Jurnal Ilmiah Sistem Informasi dan Ilmu Komputer
Volume 6, Nomor 3, November 2026
e-ISSN: 2827-7953; p-ISSN: 2827-8135, Hal. 28-45
DOI: https://doi.org/10.55606/juisik.v6i3.2648
Tersedia: http://journal.sinov.id/index.php/juisik

Perbandingan SMOTE dan ADASYN untuk Penyeimbangan Data pada Klasifikasi Kesehatan Janin Menggunakan *Support Vector Machine*

Rachel Ananda[1*], Rahmat Budiarsa[2]
[1,2]Program Studi Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Esa Unggul, Indonesia

**Penulis Korespondensi: rachelananda15@gmail.com*

Abstract*. Fetal health during pregnancy is a crucial aspect, as it directly affects the safety of both the mother and the baby. In fetal health classification, data imbalance, particularly in minority classes such as pathological cases, can significantly reduce the performance of classification models. Therefore, this study applies the Support Vector Machine (SVM) algorithm to the Fetal Health Classification dataset obtained from Kaggle, which consists of 2,126 instances with 21 numerical features. The research process includes data preprocessing, comprising outlier handling using the capping method, data normalization, model training, and data splitting into 80% training data and 20% testing data. Furthermore, feature selection and data balancing are performed using two oversampling techniques: Synthetic Minority Over-sampling Technique (SMOTE) and Adaptive Synthetic Sampling (ADASYN). The SVM model is trained using a linear kernel under three scenarios: SVM without data balancing, SVM with SMOTE, and SVM with ADASYN. Model performance is evaluated using accuracy, precision, recall, F1-score, and the confusion matrix. The experimental results show that the baseline SVM model achieved accuracy, precision, recall, and F1-score values of 0.91. After applying SMOTE, all evaluation metrics improved to 0.92, while ADASYN yielded the best performance, achieving a score of 0.93 across all evaluation metrics. These results indicate that oversampling techniques enhance the ability of the SVM model to recognize minority classes, particularly pathological cases.*

Keywords*: ADASYN; Classification; Fetal Health; SMOTE; Support Vector Machine.*

Abstrak. Ketidakseimbangan data pada klasifikasi kesehatan janin dapat menurunkan kemampuan model dalam mendeteksi kasus risiko tinggi. Penelitian ini membandingkan dua teknik *Oversampling*, yaitu *Synthetic Minority Oversampling Technique* (SMOTE) dan *Adaptive Synthetic Sampling* (ADASYN), untuk meningkatkan performa algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dalam mengklasifikasikan kondisi janin berdasarkan data cardiotocography (CTG). Penelitian menggunakan *Fetal Health Classification Dataset* dari Kaggle dengan 2.126 data dan 21 fitur numerik. Tahapan penelitian meliputi *data preprocessing* yaitu pembersihan data, penghapusan duplikat, penanganan outlier, dan normalisasi, penerapan teknik *Oversampling* SMOTE dan ADASYN, pelatihan model SVM, serta evaluasi kinerja menggunakan metrik akurasi, presisi, *Recall*, dan F1-score. Perbandingan dilakukan antara SVM tanpa *Oversampling*, SVM dengan SMOTE, dan SVM dengan ADASYN. Hasil penelitian menunjukkan bahwa SVM tanpa penyeimbangan data menghasilkan akurasi 91%, presisi 91%, *Recall* 90%, dan F1-score 90%, sedangkan dengan SMOTE akurasi meningkat menjadi 92% dan presisi, *Recall*, serta F1-score masing-masing sebesar 92%, sementara ADASYN memberikan performa terbaik dengan akurasi 93% dan seluruh metrik evaluasi sebesar 93% serta lebih unggul dalam mendeteksi kelas minoritas. Kesimpulannya, ADASYN lebih efektif dalam meningkatkan kemampuan deteksi kasus janin berisiko tinggi, sedangkan SMOTE memberikan kestabilan prediksi pada seluruh kelas, sehingga hasil ini dapat menjadi acuan pemilihan teknik *Oversampling* pada klasifikasi data medis dengan distribusi tidak seimbang.

Kata Kunci: ADASYN; Kesehatan Janin; Klasifikasi; SMOTE; *Support Vector Machine.*

1. LATAR BELAKANG

Kesehatan janin selama kehamilan merupakan faktor penting untuk memastikan bayi lahir dalam kondisi sehat dan mencegah komplikasi seperti gangguan pertumbuhan, kekurangan oksigen, hingga kematian janin. Pemeriksaan rutin menggunakan kardiotokografi (CTG) berperan dalam mendeteksi kelainan sehingga membantu dokter mengambil keputusan secara cepat dan tepat(Salini et al. 2024). Namun, angka kematian bayi baru lahir masih menjadi tantangan global.

Naskah Masuk: 07 Juni 2026; Revisi: 07 Juli 2026; Diterima: 05 Agustus 2026; Terbit: 01 November 2026

Menurut WHO, dunia masih belum mencapai target SDGs dalam menurunkan angka kematian bayi, salah satunya akibat kelahiran prematur (Wilson Fell et al. 2024). WHO dan UNICEF melaporkan bahwa setiap tahun terdapat lebih dari 13 juta kelahiran prematur dengan hampir 1 juta kematian akibat komplikasi prematuritas(World Health Organization 2023). Di Indonesia, sekitar 10–15% dari total kelahiran atau sekitar 600.000 bayi per tahun tergolong prematur(Rohsiswatmo et al. 2023).

Perkembangan teknologi memungkinkan data CTG diolah menggunakan kecerdasan buatan untuk membantu deteksi dini kondisi janin. Penelitian ini menggunakan *Fetal Health Classification Dataset* dari Kaggle yang memuat informasi seperti detak jantung, akselerasi, deselerasi, dan variabilitas denyut jantung untuk mengklasifikasikan kondisi janin menjadi normal, suspect, dan pathological(Jesu, Lazar, and Jayagopalan 2022). Namun, dataset tersebut memiliki ketidakseimbangan kelas, di mana jumlah data janin sehat jauh lebih banyak dibandingkan data janin berisiko. Kondisi ini menyebabkan model cenderung mempelajari kelas mayoritas dan mengabaikan kelas minoritas yang justru penting dalam mendeteksi kondisi kritis(Connal et al. 2023).

