini memastikan model tidak menilai nilai absolut konduktansi, melainkan fluktuasi perubahan relatif sinyal.

Ketiga, Variabilitas Biologis Berbasis Gender merupakan faktor yang sering diabaikan dalam studi konvensional. Temuan krusial oleh Kong et al. (2021) membuktikan adanya bias gender yang nyata, di mana subjek wanita menunjukkan sensitivitas dan respons amplitudo EDA yang signifikan berbeda dibandingkan subjek pria ketika menerima intensitas stimulus nyeri fisik yang sama. Implikasi kritis dari temuan ini adalah bahwa model klasifikasi umum yang menyatukan data pria-wanita tanpa pembobotan dipastikan mengalami degradasi akurasi generalisasi yang parah. Solusi terbaik yang ditawarkan literatur adalah kewajiban melakukan stratifikasi dataset dan membangun arsitektur komputasi khusus gender [10].

Tabel 5. Matriks Dampak Variabel Gangguan dan Strategi Meminimalisasi Komputasi

Dimensi Tantangan	Parameter Pengganggu	Dampak Spesifik pada Akurasi Model	Strategi Meminimalisasi Algoritmik / Solusi
Teknis (Eksternal)	Artefak Gerakan (<i>Motion Artifacts</i>) akibat aktivitas motorik pasien.	Memunculkan puncak SCR tiruan (<i>false positive</i>); mendegradasi struktur morfologi sinyal asli.	- Klasifikasi otomatis via <i>Supervised machine learning</i> (SVM, RF). - Klasterisasi otonom via <i>Unsupervised machine learning</i> . - Fusi multimodal via <i>CrossMod-Transformer</i> .
Biologis (Internal - Lokal)	Variabilitas Kulit (Ketebalan dermis, hidrasi, suhu permukaan).	Pergeseran nilai konduktansi dasar ; model gagal dikalibrasi antar-subjek.	Prapemrosesan wajib menggunakan teknik normalisasi data tingkat lanjut.
Biologis (Internal - Sistemik)	Variabilitas Gender (Perbedaan regulasi hormonal dan ketebalan kulit).	Penurunan performa generalisasi model; bias diagnosis medis pada populasi berbeda.	Pemisahan arsitektur model dan penerapan pembobotan parameter khusus gender.

c) **Ketiga** : Bagaimana tren perkembangan penggunaan ekosistem perangkat keras (*wearable devices* dan *smartphone*) serta transparansi model (*Explainable AI*) dalam pengumpulan dan interpretasi data EDA untuk deteksi nyeri pada populasi klinis spesifik?.

Sintesis terhadap ekosistem perangkat keras menunjukkan dominasi mutlak dari pergeseran instrumentasi laboratorium yang kaku menuju perangkat *wearable* nirkabel otonom berbentuk jam tangan pintar (*wrist-worn sensor*) yang terintegrasi dengan ekosistem *smartphone* [1]. Meskipun lokasi pergelangan tangan memiliki kepadatan kelenjar keringat yang lebih rendah daripada area telapak tangan, form faktor ini dipilih oleh mayoritas literatur karena memberikan tingkat ergonomis dan kenyamanan tertinggi bagi pasien untuk pemantauan jangka panjang. Ekosistem nirkabel bergerak ini telah berhasil diujicobakan pada berbagai populasi klinis spesifik, meliputi:

1. Pasien Pediatrik Pasca-Operasi: Menggunakan fusi sensor EDA *wearable* dengan kamera video ekspresi wajah untuk mendeteksi nyeri anak secara objektif [3].
2. Pasien Ginekologi : Melacak fluktuasi nyeri menstruasi spontan di lingkungan ambulatory sehari-hari [16].
3. Pasien Dental : Memanfaatkan elektroda khusus untuk mendiagnosis patologi pulpa gigi berdasarkan konduktansi pulpa [8].

Dari aspek komputasi, tingginya tuntutan akurasi pada populasi klinis tersebut mendorong penggunaan arsitektur *Deep Learning* (seperti CNN, LSTM, dan *Transformers*) yang mampu memproses data kontinu berskala besar dengan akurasi melampaui 90% [11]. Namun, kompleksitas arsitektur ini memunculkan keterbatasan besar dalam implementasi medis nyata: sifatnya yang berupa kotak hitam (*black-box model*) tidak memiliki transparansi logis, sehingga sulit dipercaya oleh para dokter atau praktisi klinis untuk pengambilan keputusan medis.

