



Klasifikasi Kesehatan Janin Pada Ibu Hamil menggunakan Metode *Support Vector Machine*

Classification Of Fetal Health In Pregnant Women Using Support Vector Machine Method

M. Farhan Darkani & Nurul Khairina*

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Medan Area, Indonesia

Diterima: 16 April 2025; Direview: 20 April 2025; Disetujui: 24 April 2025

*Corresponding Email: nurul@staff.uma.ac.id

Abstrak

Kesehatan janin merupakan aspek krusial dalam proses kehamilan yang memerlukan pemantauan akurat untuk mendeteksi potensi gangguan. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan kondisi kesehatan janin menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM) berbasis data Cardiotocography (CTG). Dataset yang digunakan terdiri dari 203 sampel dengan lima fitur utama: Accelerations, Uterine Contractions, Light Decelerations, Mean Short-Term Variability, dan Percentage Abnormal Long-Term Variability. Model SVM dengan kernel linear diterapkan menggunakan pendekatan One-vs-All untuk mengelompokkan data ke dalam tiga kategori: Normal, Suspect, dan Pathological. Hasil pengujian menunjukkan akurasi sebesar 85%, dengan performa terbaik pada kelas Normal (recall 100%, F1-score 91,7%). Namun, model gagal mengidentifikasi kelas Suspect akibat ketidakseimbangan data, sementara kelas Pathological terdeteksi dengan precision 100% namun recall 60%. Temuan ini menegaskan efektivitas SVM dalam klasifikasi data dengan distribusi seimbang, namun juga mengungkap tantangan pada kelas minoritas. Upaya penyeimbangan data direkomendasikan untuk meningkatkan sensitivitas model, sehingga SVM dapat diandalkan dalam mendukung diagnosis kesehatan janin secara lebih akurat dan komprehensif.

Kata Kunci: Kesehatan Janin; Cardiotocography; Support Vector Machine; Klasifikasi.

Abstract

Fetal health is a crucial aspect of pregnancy that requires accurate monitoring to detect potential complications. This study aims to classify fetal health conditions using the Support Vector Machine (SVM) algorithm based on Cardiotocography (CTG) data. The dataset consists of 203 samples with five main features: Accelerations, Uterine Contractions, Light Decelerations, Mean Short-Term Variability, and Percentage of Abnormal Long-Term Variability. A linear kernel SVM model was applied using the One-vs-All approach to categorize data into three classes: Normal, Suspect, and Pathological. The results showed an accuracy of 85%, with the best performance in the Normal class (recall 100%, F1-score 91.7%). However, the model failed to identify the Suspect class due to data imbalance, while the Pathological class was detected with 100% precision but only 60% recall. These findings confirm the effectiveness of SVM in classifying data with balanced distributions but also highlight challenges in handling minority classes. Data balancing techniques are recommended to enhance the model's sensitivity, ensuring that SVM can be reliably used to support fetal health diagnosis with greater accuracy and comprehensiveness.

Keywords: Fetal Health; Cardiotocography; Support Vector Machine; Classification



PENDAHULUAN

Kesehatan janin merupakan aspek krusial dalam bidang medis, terutama dalam upaya mendeteksi gangguan atau permasalahan yang berpotensi memengaruhi kelancaran proses persalinan [1]. Cardiotocography (CTG) adalah metode yang umum digunakan untuk memantau detak jantung janin dan kontraksi rahim. Menurut Organisasi Kesehatan Dunia (WHO), CTG memberikan informasi yang sangat penting untuk menilai kondisi janin selama kehamilan [2]. Data CTG mencakup beberapa fitur utama, seperti percepatan detak jantung janin, kontraksi rahim, deselerasi ringan, variabilitas jangka pendek, dan persentase variabilitas jangka panjang yang abnormal [3]. Oleh karena itu, klasifikasi status kesehatan janin berdasarkan data CTG menjadi hal yang sangat penting dalam diagnosis medis [4].

