

Efektivitas Tanda Fisiologis dalam Mendeteksi Rasa Sakit: Tinjauan Literatur Sistematis

Andrian Reinaldo Crispin^{1)*}, Luwis David Mahendra²⁾, Rivandi Bermanta Simarmata³⁾, Felix Matthew Jonathan⁴⁾

^{1,2,3,4)} PUI PT Pain Detection UNPRI

Received: 4 August 2025

Accepted: 4 August 2025

Published: 1 December 2025



*

[andrianreinaldocrispin@unprimd
n.ac.id](mailto:andrianreinaldocrispin@unprimd
n.ac.id)

Kata Kunci: Nyeri, Deteksi Nyeri, Tanda Fisiologis, Machine Learning.

DSI: Jurnal Data Science Indonesia is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY-NC 4.0).

Abstrak : Nyeri merupakan pengalaman sensorik dan emosional yang kompleks serta menjadi aspek krusial dalam dunia medis. Penilaian nyeri yang akurat sangat penting, terutama pada pasien yang tidak dapat berkomunikasi secara verbal. Tinjauan literatur ini bertujuan untuk mengevaluasi efektivitas tanda-tanda fisiologis, seperti detak jantung, tekanan darah, dan aktivitas elektrodermal (EDA), dalam mendeteksi nyeri. Penelitian ini menggunakan pendekatan tinjauan literatur sistematis berdasarkan protokol PRISMA dan kerangka PICO. Artikel dikumpulkan dari database PubMed, Scopus, dan Google Scholar dengan kriteria inklusi berupa artikel akses terbuka, berbahasa Inggris, dan diterbitkan antara tahun 2014 hingga 2024. Dari 141 artikel yang ditinjau, 16 artikel memenuhi kriteria dan dianalisis lebih lanjut. Hasil menunjukkan bahwa penggunaan sinyal fisiologis, terutama EDA, EKG, dan laju respirasi, efektif dalam mendeteksi nyeri baik secara tunggal maupun dalam kombinasi dengan parameter lain seperti ekspresi wajah dan pengenalan emosi. Model berbasis pembelajaran mesin seperti Random Forest dan Support Vector Machine mampu mencapai akurasi hingga 99% pada beberapa studi. Sinyal fisiologis juga terbukti bermanfaat dalam memantau nyeri pasien non-verbal, termasuk anak-anak dan pasien ICU yang mengalami kelumpuhan farmakologis. Kesimpulannya, tanda-tanda fisiologis memiliki potensi sebagai metode objektif untuk deteksi nyeri, namun pengembangan lebih lanjut terhadap model multimodal masih diperlukan guna meningkatkan akurasi dan aplikabilitas klinis di masa mendatang.

PENDAHULUAN

Nyeri adalah pengalaman multifaset yang tetap menjadi salah satu peran penting dalam dunia kedokteran. Nyeri didefinisikan sebagai "pengalaman sensorik dan emosional yang tidak menyenangkan yang terkait dengan, atau menyerupai pengalaman yang terkait dengan, kerusakan jaringan yang aktual atau potensial." Nyeri yang tidak diobati atau tidak dikelola dengan baik dapat menyebabkan konsekuensi fisiologis dan psikologis yang merugikan, termasuk waktu pemulihan yang lama, peningkatan biaya perawatan kesehatan, dan penurunan kualitas hidup [1]. Deteksi nyeri yang dini dan andal sangat penting tidak hanya untuk memberikan intervensi yang tepat waktu, tetapi juga untuk mengurangi risiko kondisi nyeri kronis.

Menilai rasa sakit sering kali bergantung pada metode pelaporan diri yang subyektif, seperti skala penilaian numerik atau skala analog visual [2]. Hasil ini dapat bervariasi berdasarkan bagaimana seseorang merasakan dan mengalami rasa sakitnya. Kesulitan lain muncul ketika metode-metode ini secara inheren terbatas pada kasus-kasus di mana individu tidak dapat mengekspresikan rasa sakit mereka secara memadai karena usia, gangguan kognitif, hambatan bahasa, atau penyakit kritis[3], [4]. Keterbatasan tersebut dapat membuat populasi berisiko mengalami nyeri yang tidak terdeteksi, terutama untuk pasien yang sakit kritis. Oleh karena itu, kebutuhan untuk mendeteksi nyeri untuk pemantauan dan manajemen

nyeri yang lebih baik untuk memberikan pengobatan yang tepat waktu dan tepat guna sangatlah penting.