Tren riset terbaru berhasil memecahkan keterbatasan ini melalui integrasi kerangka kerja *Explainable Artificial Intelligence* (XAI). Implementasi teknik penjelasan seperti SHAP (*Shapley Additive exPlanations*) atau LIME mampu membongkar operasi matematis internal model *Deep Learning*. XAI memvisualisasikan kontribusi dan

bobot spesifik dari setiap fitur EDA (misalnya membuktikan seberapa besar pengaruh tinggi puncak *phasic* atau kemiringan tonik terhadap keputusan akhir model saat menetapkan status "nyeri berat") secara transparan kepada tenaga medis [14].

Sintesis akhir menunjukkan bahwa ekosistem masa depan yang paling menjanjikan adalah struktur modular terintegrasi: sensor *wearable* pergelangan tangan bertindak sebagai pengumpul data non-invasif, model *Deep Learning* multimodal bertindak sebagai pemroses data berakurasi tinggi, dan lapisan XAI bertindak sebagai penerjemah keputusan komputasi ke dalam logika medis. Keberhasilan hilirisasi ekosistem ini secara utuh membutuhkan dukungan arsitektur *Internet of Things* (IoT) yang tidak hanya cerdas dan hemat daya, tetapi juga memiliki enkripsi tingkat tinggi untuk menjamin keamanan pengiriman data fisiologis pasien ke peladen awan rumah sakit tanpa risiko kebocoran privasi medis [22].

Tabel 6. Tren Perangkat Keras, Arsitektur Kecerdasan Buatan, dan Transparansi Model

Populasi Klinis / Skenario Target	Ekosistem Perangkat Keras	Tren Arsitektur Algoritma	Implementasi Transparansi (XAI)	Kontribusi & Peluang Implementasi Masa Depan
Subjek Pediatrik, Ginekologi, & Dental	Perangkat <i>wearable</i> pergelangan (<i>smartwatch</i>), sensor nirkabel + <i>smartphone</i> , elektroda pulpa khusus.	Dari <i>Traditional ML</i> (SVM, RF, KNN) beralih ke <i>Deep Learning end-to-end</i> kontinu dan multimodal fusi.	Sebagian besar masih bersifat <i>black-box</i> ; mulai beralih ke pembobotan fitur otonom secara visual.	Membuktikan kelayakan deteksi nyeri objektif yang non-invasif, kontinu, dan portabel pada kelompok pasien yang sensitif atau non-verbal.
Arsitektur Jaringan IoT & Algoritma Maju	Sensor fisiologis resolusi tinggi, arsitektur modular terintegrasi <i>Cloud</i> , sistem <i>embedded</i> .	Jaringan saraf dalam berbasis waktu dan model <i>CrossMod-Transformer</i> .	Aplikasi penuh kerangka kerja XAI (seperti SHAP) untuk pemetaan kontribusi fitur EDA.	Menyediakan akuntabilitas medis bagi dokter, membongkar rahasia keputusan kecerdasan buatan, dan menjamin transmisi data biometrik yang aman via protokol IoT.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil tinjauan literatur sistematis yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa implementasi sistem deteksi nyeri objektif berbasis *Electrodermal Activity* (EDA) menghadapi tantangan utama berupa tingginya sensitivitas terhadap artefak gerakan, variabilitas kondisi biologis kulit antar-individu, serta disparitas respons otonom yang dipengaruhi oleh faktor gender [10]. Meskipun demikian, potensi pengembangan teknologi ini menunjukkan prospek yang baik seiring dengan perkembangan algoritma pemrosesan sinyal digital modern yang mampu mengekstraksi fitur diferensial canggih serta pengintegrasian model *machine learning* untuk otomatisasi pembersihan *noise* [9]. Lebih lanjut, pemanfaatan arsitektur *deep learning* kontinu (seperti *CrossMod-Transformer*) mampu mengatasi keterbatasan sensor tunggal melalui fusi data multimodal, sementara penerapan kerangka kerja *Explainable Artificial Intelligence* (XAI) mampu memberikan transparansi visual atas keputusan klinis model cerdas pada berbagai populasi spesifik seperti anak-anak, tindakan dental, maupun pemantauan ginekologi [7], [8], [14], [16]. Penelitian tinjauan literatur sistematis ini memiliki beberapa keterbatasan yang perlu diperhatikan dalam interpretasi hasilnya. Pertama, kesimpulan yang ditarik sepenuhnya bergantung pada kualitas metodologi, keterbukaan data, dan validitas hasil dari 20 literatur dan 2 buku yang dievaluasi, tanpa adanya konfirmasi melalui pengujian klinis atau pengambilan data primer secara langsung di lapangan. Kedua, pembatasan pencarian artikel yang hanya mencakup naskah berbahasa Inggris pada tiga pangkalan data digital (IEEE Xplore, PubMed, dan ScienceDirect) dalam rentang waktu lima tahun terakhir berpotensi melewatkan studi relevan lain yang diterbitkan di luar kriteria tersebut. Terakhir, terdapat variabilitas yang tinggi pada jenis perangkat keras, protokol induksi nyeri, dan karakteristik demografis subjek di antara artikel yang diulas, sehingga generalisasi mengenai akurasi absolut dari model deteksi nyeri berbasis EDA belum dapat dinyatakan sebagai sebuah kepastian final. Guna menyempurnakan implementasi teknologi ini di masa depan, disarankan bagi penelitian selanjutnya untuk fokus pada optimalisasi algoritma komputasi agar dapat ditanamkan secara efisien pada perangkat keras dengan daya terbatas demi mewujudkan pemantauan klinis yang bersifat *real-time*. Selain itu, pengembangan model kecerdasan buatan ke depan perlu mengintegrasikan dataset yang lebih heterogen dengan mempertimbangkan segmentasi berbasis gender serta variasi kondisi fisiologis kulit yang lebih luas demi menekan risiko bias generalisasi. Terakhir, pengujian sistem fusi sensor multimodal terintegrasi XAI disarankan