Dalam mengklasifikasikan kondisi kesehatan janin, algoritma pembelajaran mesin seperti Support Vector Machine (SVM) dapat diterapkan dengan efektif [5], [6]. SVM adalah salah satu metode klasifikasi yang umum digunakan dalam ilmu komputer, yang berfungsi untuk memisahkan data ke dalam kelas-kelas yang berbeda dengan mencari hyperplane optimal dalam ruang fitur yang memiliki margin pemisah terbesar [7]. SVM sangat efektif dalam klasifikasi data berdimensi tinggi, Sebab algoritma ini dapat mengatasi permasalahan non-linear serta mengolah data yang lebih kompleks dengan tingkat akurasi yang tinggi. [8].

Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan SVM dalam klasifikasi data CTG guna menentukan kondisi kesehatan janin. Dalam penelitian ini, kami memilih lima fitur utama dari data CTG untuk melatih model SVM, yaitu Accelerations, Uterine Contractions, Light Decelerations, Mean Short-Term Variability, dan Percentage of Abnormal Long-Term Variability. Efektivitas penggunaan SVM dalam analisis CTG telah dibuktikan dalam studi [9], yang menunjukkan bahwa SVM mampu meningkatkan akurasi diagnosis medis dibandingkan metode lain seperti regresi logistik dan pohon keputusan. Selain itu, hasil klasifikasi yang lebih baik juga dapat dicapai dengan menangani ketidakseimbangan data menggunakan teknik resampling [10], [11].

\Untuk merangkum studi sebelumnya dengan baik, perlu menyoroti penerapan metode klasifikasi, membandingkan efektivitas SVM dengan algoritma lain, serta mengungkap hasil dan kesimpulan yang diperoleh. Beberapa penelitian telah meneliti



penggunaan SVM dalam analisis kesehatan janin. Misalnya, Situmeang & Savina (2024) membandingkan SVM dengan metode machine learning lainnya, seperti Decision Tree dan Random Forest. Hasil penelitian mereka menunjukkan bahwa SVM memberikan prediksi yang cukup akurat berdasarkan dataset Fetal Health Classification. Dari temuan ini, mereka menyimpulkan bahwa SVM merupakan metode yang dapat diandalkan dalam aplikasi terkait kesehatan janin.

Dzakwan & Subektiningsih (2023) juga mengaplikasikan SVM dalam klasifikasi tingkat risiko kesehatan pada ibu hamil. Studi mereka membuktikan bahwa SVM dapat digunakan untuk mendeteksi ibu hamil yang berisiko mengalami komplikasi, yang berpotensi memengaruhi kesehatan janin. Penelitian ini memberikan wawasan yang lebih mendalam mengenai pemanfaatan algoritma SVM dalam bidang kesehatan ibu dan janin.

Selain itu, Sahamony et al. (2024) menggunakan algoritma SVM untuk mengklasifikasikan stunting pada balita. Meskipun penelitian mereka tidak berfokus pada janin, pendekatan yang mereka gunakan dapat memberikan referensi yang bermanfaat untuk klasifikasi kondisi kesehatan janin. Penggunaan SVM dalam klasifikasi masalah kesehatan ini membuka peluang lebih luas untuk pengembangan lebih lanjut dalam analisis kondisi janin.

Penelitian ini merupakan studi kuantitatif dengan pendekatan eksperimen. Tujuan utamanya adalah mengklasifikasikan kondisi kesehatan janin pada ibu hamil menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM). Dalam studi ini, SVM digunakan untuk mengelompokkan status kesehatan janin ke dalam tiga kategori utama, yaitu Normal, Suspect, dan Pathological. Klasifikasi dengan beberapa kelas ini menjadi tantangan karena tidak hanya memerlukan pemisahan antar dua kelas, tetapi juga harus memperhitungkan kompleksitas dan variabilitas dalam data CTG yang melibatkan berbagai faktor [14]. Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi kemampuan SVM dalam menghasilkan klasifikasi yang akurat dan cepat, yang pada akhirnya dapat meningkatkan ketepatan diagnosis kesehatan janin, serta memberikan saran untuk pengembangan lebih lanjut dalam analisis data medis.