Tanda-tanda fisiologis seperti detak jantung, tekanan darah, dan konduktansi kulit telah digunakan dalam beberapa penelitian. Chu Y dkk[5] menggunakan denyut nadi volume darah (BVP), elektrokardiogram (EKG), dan tingkat konduktansi kulit (SCL) sebagai sinyal untuk mengukur rasa sakit, yang diinduksi dengan menggunakan simulator listrik. Studi lain oleh Pouromran F dkk [6] percaya bahwa Electrodermal Activity (EDA), elektrokardiogram (EKG), dan elektromiografi (EMG) merupakan kandidat yang baik untuk digunakan dalam mengembangkan model pembelajaran mesin untuk pengukuran nyeri. Studi dalam memanfaatkan tanda-tanda fisiologis untuk mendeteksi nyeri telah dilakukan, namun literatur yang merangkum penelitian yang ada untuk menentukan kegunaan klinisnya masih terbatas.

Tinjauan Literatur

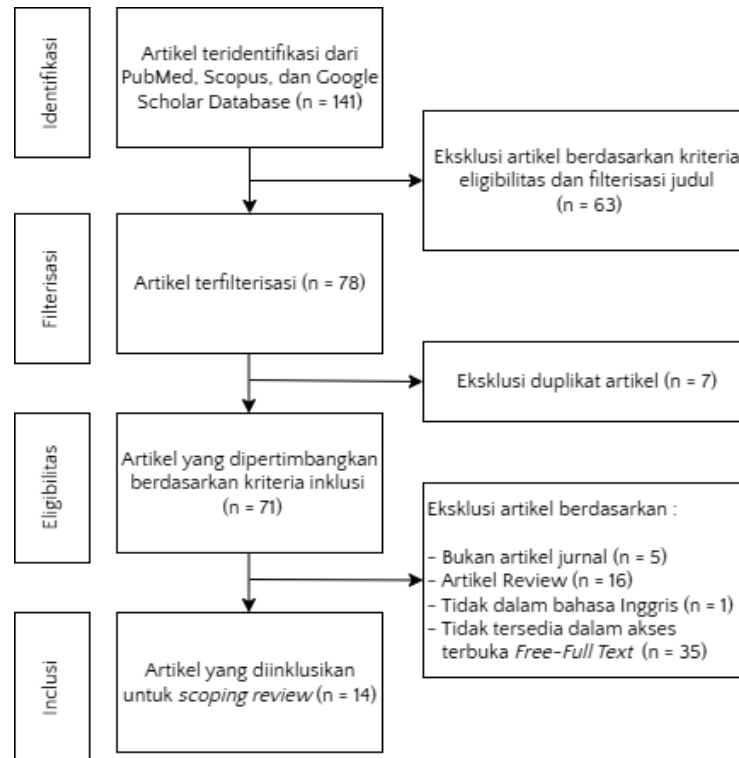
sistematis (SLR) dapat memberikan evaluasi yang komprehensif terhadap bukti-bukti yang ada, mengidentifikasi kekuatan, keterbatasan, dan kesenjangan dalam pengetahuan yang ada. Dengan menganalisis penelitian tentang efektivitas tanda-tanda fisiologis dalam mendeteksi nyeri, tinjauan ini bertujuan untuk memberikan kontribusi pada pemahaman yang lebih baik tentang peran mereka dalam meningkatkan perawatan pasien dan memandu penelitian di masa depan dalam bidang ini.

Oleh karena itu, tinjauan literatur sistematis ini bertujuan untuk mengevaluasi efektivitas tanda fisiologis dalam mendeteksi nyeri, membedakan temuan pada studi eksperimental dan observasional, serta mengidentifikasi kesenjangan penelitian yang dapat menjadi acuan bagi pengembangan metode deteksi nyeri multimodal di masa mendatang.