Salah satu metode untuk mengatasi ketidakseimbangan data adalah Synthetic Minority Oversampling Technique (SMOTE), yaitu teknik oversampling yang menghasilkan sampel sintetis pada kelas minoritas sehingga distribusi data menjadi lebih seimbang dan risiko overfitting dapat dikurangi(Mauliza et al. 2024). Penelitian yang dilakukan oleh(Guo et al. 2025) dan (Bal and Kayaalp 2025) telah menerapkan SMOTE untuk membandingkan performa beberapa algoritma klasifikasi, termasuk Support Vector Machine (SVM). Namun, penelitian-penelitian tersebut lebih berfokus pada perbandingan algoritma klasifikasi dan belum mengkaji secara khusus pengaruh metode penanganan data tidak seimbang, serta umumnya hanya menggunakan SMOTE tanpa membandingkannya dengan teknik *oversampling* lainnya.

Berdasarkan celah tersebut, penelitian ini membandingkan dua teknik *oversampling*, yaitu SMOTE dan *Adaptive Synthetic Sampling* (ADASYN), pada klasifikasi kesehatan janin menggunakan algoritma SVM. ADASYN menghasilkan sampel sintetis secara adaptif berdasarkan tingkat kesulitan pembelajaran data minoritas sehingga mampu mengurangi bias dan meningkatkan kemampuan model dalam mengklasifikasikan kelas minoritas(Satapathy et al. 2023). Melalui perbandingan kedua metode tersebut, penelitian ini diharapkan dapat memberikan pengetahuan mengenai teknik *oversampling* yang lebih optimal untuk meningkatkan performa prediksi model pada *Fetal Health Classification Dataset* menggunakan algoritma SVM.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Kesehatan Janin

Kesehatan janin merupakan indikator penting perkembangan dan kesejahteraan bayi selama kehamilan yang dinilai melalui berbagai parameter fisiologis menggunakan metode klinis maupun teknologi medis. Salah satu alat utama yang digunakan adalah *cardiotocography* (CTG), yaitu teknik non-invasif yang merekam detak jantung janin dan kontraksi rahim untuk menilai kondisi janin(Roy and Mitra 2023).

CTG mengukur variabilitas detak jantung, akselerasi, deselerasi, dan pola ritme dasar untuk mengklasifikasikan kondisi janin menjadi tiga kategori, yaitu normal, suspicious, dan pathological. Janin normal memiliki variabilitas detak jantung yang baik tanpa deselerasi, kondisi *suspicious* ditandai adanya satu parameter abnormal, sedangkan kondisi *pathological* menunjukkan beberapa abnormalitas serius, seperti deselerasi berulang atau hilangnya variabilitas yang dapat mengindikasikan hipoksia atau *distress* janin(Sharmin et al. 2022).

Klasifikasi

Klasifikasi bertujuan untuk mengelompokkan item-item dalam sebuah data ke dalam kategori atau kelas target tertentu. Proses ini menggunakan metode *supervised learning* untuk membentuk model yang dapat memprediksi kategori data baru berdasarkan pola yang dipelajari. Klasifikasi banyak diterapkan dalam berbagai bidang salah satu contohnya adalah diagnosis medis(Syafika and Karisma 2023).

Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) merupakan algoritma *supervised learning* yang banyak digunakan untuk klasifikasi dan regresi. SVM bekerja dengan mencari *hyperplane* terbaik yang memisahkan kelas data dengan margin maksimum sehingga menghasilkan kemampuan generalisasi yang lebih baik terhadap data baru(Fauzan, Junaedi, and Setyati 2022).

Dalam proses klasifikasi, SVM diawali dengan optimasi *hyperparameter*, seperti nilai C, jenis *kernel*, dan nilai gamma. Setelah model terbentuk, *hyperplane* digunakan untuk memisahkan dua atau lebih kelas, kemudian kinerjanya dievaluasi menggunakan *Confusion Matrix*. Fungsi klasifikasi SVM dapat direpresentasikan sebagai berikut (Maulana et al. 2024).

$$f(x) = W^T X + b$$

Keterangan :

f(x) : berfungsi untuk memprediksi kelas target y berdasarkan fitur input x

W : merupakan vektor bobot yang menunjukkan kontribusi tiap fitur

X : merupakan vektor masukan fitur

b : merupakan bias

Ketidakseimbangan Data

Ketidakseimbangan data adalah kondisi dalam klasifikasi di mana distribusi jumlah data antar kelas tidak merata, misalnya satu kelas (mayoritas) memiliki jumlah sampel jauh lebih banyak dibandingkan kelas lainnya (minoritas). Kondisi ini umum terjadi dalam berbagai aplikasi nyata seperti diagnosis penyakit, dan penyaringan spam, di mana informasi dari kelas minoritas justru sangat penting. Ketidakseimbangan ini menyebabkan model machine learning cenderung bias terhadap kelas mayoritas, sehingga menghasilkan akurasi rendah dalam mengenali kelas minoritas yang berdampak pada kinerja sistem secara keseluruhan(Carvalho, Pinho, and Brás 2025).

Synthetic Minority Oversampling Technique (*SMOTE*)

SMOTE (*Synthetic Minority Over-Sampling Technique*) adalah metode Oversampling yang digunakan untuk mengatasi ketidakseimbangan data dengan menambah data sintetis pada kelas minoritas. Prosesnya dilakukan dengan memilih sampel acak dari kelas minoritas, mencari tetangga terdekat, lalu membuat data baru melalui interpolasi linier. Tujuannya adalah menyeimbangkan distribusi kelas agar model tidak bias terhadap kelas mayoritas(Hairani et al. 2025). Proses pembentukan sampel sintetis pada SMOTE dapat dijelaskan melalui rumus berikut

$$Xsynthetic = Xi + \lambda\,(Xneigh - Xi)$$

Keterangan :

X_i : merupakan sampel minoritas yang dipilih secara acak

X_{neigh} : merupakan salah satu tetangga terdekat dari dari X_i

λ : merupakan bilangan acak dalam rentang [0,1]

Adaptive Synthetic Sampling (*ADASYN*)

ADASYN (*Adaptive Synthetic Sampling*) adalah metode Oversampling adaptif yang digunakan untuk menyeimbangkan data dengan cara membuat sampel sintetis tambahan pada kelas minoritas. Jumlah sampel yang dihasilkan disesuaikan dengan tingkat kesulitan tiap data minoritas untuk dipisahkan dari kelas mayoritas. Semakin sulit dipisahkan, semakin banyak sampel baru yang dibuat di sekitarnya. Pendekatan ini efektif mengurangi bias model terhadap kelas mayoritas dan meningkatkan akurasi prediksi pada data yang tidak seimbang(Zhang et al. 2025). Proses pembentukan sampel sintetis pada SMOTE dapat dijelaskan melalui rumus berikut(Gnip, Vokorokos, and Drotár 2021)

$$s_i = x_i + \lambda(x_{zi} - x_i), \quad \lambda \in [0,1]$$

Keterangan :