METODE PENELITIAN

Klasifikasi kesehatan janin dengan metode Support Vector Machine (SVM) memiliki peran penting karena kemampuannya dalam menangani tantangan kompleks dalam



analisis data medis, terutama pada data yang bersifat non-linear dan berdimensi tinggi. Berdasarkan penelitian Jalil et al., (2024) SVM telah terbukti efektif dalam mengklasifikasikan data fisiologis janin, seperti variabilitas detak jantung, yang merupakan indikator utama dalam menilai kesejahteraan janin. SVM dapat memisahkan data ke dalam berbagai kelas dengan menemukan hyperplane optimal, meskipun data tersebut tidak terpisah secara linear, Oleh karena itu, metode ini sangat sesuai untuk diterapkan dalam analisis kesehatan janin, yang kerap melibatkan data kompleks dan multivariat [15].

Data Penelitian

Penelitian ini menggunakan data Cardiotocography (CTG), yang mencakup berbagai fitur terkait detak jantung janin dan kontraksi rahim [16], [17]. Dataset ini dilabeli dengan *fetal_health*, yang terbagi dalam tiga kategori: Normal (1), Suspect (2), dan Pathological (3). Dataset ini berisi informasi mengenai status kesehatan janin yang diperoleh melalui pemantauan rutin menggunakan Cardiotocography (CTG), yang mencakup nomor urut data, percepatan detak jantung janin yang mencerminkan seberapa cepat detak jantung janin meningkat dalam suatu periode (Accelerations), kontraksi rahim yang dapat mempengaruhi kondisi janin (Uterine Contractions), deselerasi ringan pada detak jantung janin yang menunjukkan penurunan sementara dalam detak jantung (Light Decelerations), variabilitas jangka pendek detak jantung janin yang menunjukkan fluktuasi dalam detak jantung janin dalam waktu singkat (Mean Short-Term Variability), dan kolom target (*fetal_health*) yang menggambarkan status kesehatan janin dengan kategori normal, suspect, dan pathological.

Data ini digunakan untuk mengklasifikasikan status kesehatan janin menjadi tiga kategori: Normal, Suspect, dan Pathological berdasarkan fitur-fitur fisiologis yang diukur selama pemantauan janin.

Dataset ini memiliki total 203 sampel, dengan beberapa fitur yang dapat dipertimbangkan untuk pelatihan model klasifikasi. Fitur yang dipakai dalam pengumpulan data hanya 5 linear

- Accelerations
- Uterine contractions
- Light Decelerations
- Mean short-term variability

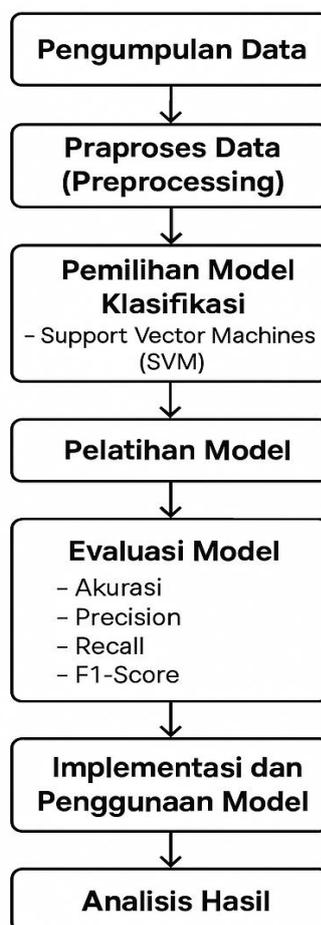


- (%) abnormal long-term variability

Prapemrosesan Data

Sebelum melatih model, data melalui proses pra-pemrosesan, yang meliputi normalisasi dan penanganan data yang hilang. Fitur-fitur yang digunakan antara lain Accelerations, Uterine Contractions, Light Decelerations, Mean Short-Term Variability, dan Percentage (%) Abnormal Long-Term Variability [18]. Semua fitur dinormalisasi untuk memastikan bahwa skala setiap fitur seragam, yang dapat meningkatkan kinerja model SVM.