METODE PENELITIAN

Metode penelitian menggunakan protokol PRISMA untuk meninjau, mengakumulasi, dan menganalisis temuan dari penelitian-penelitian sebelumnya yang berkaitan dengan deteksi nyeri berdasarkan tanda-tanda fisiologis. Strategi pencarian artikel dan penyusunan pertanyaan penelitian dilakukan dengan menggunakan kerangka kerja PICO, yang meliputi Population (orang atau pasien dengan nyeri), Intervention (penggunaan tanda fisiologis), Comparison (tanpa penggunaan tanda fisiologis), dan Outcome (informasi mengenai keefektifan tanda fisiologis dalam mendeteksi nyeri). Pencarian artikel dilakukan melalui database Google Scholar, Scopus, dan PubMed dengan menggunakan kata kunci: ("Tandatanda fisiologis" ATAU "Denyut jantung") ATAU ("Deteksi nyeri") ATAU ("Nyeri hantaran kulit") ATAU ("Pengukuran nyeri secara obyektif").

Kriteria inklusi meliputi artikel jurnal yang diterbitkan antara tahun 2014 dan 2024, akses terbuka, dalam bahasa Inggris. Dari 141 artikel yang diidentifikasi, 16 artikel memenuhi kriteria inklusi. Artikel dalam bentuk ulasan, tidak berfokus pada deteksi nyeri, tidak terkait dengan penanda fisiologis, dalam bahasa selain bahasa Inggris, tidak diulas oleh rekan sejawat, atau tidak dalam versi final dikeluarkan dari analisis akhir. Diagram PRISMA yang menggambarkan prosedur pemilihan artikel dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram Alir Pencarian PRISMA

HASIL PENELITIAN

Dalam mendeteksi rasa sakit menggunakan sinyal fisiologis, Machine Learning telah menunjukkan hasil yang menjanjikan (Tabel 1). Dengan memanfaatkan Machine Learning, para peneliti dapat mengidentifikasi sinyal fisiologis mana yang memainkan peran penting dalam mendeteksi nyeri multi-level serta membantu pasien yang tidak mampu mengomunikasikan pengalaman nyeri mereka.

Tabel 1. Manfaat Sinyal Fisiologis dalam Mendeteksi Nyeri

Penulis dan Tahun	Database	Parameter	Hasil	Metode
Albahdal et al., 2024[7]	Google Scholar	ECG, GSR, EMG sinyal fisiologis	Memperkenalkan kerangka kerja PainMeter dan mengonfirmasi kelayakan sensor yang dapat dikenakan untuk deteksi nyeri secara real-time, yang menyoroti pengaruh usia dan jenis kelamin terhadap persepsi nyeri. Hasil menunjukkan bahwa metode terbaik adalah Random Forest. Namun, meskipun akurasi yang signifikan dalam klasifikasi biner terhadap kelas 0, metode ini masih kesulitan membedakan nyeri tingkat 0 dengan tingkat 1, serta dalam klasifikasi multikelas ketika semua tingkat dievaluasi.	Machine Learning
Benavent-Lledo et al., 2023[8]	Google Scholar	ECG, EMG, GSR	Memvalidasi pentingnya data multi-modal untuk penilaian nyeri. Dengan menggabungkan sensor biomedis dan visi komputer, model ini mencapai akurasi hingga 93% untuk klasifikasi gambar dan 30%	Machine Learning

Penulis dan Tahun	Database	Parameter	Hasil	Metode
			untuk model prediksi video. Hal ini menunjukkan potensi untuk mengembangkan metrik nyeri melalui video.	
Winslow et al., 2022[9]	Scopus	ECG, pernapasam and variabilitas sumber daya manusia	Bereksperimen dengan memantau EKG dari subjek yang terpapar nyeri akut melalui tes tekanan dingin. Regresi logistik mencapai nilai F1 sebesar 81,9% (penggunaan di laboratorium) dan 79,4% (penggunaan di lapangan) untuk deteksi nyeri secara real-time. Karena ini masih merupakan penelitian Machine Learning, pendekatan deep learning berpotensi untuk lebih meningkatkan akurasi.	Machine Learning
Voeltzel et al., 2024[10]	PubMed	Analgesia-Nociception Index (ANI), Bispectral Index (BIS), Heart Rate, Arterial Blood Pressure (ABP), Behavioural-Pain-Scale (BPS)	Membahas masalah bahwa tidak ada rekomendasi yang ditetapkan untuk penilaian nyeri secara khusus pada pasien ICU yang lumpuh secara farmakologis di bawah NMBA. ANI adalah indikator nyeri yang paling dapat diandalkan pada pasien ICU yang lumpuh, yang tidak terpengaruh oleh penghambat neuromuskular. Yang perlu diperhatikan adalah BIS, HR, dan BPS juga menunjukkan nilai p di bawah 0,05.	Analisis
Gouverneur et al., 2024[11]	Google Scholar	BVP, EDA, Temperatur Kulit, ECG, EMG, IBI, HR, RESP	Membahas masalah bahwa meskipun model Machine Learning telah menunjukkan harapan dalam meningkatkan standar emas pemantauan nyeri saat ini, hanya segelintir dataset yang bersifat open source. Penelitian ini menerbitkan dataset PainMonit dengan 104 subjek untuk pengenalan nyeri otomatis. Dataset ini menyediakan data fisiologis multimodal untuk penilaian nyeri berbasis Machine Learning.	Respons Fisiologis yang dikumpulkan
Guan and Quan, 2024[12]	Google Scholar	HR, HRV, EDA, Temperatur Kulit	Mengembangkan prototipe perangkat yang dapat dikenakan untuk manajemen nyeri kronis berbasis penciuman. Model Machine Learning memiliki kinerja yang terbatas karena keterbatasan dataset untuk klasifikasi multi-kelas, tetapi menunjukkan hasil	Machine Learning