X_i : merupakan data minoritas asli

X_{zi} : merupakan salah satu tetangga terdekat dari dari X_i

λ : bilangan acak antara 0 dan 1, digunakan sebagai faktor penentu titik sintetis

$\lambda \in [0,1]$: nilai λ dipilih secara acak dari rentang 0 sampai 1

S_i : merupakan sampel sintetis baru hasil interpolasi antara X_i dan X_{zi}, dimana :

Jika $\lambda = 0$, maka $S_i = X_i$ (sama dengan data asli)

Jika $\lambda = 1$, maka $S_i = X_{zi}$ (sama dengan tetangga terdekat)

Jika $0 < \lambda < 1$, maka S_i (berada di antara keduanya)

Multiclass Classification

Multiclass Classification adalah proses pengelompokan data ke dalam lebih dari dua kategori atau data bisa dibagi menjadi banyak kelompok sekaligus. Model pada machine learning dilatih untuk mengenali pola dari data agar bisa menempatkan setiap data ke dalam salah satu kelas yang paling sesuai. Karena jumlah kelas lebih dari dua, sistem perlu kemampuan lebih baik untuk membedakan pola yang mirip antar kelas(Alorf 2025).

Confusion Matrix

Confusion Matrix adalah sebuah tabel berukuran n × n yang berisi informasi tentang hasil prediksi model klasifikasi dibandingkan dengan data sebenarnya. *Confusion Matrix* menampilkan jumlah true positive (TP), true negative (TN), false positive (FP), dan false negative (FN)(Jude Chukwura Obi 2023).

Accuracy

Akurasi adalah perbandingan antara jumlah prediksi yang benar dengan jumlah seluruh data uji. Sederhananya, akurasi menunjukkan seberapa sering model membuat prediksi yang tepat(Jude Chukwura Obi 2023).

Recall

Recall adalah ukuran yang menunjukkan seberapa baik sebuah model menemukan semua data yang benar-benar positif. *Recall* menghitung berapa banyak kasus positif yang berhasil ditemukan oleh model dari seluruh kasus positif yang ada(Jude Chukwura Obi 2023).

Precision

Precision adalah ukuran yang menunjukkan seberapa tepat sebuah model saat memprediksi data sebagai positif. Nilai Precision yang tinggi berarti sebagian besar prediksi positif model memang benar, sedangkan nilai Precision yang rendah berarti banyak prediksi positif yang ternyata salah(Jude Chukwura Obi 2023).

F1-Score

F1-score adalah ukuran kinerja model yang menggabungkan Precision dan Recall menjadi satu nilai atau dapat disimpulkan F1-score membantu menilai seberapa baik model dalam memberikan prediksi yang benar. Nilai ini dihitung dengan menggunakan rata-rata dari Precision dan Recall(Jude Chukwura Obi 2023)

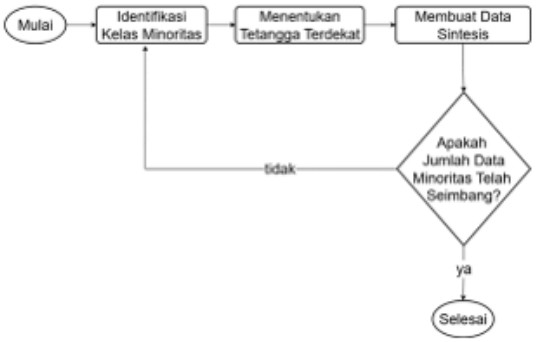
3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan dengan beberapa tahapan, Tahap pertama adalah Inspect Data, yaitu proses untuk memahami karakteristik dataset yang digunakan. Pada tahap ini, penelitian diawali dengan melakukan inspeksi terhadap Fetal Health Classification Dataset yang diperoleh dari situs Kaggle. Tujuan dari tahapan ini adalah melakukan pemeriksaan awal terhadap kondisi dataset sebelum memasuki tahap pemrosesan lebih lanjut. Proses inspeksi meliputi load data, pemeriksaan nilai yang hilang (*missing values***)**, pendeteksian data duplikat, pendeteksian outlier, serta analisis distribusi label pada variabel target.

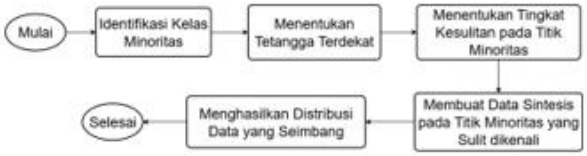
Tahap kedua adalah *Enrich Data*, yaitu proses pengolahan data untuk meningkatkan kualitas dataset sehingga informasi yang diperoleh menjadi lebih optimal. Setelah tahap *Inspect Data* selesai dilakukan, langkah selanjutnya adalah *Enrich Data*, yang bertujuan untuk menangani berbagai permasalahan yang ditemukan pada tahap sebelumnya. Pada tahap ini dilakukan proses perbaikan data, seperti penanganan terhadap permasalahan yang teridentifikasi selama proses *Inspect Data*, sehingga dataset menjadi lebih siap untuk digunakan pada tahap pemodelan.

Tahap ketiga adalah *Identify Feature*, yaitu memilih fitur yang paling penting dan berpengaruh terhadap hasil klasifikasi. Tahap ini diawali dengan pemisahan dataset menjadi variabel fitur dan target, kemudian dibagi menjadi data latih dan data uji, serta dilakukan normalisasi agar setiap fitur memiliki skala yang seragam. Berikutnya, dilakukan analisis *Feature Importance* untuk mengetahui tingkat kepentingan setiap fitur, yang kemudian dilanjutkan dengan *Feature Selection* guna mengidentifikasi fitur-fitur yang paling relevan terhadap hasil prediksi. Setelah fitur penting diperoleh, dilakukan penanganan ketidakseimbangan data menggunakan teknik *oversampling*, yaitu *Synthetic Minority*

Oversampling Technique (SMOTE) dan *Adaptive Synthetic Sampling* (ADASYN). Pada gambar 1, ditunjukkan alur penerapan metode SMOTE dan pada gambar 2, ditunjukkan alur penerapan metode ADASYN

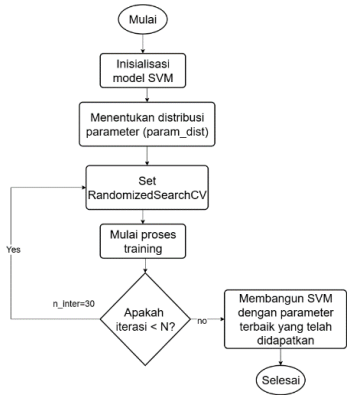


Gambar 1. Alur Penerapan SMOTE.