untuk terus diperluas ke berbagai skenario klinis nyata yang lebih kompleks guna memvalidasi tingkat akurasi serta membangun kepercayaan yang lebih tinggi dari para tenaga medis di lapangan.

REFERENCES

- [1] Y. Kong, H. F. Posada-Quintero, and K. H. Chon, "Multi-level Pain Quantification using a Smartphone and Electrodermal Activity," in *Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBS*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2022, pp. 2475–2478. doi: 10.1109/EMBC48229.2022.9871228.
- [2] J. Chen, M. Abbod, and J. S. Shieh, "Pain and stress detection using wearable sensors and devices—a review," *Sensors (Switzerland)*, vol. 21, no. 4, pp. 1–18, Feb. 2021, doi: 10.3390/s21041030.
- [3] B. Susam *et al.*, "Automated Pain Assessment in Children Using Electrodermal Activity and Video Data Fusion via Machine Learning," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 69, no. 1, pp. 422–431, Jan. 2022, doi: 10.1109/TBME.2021.3096137.
- [4] H. Aloulou, B. Abdulrazak, A. de Marassé-Enouf, and M. Mokhtari, Eds., *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 13287. in *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 13287. Cham: Springer International Publishing, 2022. doi: 10.1007/978-3-031-09593-1.
- [5] R. McNaboe *et al.*, "Design and Validation of a Multimodal Wearable Device for Simultaneous Collection of Electrocardiogram, Electromyogram, and Electrodermal Activity," *Sensors*, vol. 22, no. 22, Nov. 2022, doi: 10.3390/s22228851.
- [6] Y. Kong, H. F. Posada-Quintero, and K. H. Chon, "Real-time high-level acute pain detection using a smartphone and a wrist-worn electrodermal activity sensor," *Sensors*, vol. 21, no. 12, p. 3956, Jun. 2021, doi: 10.3390/s21123956.
- [7] J. Farmani, G. Bargshady, S. Gkikas, M. Tsiknakis, and R. F. Rojas, "A CrossMod-Transformer deep learning framework for multi-modal pain detection through EDA and ECG fusion," *Sci. Rep.*, vol. 15, no. 1, p. 14238, Dec. 2025, doi: 10.1038/s41598-025-14238-y.
- [8] H. T. Tran, Y. Kong, A. Talati, H. Posada-Quintero, K. H. Chon, and I. P. Chen, "The use of electrodermal activity in pulpal diagnosis and dental pain assessment," *Int. Endod. J.*, vol. 56, no. 3, pp. 356–368, Mar. 2023, doi: 10.1111/iej.13868.
- [9] M. B. Hossain, H. F. Posada-Quintero, Y. Kong, R. McNaboe, and K. H. Chon, "Automatic motion artifact detection in electrodermal activity data using machine learning," *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 74, p. 103483, Apr. 2022, doi: 10.1016/j.bspc.2022.103483.
- [10] Y. Kong, H. F. Posada-Quintero, and K. H. Chon, "Female-male Differences Should be Considered in Physical Pain Quantification based on Electrodermal Activity: Preliminary Study," in *Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBS*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2021, pp. 6941–6944. doi: 10.1109/EMBC46164.2021.9630637.