Penulis dan Tahun	Database	Parameter	Hasil	Metode
			yang lebih baik untuk klasifikasi biner.	
Li et al., 2023[13]	Google Scholar	Sinyal potensial kulit	Penelitian ini menyarankan potensi untuk pemantauan nyeri pediatrik yang objektif menggunakan potensi kulit. Random forest mencapai akurasi 70,63% dalam klasifikasi nyeri anak.	Machine Learning
Susam et al., 2022[14]	Google Scholar	EDA dengan ekspresi wajah	Penelitian ini menggunakan rekaman Electrodermal Activity (EDA) yang dikombinasikan dengan data video ekspresi wajah pada anak-anak dan terbukti bermanfaat bagi pasien non-verbal. Akurasi 90,91% dicapai dengan menggunakan metode fusi Bayesian.	Machine Learning
Gkikas et al., 2024[15]	Google Scholar	ECG with video wajah	Penilaian otomatis multimodal untuk nyeri akut diperkenalkan dalam penelitian ini, memanfaatkan sinyal video dan detak jantung. Dengan menggunakan pengenalan wajah dan pengenalan emosi, multimodal ini masing-masing mencapai 82,74% dan 39,77% untuk klasifikasi nyeri biner dan multi-level.	Machine Learning
Lin et al., 2022[16]	Google Scholar	Ekspresi Wajah, EEG, Pergerakan Mata, Konduktansi Kulit, BVP, EMG, Tingkat Respirasi, Temperatur kulit, and Tekanan Darah	Penelitian ini menggunakan sembilan modalitas fisiologis untuk menilai nyeri. Ekspresi wajah, gerakan mata, EEG, konduktansi kulit, dan tekanan darah terbukti menjanjikan dalam mendeteksi rasa sakit pada tingkat yang berbeda.	Machine Learning
Alves et al., 2024[17]	Google Scholar	ECG, EDA, and Permukaan EMG	Penelitian ini mengusulkan prediksi rasa sakit secara otomatis dengan memanfaatkan sinyal fisiologis dan konteks emosional. Random Forest mencapai skor F1 tertinggi hingga 99,32% dan 98,60% masing-masing dengan hanya menggunakan sinyal fisiologis dan menyertakan konteks emosional. Kondisi emosi mempengaruhi persepsi nyeri dimana emosi negatif dapat memperburuk rasa nyeri sedangkan emosi positif	Machine Learning