Gambar 2. Alur Penerapan ADASYN.

Tahap selanjutnya adalah *training model*, yaitu melatih model klasifikasi menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM) pada data yang telah diseimbangkan dengan SMOTE dan ADASYN. Sebelum pelatihan, dataset dibagi menggunakan metode *holdout*, yaitu 80% sebagai data latih dan 20% sebagai data uji. Selanjutnya dilakukan proses pelatihan SVM disertai optimasi parameter yang meliputi inisialisasi model, penentuan parameter yang diuji, proses *training*, dan pemilihan parameter terbaik untuk membangun model akhir. Alur penerapan SVM pada penelitian ini ditunjukkan pada Gambar :



Gambar 3. Alur Penerapan SVM.

Tahap terakhir adalah *Evaluation*, pada tahap ini evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan Confusion Matrix dan metrik Accuracy, Precision, Recall, serta F1-score. Pada penelitian ini, proses klasifikasi terdiri atas tiga kelas, yaitu Normal (1), Suspect (2), dan Pathological (3), sehingga digunakan Confusion Matrix berukuran 3×3 untuk membandingkan

label aktual dengan hasil prediksi model. Skema Confusion Matrix yang digunakan ditunjukkan pada Tabel 1.

Table 1. Skema Confusion Matrix.

	Predicted Normal	**Predicted Suspect**	**Predicted Pathological**
Actual Normal	*True Positive (TP)*	*False Negative (FN)*	*False Negative (FN)*
Actual Suspect	*False Positive (FP)*	*True Positive (TP)*	*False Negative (FN)*
Actual Pathological	*False Positive (FP)*	*False Positive (FP)*	*True Positive (TP)*

Confusion Matrix terdiri atas empat komponen utama, yaitu True Positive (TP) yang menunjukkan jumlah data positif yang berhasil diklasifikasikan dengan benar, True Negative (TN) yang menunjukkan jumlah data negatif yang diprediksi dengan benar, False Positive (FP) yang menunjukkan data negatif yang salah diklasifikasikan sebagai positif, serta False Negative (FN) yang menunjukkan data positif yang salah diklasifikasikan sebagai negatif.

Accuracy

Accuracy adalah ukuran seberapa banyak prediksi yang benar dari semua prediksi yang dibuat. Berikut merupakan rumus dari *Accuracy*(Ahmed et al. 2022) :

$$Accuracy = \left(\frac{TP + TN}{TP + FN + FP + TN} \right)$$

Precision

Precision adalah perbandingan antara jumlah prediksi positif yang benar dengan semua prediksi positif yang dibuat, dan dihitung dengan rumus berikut(Ahmed et al. 2022) :

$$Precision = \left(\frac{TP}{TP + FP} \right)$$

Recall

Recall adalah perbandingan antara jumlah prediksi positif yang benar dengan semua data positif sebenarnya. Nilai *Recall* dihitung dengan rumus berikut (Ahmed et al. 2022) :

$$Recall = \left(\frac{TP}{TP + FN} \right)$$

F1-score

F1-score adalah ukuran yang digunakan untuk menilai kinerja model klasifikasi dengan menggabungkan : *Precision* (ketepatan) dan *Recall* (kelengkapan). Berikut merupakan rumus untuk menghitung F1-Score(Ahmed et al. 2022) :

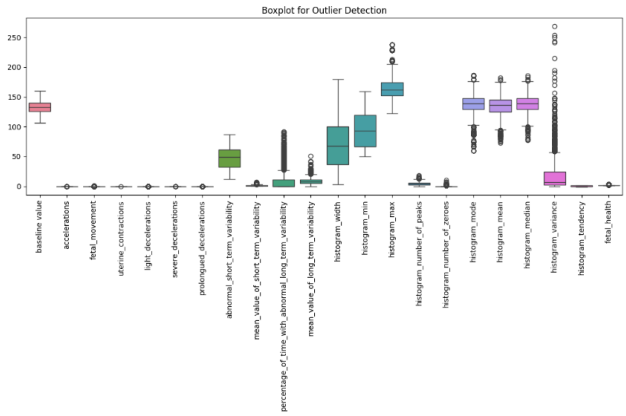
$$F1 = \left(2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \right)$$

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Inspect Data

Tahap *inspect data* dilakukan untuk memahami karakteristik *Fetal Health Classification Dataset* sebelum proses prapemrosesan dan pemodelan. Dataset terdiri atas 2.126 sampel dengan 21 fitur numerik dan 1 variabel target (*fetal_health*). Variabel target memiliki tiga kelas, yaitu Normal sebanyak 1.655 data, Suspect sebanyak 295 data, dan Pathological sebanyak 176 data, sehingga menunjukkan adanya ketidakseimbangan distribusi kelas. Seluruh fitur merepresentasikan karakteristik sinyal *cardiotocography* (CTG), seperti *baseline fetal heart rate*, akselerasi, deselerasi, variabilitas denyut jantung, dan karakteristik histogram. Proses pemuatan data menunjukkan bahwa dataset berhasil dibaca dengan baik dan memiliki struktur yang sesuai untuk tahap analisis selanjutnya.

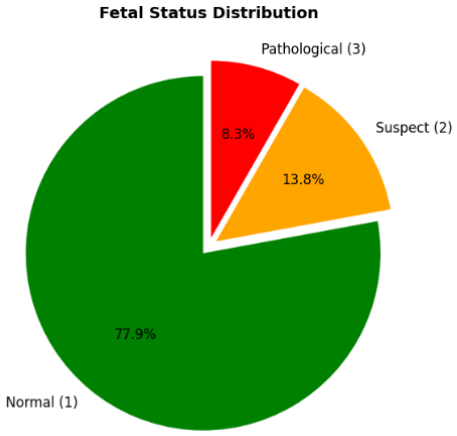
Selanjutnya dilakukan pemeriksaan kualitas data yang meliputi pengecekan *missing value*, data duplikat, dan *outlier*. Hasil pemeriksaan menunjukkan bahwa seluruh atribut tidak memiliki *missing value*, sehingga dataset dapat digunakan tanpa proses imputasi. Namun, ditemukan 13 data duplikat yang kemudian dihapus untuk menghindari bias pada proses pelatihan model. Selain itu, visualisasi menggunakan *boxplot* mengidentifikasi adanya *outlier* pada beberapa fitur, di antaranya *baseline value*, *mean value of short-term variability*, *mean value of long-term variability*, *histogram width*, *histogram min*, *histogram max*, *histogram mode*, *histogram mean*, *histogram median*, dan *histogram variance*. Keberadaan *outlier* ini menjadi pertimbangan pada tahap prapemrosesan karena berpotensi memengaruhi distribusi data dan performa model. *Output* dari hasil deteksi outlier ini dapat dilihat pada gambar di bawah ini :



Gambar 4. Deteksi Outlier.