Diagram Penelitian



Gambar 1. Diagram Penelitian

Model Support Vector Machine

Model yang diterapkan dalam penelitian ini adalah Support Vector Machine (SVM) dengan kernel linear[19], sementara metode One-vs-All (OvA) digunakan untuk menangani klasifikasi multi-kelas. Model ini digunakan untuk membedakan tiga kategori kesehatan janin: Normal, Suspect, dan Pathological. Metode ini sangat cocok untuk situasi



yang melibatkan lebih dari dua kelas, seperti pada penelitian ini, di mana tiga model SVM dilatih secara terpisah untuk memisahkan masing-masing kategori.

Algoritma Support Vector Machine (SVM) One-vs-All (OvA)

SVM One-vs-All (OvA) adalah metode yang digunakan dalam klasifikasi multi-kelas di mana kita membangun satu classifier untuk setiap kelas. Setiap classifier akan memisahkan satu kelas dari kelas lainnya. Jika kita memiliki K kelas, maka kita akan membangun K model SVM, dan setiap model akan melakukan klasifikasi dua kelas: kelas target vs kelas lainnya

- a. Untuk setiap model SVM k , di mana model ini memisahkan kelas C_k dari kelas-kelas lainnya, fungsi keputusan SVM-nya adalah:

$$f_k(x) = w_k^T x + b_k$$

w_k adalah vektor bobot untuk model k , yang dihasilkan dari pelatihan SVM untuk kelas C_k vs kelas lainnya.

$x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ adalah vektor fitur input.

b_k adalah bias (intercept) yang dihitung untuk model k .

$f_k(x)$ adalah nilai keputusan dari model k untuk titik data x .

- b. Model SVM untuk Setiap Kelas:

Setiap model SVM dilatih untuk membedakan satu kelas dari seluruh kelas lainnya. Misalnya, jika kita memiliki 3 kelas (C_1, C_2, C_3), kita akan membuat 3 model SVM:

- Model 1: C_1 vs (C_2, C_3)
- Model 2: C_2 vs (C_1, C_3)
- Model 3: C_3 vs (C_1, C_2)

- c. Proses Pelatihan:

- Model 1 (C_1 vs C_2 dan C_3): Setiap contoh yang memiliki label C_1 Untuk diberi label +1, sedangkan contoh dengan label C_2 dan C_3 diberi label -1.
- Untuk Model 2 (C_2 vs C_1 dan C_3): Setiap contoh yang memiliki label C_2 diberi label +1, sedangkan contoh dengan label C_1 dan C_3 diberi label -1.
- Untuk Model 3 (C_3 vs C_1 dan C_2): Setiap contoh yang memiliki label C_3 diberi label +1, sedangkan contoh dengan label C_1 dan C_2 diberi label -1.

Proses Prediksi: Setelah pelatihan, untuk memprediksi kelas suatu titik data, kita menghitung fungsi keputusan dari masing-masing model. Model yang memberikan hasil



keputusan positif (+1) akan dianggap sebagai kandidat kelas untuk titik data tersebut. Di antara semua hasil keputusan, kita memilih kelas dengan nilai keputusan tertinggi.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil Pengujian

a. Menyiapkan Data: Data yang digunakan berisi 203 sampel dari dataset CTG, dengan lima fitur utama:

- Accelerations
- Uterine Contractions
- Light Decelerations
- Mean Short-Term Variability
- Percentage (%) Abnormal Long-Term Variability

Target untuk klasifikasi terdiri dari tiga kategori:

Normal (1), Suspect (2), dan Pathological (3).

Akurasi: Model SVM dengan kernel linear berhasil mengklasifikasikan data uji dengan akurasi 85%.

b. Hasil Classification Report

Tabel 1 Hasil Classification Report

Class	Precision	Recall	F1-Score	Support
Normal	0,847457627	1	0,917431193	50
Suspect	0	0	0	7
Pathological	1	0,6	0,75	5
Accuracy	0,85483871	0,85483871	0,85483871	0,85483871
Macro Avg	0,615819209	0,533333333	0,555810398	62
Weighted Avg	0,764078732	0,85483871	0,800347736	62

c. Performa Model pada Setiap Kelas

Berdasarkan classification report, berikut adalah hasil klasifikasi kelas:

Tabel 2. Hasil setiap kelas

CLASS	PRECISION	RECALL	F1-SCORE
NORMAL	85%	100%	92%
SUSPECT	0%	0%	0%
PATHOLOGICAL	100%	60%	75%

75%Kelas 1 (fetal health = 1) - Normal:

Interpretasi: Model sangat baik dalam mengidentifikasi janin yang sehat, dengan hampir semua janin yang sehat terdeteksi dengan benar.