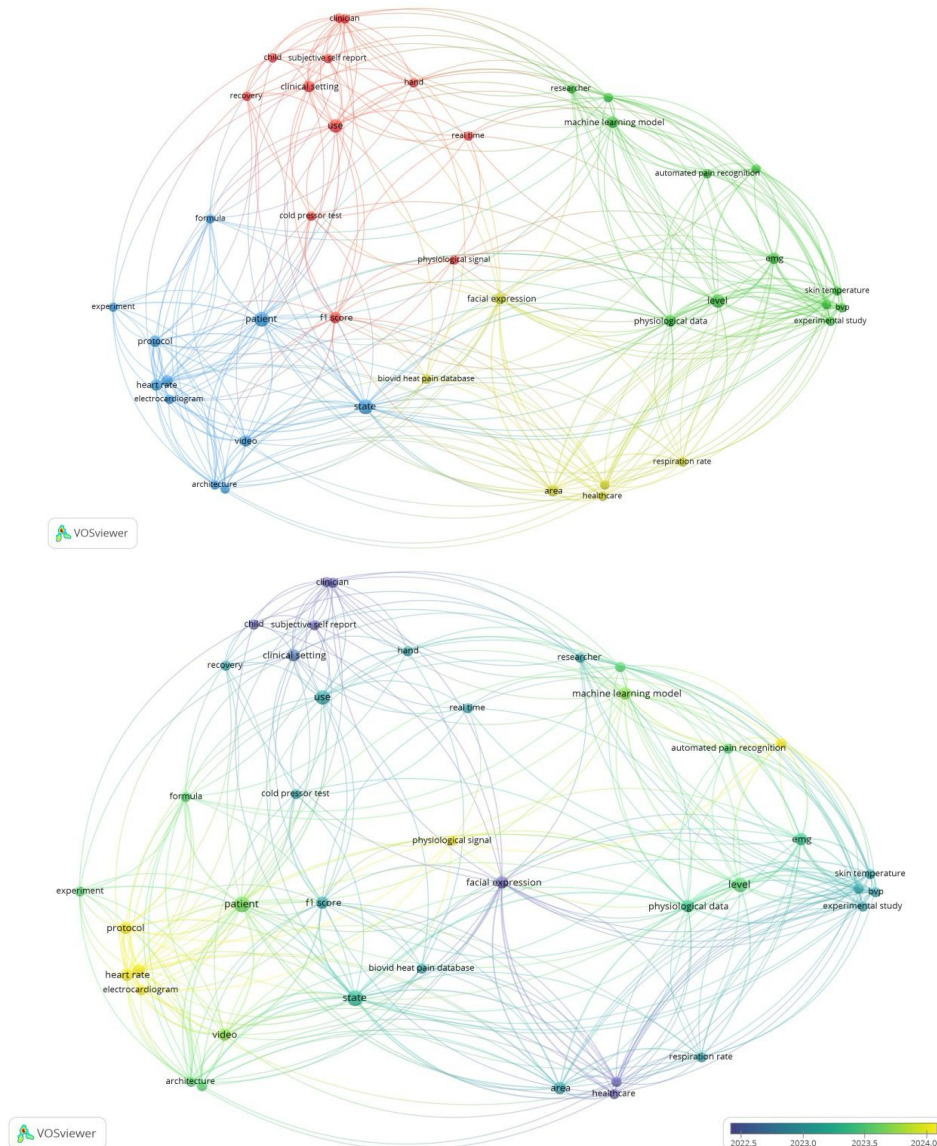
Penulis dan Tahun	Database	Parameter	Hasil	Metode
			dapat mengurangi sensitivitas nyeri.	
Gouverneur et al., 2023[18]	Google Scholar	EDA	Penelitian ini mengevaluasi model Machine Learning pada sinyal EDA untuk mengenali rasa sakit. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model Machine Learning menggunakan Random Forest memiliki akurasi yang lebih tinggi daripada Deep Learning.	Machine Learning dan Deep Learning
Rojas et al., 2023[19]	Google Scholar	EDA, PPG, RESP	Penelitian ini menggunakan perubahan fisiologis sebagai pengukuran nyeri akut dengan menggunakan teknologi indera ganda. EDA terbukti menjadi sensor yang paling informatif untuk prediksi.	Machine Learning
Tashtoush et al., 2024[20]	Scopus	Detak jantung, saturasi oksigen, Tingkat Respirasi, tekanan darah sistolik dan diastolik, data akselerometer, and skor tidur	Penelitian ini berfokus pada pemantauan tingkat rasa sakit pada pasien kanker menggunakan jam tangan pintar ilmiah baru. KNN dan SVM digunakan sebagai algoritma Machine Learning untuk klasifikasi dan masing-masing mencapai akurasi 90% dan 88%.	Machine Learning