Distribusi kelas pada dataset ditunjukkan pada Gambar 5. Sebagian besar data berada pada kelas Normal sebesar 77,9%, sedangkan kelas *Suspect* dan *Pathological* masing-masing sebesar 13,8% dan 8,3%.

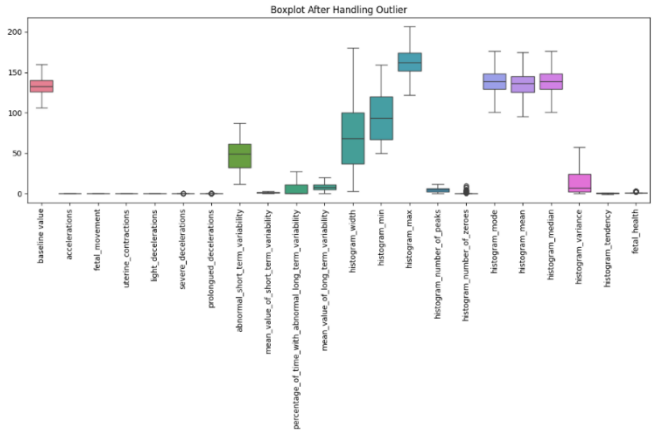
Dominasi kelas Normal menunjukkan bahwa dataset memiliki karakteristik *imbalanced data*, sehingga diperlukan teknik penyeimbangan data sebelum proses klasifikasi agar model tidak bias terhadap kelas mayoritas.



Gambar 5. Distribusi Kelas Fetal Health.

Enrich Data

Tahap *enrich data* dilakukan untuk meningkatkan kualitas dataset sebelum proses pemodelan. Berdasarkan hasil *inspect data*, ditemukan 13 data duplikat dan beberapa *outlier* pada sejumlah fitur. Seluruh data duplikat dihapus untuk menghindari bias pada proses pelatihan model, sedangkan *outlier* ditangani menggunakan metode pembatasan nilai (*capping*) sehingga distribusi data menjadi lebih stabil. Hasil prapemrosesan menunjukkan bahwa dataset telah bebas dari data duplikat dan sebagian besar nilai ekstrem berhasil diminimalkan.

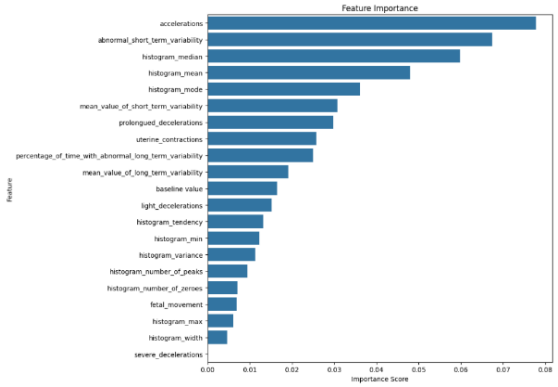


Gambar 6. *Output Handling Outlier*.

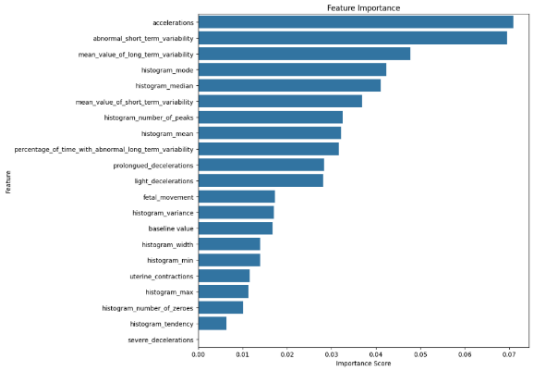
Proses penanganan *outlier* tidak diterapkan pada fitur *fetal_health*, *severe_decelerations*, *prolongued_decelerations*, dan *histogram_number_of_zeroes* karena nilai kuartil pertama, kedua, dan ketiganya sama, sehingga metode berbasis kuartil tidak dapat digunakan. Dengan demikian, dataset yang dihasilkan menjadi lebih bersih, konsisten, dan siap digunakan pada tahap pemodelan.

Identify Feature

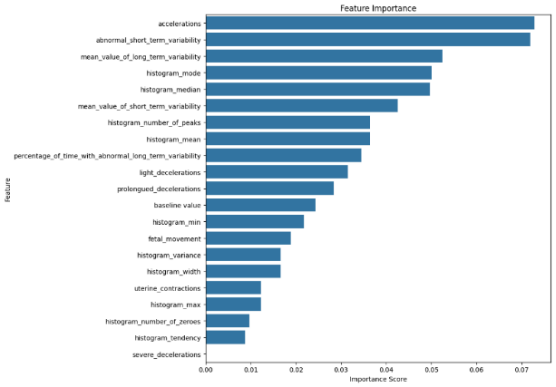
Tahap *identify feature* diawali dengan pembagian dataset yang telah melalui tahap prapemrosesan menjadi 80% data latih (1.690 data) dan 20% data uji (423 data). Selanjutnya dilakukan normalisasi untuk menyamakan skala seluruh fitur sehingga setiap variabel memiliki rentang nilai yang sebanding dan tidak mendominasi proses pembelajaran model. Setelah itu, analisis *feature importance* dilakukan pada tiga skenario, yaitu SVM Original, SVM dengan SMOTE, dan SVM dengan ADASYN, untuk mengidentifikasi fitur yang paling berpengaruh terhadap klasifikasi kesehatan janin.



Gambar 7. Feature Importance SVM Original.



Gambar 8. Feature Importance SVM dengan SMOTE

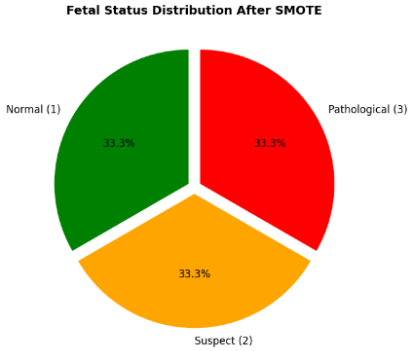


Gambar 9. Feature Importance SVM dengan ADASYN.