Kelas 2 (fetal health = 2) - Suspect:

Interpretasi: Model kesulitan untuk mengklasifikasikan janin yang sedikit tidak sehat, kemungkinan disebabkan oleh jumlah sampel yang sedikit (hanya 7 data untuk kelas ini).

Kelas 3 (fetal health = 3) - Pathological:

- Precision: 100%
- Recall: 60%
- F1-Score: 75%
- Interpretasi: Model mampu mengidentifikasi janin yang tidak sehat dengan akurat (precision 100%), tetapi ada beberapa kasus yang tidak terdeteksi (recall 60%).

Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model Support Vector Machine (SVM) dengan kernel linear mampu mengklasifikasikan kondisi kesehatan janin dengan akurasi sebesar 85%. Capaian ini menunjukkan bahwa SVM cukup efektif dalam memisahkan data janin berdasarkan fitur-fitur Cardiotocography (CTG), seperti Accelerations, Uterine Contractions, Light Decelerations, Mean Short-Term Variability, dan Percentage Abnormal Long-Term Variability. Kinerja optimal ditunjukkan pada kelas Normal, di mana precision mencapai 84,7% dan recall 100%, dengan F1-score sebesar 91,7%. Hal ini mengindikasikan bahwa model mampu mengenali seluruh janin sehat tanpa terlewatkan, meskipun masih terdapat prediksi yang keliru masuk ke kelas ini. Keberhasilan ini tidak lepas dari dominasi data kelas Normal dalam dataset, sehingga model lebih terlatih mengenali pola dari kelas tersebut.

Namun demikian, hasil berbeda ditunjukkan pada kelas Suspect. Model gagal mengklasifikasikan janin dengan kondisi mencurigakan, terbukti dari precision, recall, dan F1-score yang sama-sama bernilai 0%. Kegagalan ini diduga kuat akibat ketidakseimbangan data, di mana jumlah data kelas Suspect hanya berjumlah 7 sampel, jauh lebih sedikit dibandingkan kelas Normal. Ketimpangan ini menyebabkan model kesulitan mempelajari karakteristik spesifik dari kelas Suspect, sehingga seluruh data uji dari kelas tersebut salah diklasifikasikan. Permasalahan serupa telah diungkap oleh Dzakwan & Subektiningsih (2023), yang menyatakan bahwa distribusi data yang tidak



seimbang berdampak signifikan terhadap akurasi model klasifikasi dalam bidang kesehatan ibu dan janin.

Untuk kelas Pathological, model menunjukkan precision sempurna sebesar 100%, namun recall-nya hanya mencapai 60%, dengan F1-score sebesar 75%. Artinya, seluruh prediksi janin tidak sehat yang dihasilkan model adalah benar (tanpa false positive), namun masih terdapat 40% kasus janin tidak sehat yang tidak terdeteksi (false negative). Hal ini menunjukkan bahwa model sangat berhati-hati dalam menetapkan klasifikasi janin sebagai Pathological, namun masih kurang sensitif terhadap kasus-kasus serupa yang seharusnya terdeteksi. Meskipun demikian, hasil ini tetap menunjukkan potensi SVM dalam mendeteksi kondisi kritis dengan tingkat keyakinan yang tinggi.

Hasil ini menegaskan bahwa ketidakseimbangan data menjadi tantangan utama dalam klasifikasi kesehatan janin menggunakan SVM. Untuk meningkatkan performa model, terutama pada kelas minoritas seperti Suspect dan Pathological, diperlukan strategi penanganan data yang lebih tepat, seperti penerapan teknik resampling atau penggunaan algoritma berbasis cost-sensitive. Studi Sahamony et al. (2024) mendukung pentingnya upaya penyeimbangan data guna meningkatkan sensitivitas model terhadap kelas-kelas yang kurang terwakili.

SIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma Support Vector Machine (SVM) dengan kernel linear mampu mengklasifikasikan kondisi kesehatan janin berdasarkan data Cardiotocography (CTG) dengan akurasi sebesar 85%. Model berhasil mengidentifikasi janin sehat (kelas Normal) dengan sangat baik, ditunjukkan oleh nilai recall 100% dan F1-score 91,7%, menandakan keandalan SVM dalam mendeteksi kasus janin tanpa gangguan.

Namun, model mengalami kesulitan dalam mengklasifikasikan janin dengan kondisi mencurigakan (kelas Suspect), di mana precision dan recall mencapai 0%. Kegagalan ini disebabkan oleh ketidakseimbangan distribusi data, di mana jumlah sampel kelas Suspect sangat minim dibandingkan kelas lainnya. Sementara itu, untuk kelas Pathological, model mampu mencapai precision 100%, namun recall masih rendah di angka 60%, yang menunjukkan bahwa masih ada kasus janin tidak sehat yang terlewatkan.

Secara keseluruhan, SVM terbukti efektif untuk klasifikasi kondisi janin dengan distribusi data yang memadai, namun performanya menurun signifikan pada kelas



minoritas. Oleh karena itu, diperlukan upaya lebih lanjut dalam menangani ketidakseimbangan data, seperti penerapan teknik resampling atau metode berbasis cost-sensitive, agar model dapat lebih sensitif terhadap kasus-kasus berisiko. Perbaikan ini penting untuk memastikan bahwa teknologi berbasis machine learning dapat diandalkan dalam mendukung diagnosis medis secara akurat dan menyeluruh.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Walyani, "Asuhan Kebidanan Persalinan Normal," in *Asuhan Kebidanan Persalinan Normal*, no. August, 2022, pp. 5–41. [Online]. Available: [https://repository.poltekkes-tjk.ac.id/id/eprint/1315/6/BAB II.pdf](https://repository.poltekkes-tjk.ac.id/id/eprint/1315/6/BAB%20II.pdf)
- [2] S. P. Devi, F. Anshari, and R. A. W. Kaligis, "Peran Bidan Sebagai Agen Perubahan Dalam Sosialisasi Tele-Ctg Untuk Kesehatan Ibu Hamil," *Cover. J. Strateg. Commun.*, vol. 12, no. 2, pp. 108–121, 2022, doi: 10.35814/coverage.v12i2.3161.
- [3] M. R. Santoso and P. Musa, "Rekomendasi Kesehatan Janin Dengan Penerapan Algoritma C5.0 Menggunakan Classifying Cardiocography Dataset," *J. Simantec*, vol. 9, no. 2, pp. 65–76, 2021, doi: 10.21107/simantec.v9i2.10730.
- [4] K. F. Annuril, Y. Afyanti, and T. Budiati, "PENERAPAN TEORI CARING DAN KONSEP SOCIAL SUPPORT PADA IBU BERSALIN DENGAN MALPRESENTASI JANIN : STUDI KASUS," 2024.
- [5] B. Bustami, C. F. Aryani, and others, "The Nutritional Classification of Pregnant Women Using Support Vector Machine (SVM)," *J. INFORMATICS Telecommun. Eng.*, vol. 7, no. 1, pp. 174–182, 2023.
- [6] C. Oganis, S. Musdalifah, and D. Lusiyantri, "Klasifikasi Status Gizi Ibu Hamil Untuk Mengidentifikasi Bayi Berat Lahir Rendah (Bblr) Menggunakan Metode Support Vector Machine (Svm)(Studi Kasus Di Puskesmas Labuan)," *J. Ilm. Mat. Dan Terap.*, vol. 14, no. 2, pp. 144–151, 2017.
- [7] N. W. S. Agustini, D. Priadi, and R. V. Atika, "Profil Kimia dan Aktivitas Antibakteri Fraksi Aktif *Nannochloropsis* sp. sebagai Senyawa Penghambat Bakteri Penyebab Gangguan Kesehatan Mulut," *J. Pascapanen dan Bioteknologi Kelaut. dan Perikan.*, vol. 17, no. 1, p. 19, 2022, doi: 10.15578/jpbkp.v17i1.781.