PEMBAHASAN

Sinyal fisiologis terbukti mampu mendeteksi dan mengidentifikasi tingkat nyeri pada pasien. Dari 14 artikel yang direview, sinyal fisiologis dapat digabungkan dengan data lain seperti video wajah atau konteks ekspresi untuk memahami tingkat rasa sakit yang dialami pasien. Gkikas dkk., 2024 dan Lin dkk., 2022 menyatakan bahwa menggunakan pengenalan wajah dan emosi bersama dengan sinyal fisiologis lainnya merupakan salah satu parameter yang berpotensi dalam mendeteksi rasa sakit berdasarkan tingkatannya. Sinyal fisiologis dapat diekstraksi menggunakan sensor atau perangkat yang dapat dikenakan seperti jam tangan pintar yang digunakan dalam penelitian Tashtoush dkk., 2024 yang berfokus pada pemantauan tingkat rasa sakit pada pasien kanker. Jam tangan pintar tersebut mengumpulkan berbagai data seperti detak jantung, saturasi oksigen, laju pernapasan, tekanan darah, dan lainnya untuk digunakan sebagai parameter model pembelajaran mesin untuk mengklasifikasikan jenis rasa sakit yang dialami oleh pasien. Demikian pula, Guan dan Quan, 2024, telah membuat prototipe yang menyerupai jam tangan untuk mengekstrak data HR, HRV, EDA, dan Suhu Kulit dari pemakainya.

Dengan menggunakan perangkat ini, mendeteksi rasa sakit pada pasien menjadi lebih mudah, terutama pasien yang tidak dapat berkomunikasi. Sebuah penelitian oleh Susam dkk., 2022 melaporkan bahwa penggunaan EDA yang dikombinasikan dengan data video terbukti efektif untuk anak-anak terutama dengan pasien non-verbal yang menjalani operasi usus buntu laparoskopi. Penelitian oleh Li dkk., 2023 dilakukan dengan cara yang sama kecuali sinyal fisiologis hanya menggunakan potensi kulit dari anak-anak. Sebaliknya, Voeltzel dkk., 2024 melakukan penelitian pada pasien lumpuh kritis di bawah NMBA untuk menganalisis pengalaman nyeri mereka sebelum, selama, dan setelah kelumpuhan. Lima sinyal fisiologis digunakan, yaitu, Indeks Analgesia-Nosisepsi Instan (ANI), Indeks Bispektral (BIS), Denyut Jantung (HR), Tekanan Darah Arteri Rata-rata (ABP), dan Skala Nyeri Perilaku (BPS), dan ANI terbukti menjadi parameter yang paling membedakan pada pasien ICU yang dibius lumpuh dan tidak lumpuh.

Keuntungan menggunakan tanda-tanda fisiologis adalah memiliki pengukuran nyeri yang objektif yang mencegah bias pribadi serta membantu pasien yang tidak dapat berkomunikasi dan memonitor mereka secara real-time menggunakan perangkat yang dapat dikenakan. Namun, kekurangannya adalah kompleksitas fisiologis yang dapat bervariasi di antara pasien yang berbeda dan fakta bahwa tidak ada tanda fisiologis yang dianggap berkorelasi sempurna dengan intensitas nyeri. Selain itu, pendekatan multimodel masih perlu ditingkatkan karena akurasi yang rendah. Visualisasi korelasi kata kunci dilakukan dengan menggunakan VOSviewer dengan file .ris yang dihasilkan dari Mendeley Desktop dari 14 artikel yang digunakan dalam diskusi. Gambar II. menunjukkan hubungan setiap kata kunci dengan menggunakan visualisasi network dan overlay dan Tabel II. menggambarkan kemunculan tanda-tanda fisiologis yang digunakan.



Gambar 2. Visualisasi Jaringan Kemunculan Bersama (atas) dan Visualisasi Hamparan (bawah) dari kata kunci yang digunakan dalam 14 artikel