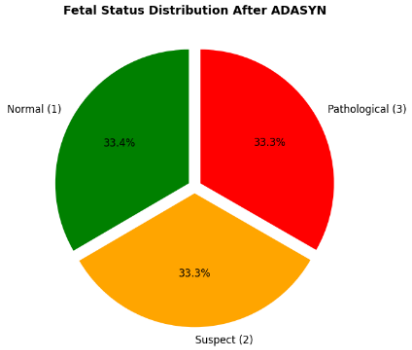
Hasil analisis menunjukkan bahwa ketiga skenario memiliki pola yang relatif konsisten. Fitur *accelerations, abnormal short-term variability, mean value of long-term variability, histogram mode,* dan *histogram median* merupakan fitur yang memberikan kontribusi terbesar terhadap proses klasifikasi.

Sebaliknya, fitur seperti *severe decelerations, histogram number of zeroes,* dan *histogram width* memiliki tingkat kepentingan yang relatif rendah. Analisis *feature selection* pada masing-masing kelas (*Normal*, *Suspect*, dan *Pathological*) juga menunjukkan bahwa fitur-fitur utama tersebut tetap menjadi indikator dominan dalam membedakan kondisi kesehatan janin, meskipun tingkat kontribusinya berbeda pada setiap kelas.

Untuk mengatasi ketidakseimbangan data, diterapkan teknik *oversampling* menggunakan SMOTE dan ADASYN. Hasil penerapan SMOTE menghasilkan distribusi kelas yang seimbang dengan masing-masing 1.316 data pada kelas Normal, Suspect, dan Pathological. Sementara itu, ADASYN menghasilkan distribusi yang hampir seimbang, yaitu 1.316 data pada kelas Normal serta 1.312 data pada kelas Suspect dan Pathological. Perbedaan tersebut terjadi karena ADASYN menghasilkan sampel sintetis secara adaptif pada data minoritas yang lebih sulit dipelajari.



Gambar 10. Distribusi Kelas dengan SMOTE.



Gambar 11. Distribusi Kelas dengan ADASYN.

Training Model

Pada tahap ini, menggunakan *Hyperparameter Tuning* untuk mencari kombinasi parameter terbaik pada algoritma SVM yaitu Randomized Search. Parameter yang dioptimalkan meliputi C, gamma, kernel, dan class weight. Hasil parameter terbaik serta waktu pelatihan pada masing-masing skenario ditunjukkan pada Tabel 2.

Table 2. *Best Parameter*.

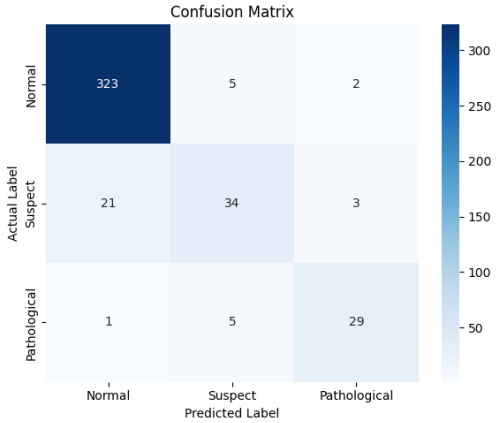
Best Parameter			
C	SVM Original	SVM with SMOTE	SVM with ADASYN
	35.93813663804626	12.915496650148826	
Gamma	0.01		
Kernel	RBF		
Class_Weight	None	Balance	
Waktu Proses	85.33 detik (1,4 menit)	359.88 detik (6 menit)	431.80 detik (7,2 menit)

Berdasarkan Tabel 2, seluruh model menggunakan kernel RBF dengan gamma 0,01, sedangkan nilai C berbeda antara SVM Original dan model yang menggunakan oversampling. Selain itu, penerapan SMOTE dan ADASYN menggunakan class weight balanced serta memerlukan waktu pelatihan yang lebih lama dibandingkan SVM Original karena adanya proses pembangkitan data sintetis sebelum pelatihan model

Evaluasi

Evaluasi dilakukan untuk membandingkan performa tiga skenario model, yaitu SVM Original, SVM dengan SMOTE, dan SVM dengan ADASYN, menggunakan Confusion Matrix dan metrik Accuracy, Precision, Recall, serta F1-score. Karena penelitian ini merupakan klasifikasi multikelas (*Normal*, *Suspect*, dan *Pathological*), evaluasi dilakukan menggunakan *Confusion Matrix* berukuran 3×3 yang kemudian digunakan sebagai dasar perhitungan seluruh metrik evaluasi.

Evaluasi SVM Original



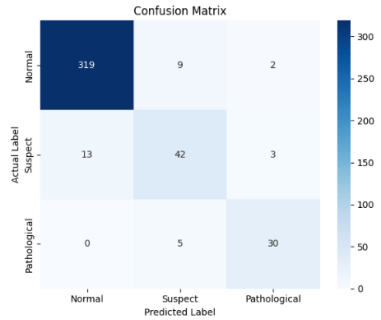
Gambar 12. Confusion Matrix SVM Original.

Hasil *Confusion Matrix* untuk semua kelas dapat dilihat pada *Classification* report tabel 3 sebagai berikut:

Table 3. Classification Report SVM Original.

***Classification* Report**			
	Precision	***Recall***	**F1-score**
1.0	0.94	0.98	0.96
2.0	0.77	0.59	0.67
3.0	0.85	0.83	0.84
Accuracy			0.91
Macro avg	0.85	0.80	0.82
Weight avg	0.91	0.91	0.91
Accuracy	0.91		
Recall	0.91		
Precision	0.90		
F1 Score	0.90		

Evaluasi SVM with SMOTE



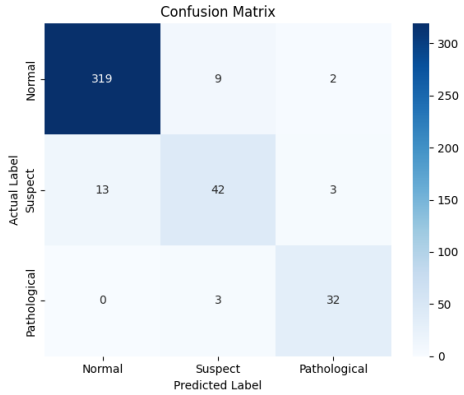
Gambar 13. Confusion Matric SVM with SMOTE.