- [11] C. Joseph, M. Ghahramani, and R. F. Rojas, "Real-Time Pain Assessment from Electrodermal Activity Using Deep Learning," *Sensors*, vol. 26, no. 10, p. 3020, May 2026, doi: 10.3390/s26103020.
- [12] M. B. Hossain, H. F. Posada-Quintero, Y. Kong, R. McNaboe, and K. H. Chon, "A Preliminary Study on Automatic Motion Artifact Detection in Electrodermal Activity Data Using Machine Learning," in *Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBS*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2021, pp. 6920–6923. doi: 10.1109/EMBC46164.2021.9629513.
- [13] R. Fernandez Rojas *et al.*, "Multimodal physiological sensing for the assessment of acute pain," *Frontiers in Pain Research*, vol. 4, p. 1150264, 2023, doi: 10.3389/fpain.2023.1150264.
- [14] P. Gouverneur *et al.*, "Explainable Artificial Intelligence (XAI) in Pain Research: Understanding the Role of Electrodermal Activity for Automated Pain Recognition," *Sensors*, vol. 23, no. 4, p. 1959, Feb. 2023, doi: 10.3390/s23041959.
- [15] S. Subramanian, B. Tseng, R. Barbieri, and E. N. Brown, "Unsupervised Machine Learning Methods for Artifact Removal in Electrodermal Activity," in *Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBS*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2021, pp. 399–402. doi: 10.1109/EMBC46164.2021.9630535.
- [16] H. Hirayama, S. Yoshida, K. Sasaki, E. Yuda, Y. Yoshida, and M. Miyashita, "Pain detection using biometric information acquired by a wristwatch wearable device: a pilot study of spontaneous menstrual pain in healthy females," *BMC Res. Notes*, vol. 18, no. 1, Dec. 2025, doi: 10.1186/s13104-025-07098-2.
- [17] M. J. Page *et al.*, "The PRISMA 2020 statement: An updated guideline for reporting systematic reviews," Mar. 29, 2021, *BMJ Publishing Group*. doi: 10.1136/bmj.n71.
- [18] Y. Kong, H. F. Posada-Quintero, and K. H. Chon, "Sensitive Physiological Indices of Pain Based on Differential Characteristics of Electrodermal Activity," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 68, no. 10, pp. 3122–3130, Oct. 2021, doi: 10.1109/TBME.2021.3065218.
- [19] V. Bhatkar, R. Picard, and C. Staahl, "Combining Electrodermal Activity With the Peak-Pain Time to Quantify Three Temporal Regions of Pain Experience," *Front. Pain Res.*, vol. 3, p. 764128, 2022, doi: 10.3389/fpain.2022.764128.
- [20] Y. Li *et al.*, "Children's Pain Identification Based on Skin Potential Signal," *Sensors*, vol. 23, no. 15, Aug. 2023, doi: 10.3390/s23156815.
- [21] F. R. Avila *et al.*, "Wearable electronic devices for chronic pain intensity assessment: A systematic review," *Pain Pract.*, vol. 21, no. 8, pp. 955–965, Nov. 2021, doi: 10.1111/papr.13047.



- [22] M. Trabelsi, M. Khan, Z. Boudia, and M. Murugappan, Eds., *Proceedings of the 2nd Symposium on Smart, Sustainable, and Secure Internet of Things*, vol. 1513. in *Lecture Notes in Electrical Engineering*, vol. 1513. Singapore: Springer, 2026. doi: 10.1007/978-981-95-5136-1.