Tabel 2. Tanda-tanda Fisiologis yang terjadi

Istilah	Kejadian
EDA, Aktivitas Elektrodermal	6
Tingkat Respirasi, Respirasi	4

EKG, Elektrokardiogram	4
EMG	3
SDM	3
Ekspresi Wajah	2
Suhu Kulit	2
BVP	2

Network Visualization pada Gambar 2 dibagi menjadi 4 cluster. Kata kunci yang berada pada cluster yang sama menunjukkan hubungan yang kuat antar kata dan sering digunakan secara bersamaan dalam penelitian. Selain itu, hubungan antar cluster juga ditandai dengan garisgaris yang menghubungkan satu kata dengan kata lainnya. Kata kunci yang paling sering digunakan ditunjukkan pada ukuran node setiap kata dan "pasien" adalah kata yang paling sering muncul, diikuti oleh "denyut jantung" dan "pernapasan". Visualisasi Overlay memvisualisasikan kelompok klaster menggunakan tahun publikasi. Visualisasi Gambar II menunjukkan tren penggunaan kata kunci dari tahun 2020 hingga 2024. Kata-kata seperti "ekspresi wajah" mulai digunakan sekitar tahun 2020, sedangkan "detak jantung" dan "elektrokardiogram" baru digunakan mulai tahun 2024. Setelah menyaring istilah umum dari visualisasi, tanda-tanda fisiologis yang paling banyak muncul atau digunakan dari 14 artikel adalah Electrodermal Activity (EDA), Electrocardiogram (ECG), dan Respiration.

Berdasarkan analisis literatur, terdapat beberapa celah riset yang signifikan. Pertama, belum adanya protokol pengukuran tanda fisiologis yang seragam lintas populasi dan setting penelitian menyebabkan hasil yang diperoleh sulit dibandingkan secara langsung. Kedua, validasi model deteksi nyeri pada kondisi klinis nyata masih terbatas, terutama pada populasi besar dengan variasi kondisi medis. Ketiga, penggunaan teknologi wearable untuk deteksi nyeri masih jarang dieksplorasi secara optimal, padahal perangkat ini berpotensi besar untuk implementasi di berbagai fasilitas kesehatan dengan biaya rendah.

Untuk menjembatani kesenjangan tersebut, penelitian di masa depan perlu diarahkan pada pengembangan dataset multimodal berskala besar yang dapat diakses secara terbuka, sehingga memungkinkan replikasi dan perbandingan model secara luas. Selain itu, model deteksi nyeri perlu diuji pada berbagai setting klinis seperti ICU, ruang operasi, maupun layanan pediatrik untuk memastikan keandalannya di dunia nyata. Pemanfaatan teknologi wearable yang terjangkau dan non-invasif juga penting dikembangkan agar deteksi nyeri dapat dilakukan secara berkelanjutan, real-time, dan dapat menjangkau populasi yang lebih luas, termasuk pasien di daerah dengan akses layanan kesehatan terbatas.

KESIMPULAN

Sebagai rangkuman, tanda-tanda fisiologis terbukti efektif dalam mendeteksi rasa sakit pada pasien verbal maupun non-verbal. Dalam penelitian terbaru, Electrodermal Activity (EDA) adalah salah satu tanda fisiologis yang paling banyak digunakan bersama dengan Respiration Rate dan Electrocardiogram dan terbukti berguna dalam mengembangkan model Machine Learning untuk mendeteksi rasa sakit. Berdasarkan 14 studi yang dianalisis, akurasi deteksi nyeri untuk klasifikasi biner berkisar antara 70,6% hingga 99,3%, dengan rata-rata sekitar 87%. Namun, pada klasifikasi multi-level, akurasi lebih rendah, berkisar antara 30% hingga 82,7%, yang disebabkan oleh keterbatasan jumlah data, perbedaan metode induksi nyeri, dan variabilitas respon fisiologis antar individu. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun model berbasis tanda fisiologis memiliki potensi yang menjanjikan, performanya masih belum optimal untuk semua tingkat nyeri.

Pada penelitian selanjutnya, disarankan untuk mengembangkan pendekatan yang lebih kuat dalam membuat multimodel untuk mendeteksi rasa sakit karena pada penelitian sebelumnya masih memiliki akurasi yang cukup rendah. Multimodel dapat menggunakan beberapa parameter dengan jenis data yang berbeda seperti sinyal fisiologis dan video ekspresi wajah untuk menentukan tingkat nyeri.

REFERENCES

- [1] T. Hassan *et al.*, "Automatic Detection of Pain from Facial Expressions: A Survey," Jun. 01, 2021, *IEEE Computer Society*. doi: 10.1109/TPAMI.2019.2958341.