Hasil *Confusion Matrix* untuk semua kelas dapat dilihat pada *Classification* report tabel 4 sebagai berikut :

Table 4. Classification Report SVM with SMOTE.

***Classification* Report**			
	Precision	***Recall***	**F1-score**
1.0	0.96	0.97	0.96
2.0	0.75	0.72	0.74
3.0	0.86	0.86	0.86
Accuracy			0.92
Macro avg	0.86	0.85	0.85
Weight avg	0.92	0.92	0.92
Accuracy	0.92		
Recall	0.92		
Precision	0.92		
F1 Score	0.92		

Evaluasi SVM with ADASYN



Gambar 14. Confusion Matrix SVM with ADASYN.

Hasil *Confusion Matrix* untuk semua kelas dapat dilihat pada *Classification* report tabel 4.10 sebagai berikut

Table 5. Classification Report SVM with ADASYN.

***Classification* Report**			
	Precision	***Recall***	**F1-score**
1.0	0.96	0.97	0.96
2.0	0.78	0.72	0.75
3.0	0.86	0.91	0.89
Accuracy			0.93
Macro avg	0.87	0.87	0.87
Weight avg	0.93	0.93	0.93
Accuracy	0.93		
Recall	0.93		
Precision	0.93		
F1 Score	0.93		

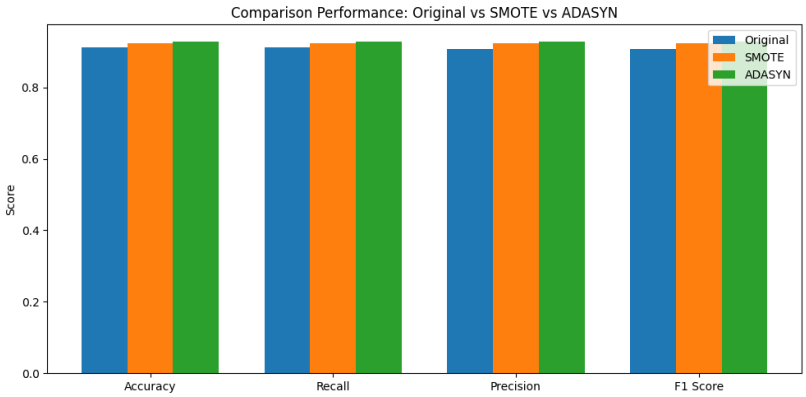
Berdasarkan hasil *Confusion Matrix* dan *classification report*, SVM Original memperoleh akurasi sebesar 0,91 dengan nilai *macro F1-score* sebesar 0,82. Model mampu mengklasifikasikan kelas Normal dengan baik, namun masih mengalami kesalahan prediksi pada kelas Suspect dan Pathological, terutama karena distribusi data yang tidak seimbang. Setelah diterapkan SMOTE, performa model meningkat dengan akurasi 0,92 dan *macro F1-score* 0,85. Peningkatan tersebut terutama terlihat pada kemampuan model dalam mengenali

kelas Suspect, yang ditunjukkan oleh meningkatnya nilai *Recall* dari 0,59 menjadi 0,72. Hasil terbaik diperoleh pada model SVM dengan ADASYN yang mencapai akurasi 0,93 dengan *macro F1-score* sebesar 0,87. Selain meningkatkan performa pada kelas Suspect, ADASYN juga menghasilkan peningkatan *Recall* pada kelas Pathological menjadi 0,91, lebih tinggi dibandingkan SVM Original (0,83) maupun SVM dengan SMOTE (0,86). Hasil ini menunjukkan bahwa pendekatan adaptif ADASYN lebih efektif dalam membantu model mempelajari pola pada kelas minoritas.

Perbandingan performa ketiga model ditunjukkan pada Tabel 6 dan Gambar 15. Seluruh metrik evaluasi mengalami peningkatan secara bertahap, dari 0,91 pada SVM Original menjadi 0,92 setelah penerapan SMOTE, dan mencapai 0,93 pada ADASYN. Temuan ini menunjukkan bahwa teknik *oversampling* memberikan pengaruh positif terhadap performa klasifikasi, dengan ADASYN menghasilkan peningkatan terbaik karena mampu menghasilkan sampel sintetis secara adaptif pada area kelas minoritas yang sulit dipelajari.

Table 6. Hasil Pengujian Perbandingan.

Metode	*Accuracy*	*Recall*	*Precision*	F1 Score
SVM Original	0.91	0.91	0.91	0.91
SVM + SMOTE	0.92	0.92	0.92	0.92
SVM + ADASYN	0.93	0.93	0.93	0.93



Gambar 15. Perbandingan Performance : Original vs SMOTE vs ADASYN.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian, penerapan teknik *oversampling* menggunakan SMOTE dan ADASYN terbukti efektif meningkatkan performa algoritma Support Vector Machine (SVM) dalam klasifikasi kesehatan janin pada data yang tidak seimbang. Tanpa *oversampling*, SVM memperoleh akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score* sebesar 91%. Setelah diterapkan SMOTE, seluruh metrik meningkat menjadi 92%, sedangkan ADASYN memberikan hasil terbaik dengan nilai akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score* sebesar 93%.

Keunggulan ADASYN disebabkan kemampuannya menghasilkan sampel sintetis secara adaptif pada data minoritas yang sulit dipelajari sehingga meningkatkan sensitivitas model terhadap kelas minoritas. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa penanganan ketidakseimbangan data berpengaruh signifikan terhadap kinerja model klasifikasi kesehatan janin. Oleh karena itu, teknik *oversampling*, khususnya ADASYN, dapat direkomendasikan untuk meningkatkan kualitas prediksi pada dataset dengan distribusi kelas yang tidak seimbang.

Saran

Berdasarkan hasil penelitian dan evaluasi yang telah dilakukan, penelitian selanjutnya disarankan menggunakan *Fetal Health Classification Dataset* dengan jumlah data yang lebih besar dan lebih bervariasi agar model dapat mempelajari pola yang lebih luas sehingga berpotensi meningkatkan akurasi dan kemampuan generalisasi model. Selain itu, penelitian berikutnya dapat membandingkan performa algoritma pembelajaran mesin lain, seperti Random Forest dan Naïve Bayes, serta mengeksplorasi teknik penyeimbangan data selain SMOTE dan ADASYN, seperti Borderline-SMOTE dan SMOTEENN, untuk mengetahui metode yang paling efektif dalam meningkatkan performa klasifikasi, khususnya dalam mendeteksi kelas minoritas.