- [8] S. D. Wahyuni and R. H. Kusumodestoni, "Optimalisasi Algoritma Support Vector Machine (SVM) Dalam Klasifikasi Kejadian Data Stunting," *Bull. Inf. Technol.*, vol. 5, no. 2, pp. 56–64, 2024, doi: 10.47065/bit.v5i2.1247.
- [9] S. E. Situmeang and N. P. Savina, "Analisis Perbandingan Metode Decision Tree , Random Forest , dan Support Vector Machine (SVM) dalam Memprediksi Kesehatan Janin," pp. 1–8, 2024, doi: 10.12962/j27213862.vxix.xxxx.
- [10] S. Mulyati, Y. Yulianti, and A. Saifudin, "Penerapan Resampling dan Adaboost untuk Penanganan Masalah Ketidakseimbangan Kelas Berbasis Na $\dot{\iota}$ ve Bayes pada Prediksi Churn Pelanggan," *J. Inform. Univ. Pamulang*, vol. 2, no. 4, pp. 190–199, 2017.
- [11] M. Sulistiyono, Y. Pristyanto, S. Adi, and G. Gumelar, "Implementasi algoritma synthetic minority over-sampling technique untuk menangani ketidakseimbangan kelas pada dataset klasifikasi," *Sist. J. Sist. Inf.*, vol. 10, no. 2, pp. 445–459, 2021.
- [12] M. D. A. R. Dzakwan and Subektiningsih, "Klasifikasi Tingkat Risiko Kesehatan Ibu Hamil Menggunakan Algoritma Support Vector Machine," *Indones. J. Comput. Sci.*, vol. 12, no. 5, pp. 2798–2807, 2023, doi: 10.33022/ijcs.v12i5.3372.
- [13] N. F. Sahamony, T. Terttiaavini, and H. Rianto, "Analisis Perbandingan Kinerja Model Machine Learning untuk Memprediksi Risiko Stunting pada Pertumbuhan Anak," *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 4, no. 2, pp. 413–422, 2024, doi: 10.57152/malcom.v4i2.1210.
- [14] A. Jalil, A. Homaidi, and Z. Fatah, "Implementasi Algoritma Support Vector Machine Untuk Klasifikasi Status Stunting Pada Balita," *G-Tech J. Teknol. Terap.*, vol. 8, no. 3, pp. 2070–2079, 2024, doi: 10.33379/gtech.v8i3.4811.
- [15] U. Muhammadiyah, M. Aceh, and U. B. Nusantara, "Penggunaan Algoritma Support Vector Machine (SVM) Untuk Deteksi Penipuan pada Transaksi Online," vol. 13, pp. 1627–1632, 2024.
- [16] I. Widiawati, R. Resmana, and S. Novita, *Gerakan Janin dan Desain Metode Pemantauan Berbasis NifECG*. Penerbit NEM, 2022.



- [17] H. M. AULIYA, "SELEKSI FITUR PADA KLASIFIKASI KESEJAHTERAAN JANIN BERDASARKAN DATA KARDIOTOKOGRAFI (KTG) BERBASIS MACHINE LEARNING," 2020.
- [18] P. S. NS, "Correlation of Abnormal Cardiotocography and its Perinatal Outcome," Rajiv Gandhi University of Health Sciences (India), 2014.
- [19] T. M. Permata Aulia, N. Arifin, and R. Mayasari, "Perbandingan Kernel Support Vector Machine (Svm) Dalam Penerapan Analisis Sentimen Vaksinisasi Covid-19," *SINTECH (Science Inf. Technol. J.*, vol. 4, no. 2, pp. 139–145, 2021, doi: 10.31598/sintechjournal.v4i2.762.
- [20] N. F. Sahamony, T. Terttiaavini, and H. Rianto, "Analisis perbandingan kinerja model machine learning untuk memprediksi risiko stunting pada pertumbuhan anak: Analysis of performance comparison of machine learning models for predicting stunting risk in children's growth," *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 4, no. 2, pp. 413–422, 2024.