- [2] M. Haefeli and A. Elfering, "Pain assessment," Jan. 2006. doi: 10.1007/s00586-005-1044-x.
- [3] R. Fink, "Pain Assessment: The Cornerstone to Optimal Pain Management," *Baylor University Medical Center Proceedings*, vol. 13, no. 3, pp. 236–239, Jul. 2000, doi: 10.1080/08998280.2000.11927681.
- [4] C. von Baeyer, T. Jaaniste, H. Vo, G. Brunsdon, A. Lao, and G. Champion, "Systematic review of self-report measures of pain intensity in 3- and 4-year-olds: Bridging a period of rapid cognitive development," *J Pain*, vol. 18, Mar. 2017, doi: 10.1016/j.jpain.2017.03.005.
- [5] Y. Chu, X. Zhao, J. Han, and Y. Su, "Physiological signal-based method for measurement of pain intensity," *Front Neurosci*, vol. 11, no. MAY, May 2017, doi: 10.3389/fnins.2017.00279.
- [6] F. Pouroumran, S. Radhakrishnan, and S. Kamarthi, "Exploration of physiological sensors, features, and machine learning models for pain intensity estimation," *PLoS One*, vol. 16, no. 7 July, Jul. 2021, doi: 10.1371/journal.pone.0254108.
- [7] D. Albahdal, W. Aljebreen, and D. M. Ibrahim, "PainMeter: Automatic Assessment of Pain Intensity Levels from Multiple Physiological Signals Using Machine Learning," *IEEE Access*, vol. 12, pp. 48349–48365, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3384359.
- [8] M. Benavent-Lledo *et al.*, "A Comprehensive Study on Pain Assessment from Multimodal Sensor Data," *Sensors*, vol. 23, no. 24, Dec. 2023, doi: 10.3390/s23249675.
- [9] B. D. Winslow, R. Kwasinski, K. Whirlow, E. Mills, J. Hullfish, and M. Carroll, "Automatic detection of pain using machine learning," *Frontiers in Pain Research*, vol. 3, 2022, doi: 10.3389/fpain.2022.1044518.
- [10] J. Voeltzel *et al.*, "Assessing pain in paralyzed critically ill patients receiving neuromuscular blocking agents: A monocenter prospective cohort," *Anaesth Crit Care Pain Med*, vol. 43, no. 4, Aug. 2024, doi: 10.1016/j.accpm.2024.101384.
- [11] P. Gouverneur *et al.*, "An Experimental and Clinical Physiological Signal Dataset for Automated Pain Recognition," *Sci Data*, vol. 11, no. 1, Dec. 2024, doi: 10.1038/s41597-024-03878-w.
- [12] Q. Guan, "Wearable Automatic Pain Assessment for Olfaction-based Chronic Pain Management A THESIS SUBMITTED TO THE FACULTY OF THE GRADUATE SCHOOL OF THE UNIVERSITY OF MINNESOTA," 2024.
- [13] Y. Li *et al.*, "Children's Pain Identification Based on Skin Potential Signal," *Sensors*, vol. 23, no. 15, Aug. 2023, doi: 10.3390/s23156815.
- [14] 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.
- [15] S. Gkikas *et al.*, "Multimodal automatic assessment of acute pain through facial videos and heart rate signals utilizing transformer-based architectures," *Frontiers in Pain Research*, vol. 5, 2024, doi: 10.3389/fpain.2024.1372814.
- [16] Y. Lin *et al.*, "Experimental Exploration of Objective Human Pain Assessment Using Multimodal Sensing Signals," *Front Neurosci*, vol. 16, Feb. 2022, doi: 10.3389/fnins.2022.831627.
- [17] B. Alves, S. Brás, and R. Sebastião, "Decoding pain: prediction under different emotional contexts through physiological signals," *Int J Data Sci Anal*, vol. 19, no. 3, pp. 585–602, Apr. 2025, doi: 10.1007/s41060-024-00649-z.
- [18] 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, Feb. 2023, doi: 10.3390/s23041959.
- [19] R. Fernandez Rojas *et al.*, "Multimodal physiological sensing for the assessment of acute pain," *Frontiers in Pain Research*, vol. 4, 2023, doi: 10.3389/fpain.2023.1150264.
- [20] N. Tashtoush, A. Al-Ghraibah, S. Azhar Syed Sulaiman, F. Anis Amran, S. Khairizan Rahim, and S. Noor Harun, "Cancer pain detection based on physiological parameters and machine learning," *Cogent Eng*, vol. 11, no. 1, 2024, doi: 10.1080/23311916.2024.2431581.