DAFTAR REFERENSI

Ahmed, Gulnaz, Meng Joo Er, Mian Muhammad Sadiq Fareed, Shahid Zikria, Saqib Mahmood, Jiao He, Muhammad Asad, Syeda Fizzah Jilani, and Muhammad Aslam. 2022. "DAD-Net: Classification of Alzheimer's Disease Using ADASYN Oversampling Technique and Optimized Neural Network." *Molecules* 27(20):1–21. doi: 10.3390/molecules27207085.

Alorf, Abdulaziz. 2025. "Transformer and Convolutional Neural Network: A Hybrid Model for Multimodal Data in Multiclass Classification of Alzheimer's Disease." *Mathematics* 13(10). doi: 10.3390/math13101548.

Bal, Fatih, and Fatih Kayaalp. 2025. "Performance Comparison of Smote-Based Machine Learning Models on Unbalanced Datasets: A Study on Date and Pistachio Fruits." *İstanbul Ticaret Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi* 24(47):176–200. doi: 10.55071/ticaretfbd.1597150.

Carvalho, Miguel, Armando J. Pinho, and Susana Brás. 2025. "Resampling Approaches to Handle Class Imbalance: A Review from a Data Perspective." *Journal of Big Data* 12(1). doi: 10.1186/s40537-025-01119-4.

Connal, Siobhan, James M. Cameron, Alexandra Sala, Paul M. Brennan, David S. Palmer, Joshua D. Palmer, Haley Perlow, and Matthew J. Baker. 2023. "Liquid Biopsies: The Future of Cancer Early Detection." *Journal of Translational Medicine* 21(1):1–18. doi: 10.1186/s12967-023-03960-8.

Fauzan, Moch, Hartarto Junaedi, and Endang Setyati. 2022. "Klasifikasi Al – Qur'an Terjemahan Bahasa Indonesia Dengan Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (Svm)." *Konvergensi* 18(2):42–49. doi: 10.30996/konv.v18i1.6912.

Gnip, Peter, Liberios Vokorokos, and Peter Drotár. 2021. "Selective Oversampling Approach for Strongly Imbalanced Data." *PeerJ Computer Science* 7:1–22. doi: 10.7717/PEERJ-CS.604.

Guo, Ruizhou, Ben Liu, Yunqi Wu, Yilu Zhang, Xiyang Wang, Dingyu Jiang, and Zheng Liu. 2025. "Machine Learning Algorithms for Prediction of Cerebrospinal Fluid Leakage after Posterior Surgery for Thoracic Ossification of the Ligamentum Flavum." *Scientific Reports* 15(1):1–20. doi: 10.1038/s41598-025-07430-7.

Hairani, Hairani, Triyanna Widiyaningtyas, Didik Dwi Prasetya, and Afrig Aminuddin. 2025. "Addressing Imbalance in Health Datasets: A New Method NR-Clustering SMOTE and Distance Metric Modification." *Computers, Materials and Continua* 82(2):2931–49. doi: 10.32604/cmc.2024.060837.

Jesu, Arokia, Prabhu Lazar, and Santhosh Jayagopalan. 2022. "Fetal Health Classification from Cardiotocographic Data Using Machine Learning." *Expert Systems* (November 2021). doi: 10.1111/exsy.12899.

Jude Chukwura Obi. 2023. "A Comparative Study of Several Classification Metrics and Their Performances on Data." *World Journal of Advanced Engineering Technology and Sciences* 8(1):308–14. doi: 10.30574/wjaets.2023.8.1.0054.

Maulana, Bagas Akbar, Muhammad Jazilul Fahmi, Ari Muhamad Imran, and Nutriana Hidayati. 2024. "Sentiment Analysis of Pluang Applications With Naive Bayes and Support Vector Machine (SVM)." *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science* 4(2):375–84. doi: https://doi.org/10.57152/malcom.v4i2.1206.

Mauliza, Nia, Aisha Shakila Iedwan, Yoga Pristyanto, Anggit Dwi Hartanto, and Arif Nur Rohman. 2024. "The Effect of Resampling Techniques on Model Performance Classification of Maternal Health Risks." *Jurnal RESTI* 8(4):496–505. doi: 10.29207/resti.v8i4.5934.

Rohsiswatmo, Rinawati, Hardya Gustada Hikmahrachim, Muhamad Azharry Rully Sjahrulla, Putri Maharani Tristanita Marsubrin, Risma Kerina Kaban, Rosalina Dewi Roeslani, Adhi Teguh Perma Iskandar, Distyayu Sukarja, Ahmad Kautsar, Ivo Urwah, Hartono Gunardi, and Yoga Devaera. 2023. "The Cohort of Indonesian Preterm Infants for Long-Term Outcomes (CIPTO) Study: A Protocol." *BMC Pediatrics* 23(1):1–7. doi: 10.1186/s12887-023-04263-z.

Roy, S., and M. Mitra. 2023. "Optimizing Fetal Health Assessment and Mortality Prevention: An In-Depth Exploration of Ensemble Learning Techniques on Cardiotocogram Data …." *International Journal of Current Science (IJSCPUB)* 13(4):851–858. doi: 10.1729/Journal.36830.

Salini, Yalamanchili, Sachi Nandan Mohanty, Janjhyam Venkata Naga Ramesh, Ming Yang, and Mukkoti Maruthi Venkata Chalapathi. 2024. "Cardiotocography Data Analysis for Fetal Health Classification Using Machine Learning Models." *IEEE Access* 12(January):26005–22. doi: 10.1109/ACCESS.2024.3364755.

Satapathy, Sandeep Kumar, Shruti Mishra, Pradeep Kumar Mallick, and Gyoo Soo Chae. 2023. "ADASYN and ABC-Optimized RBF Convergence Network for Classification of Electroencephalograph Signal." *Personal and Ubiquitous Computing* 27(3):1161–77. doi: 10.1007/s00779-021-01533-4.

Sharmin, Dr. Zenifar, Professor Kamrun Nesa Runa, Dr. Shahnaj Jahan Chaudhury, Dr. SK. Tasnuva Alam, Dr. Masuma Tabassum, Dr. Lipika Chowdhury, and Dr. Marjansultana Dr. Marjansultana. 2022. "Monitoring Intrapartum Fetal Distress by Cardiotocography & Observe Its Relation with Umbilical Cord Blood Sampling & Perinatal Outcome." *Scholars International Journal of Obstetrics and Gynecology* 5(6):294–303. doi: 10.36348/sijog.2022.v05i06.003.

Syafika, Vicky Alfina Nur, and Ria Dhea Layla Nur Karisma. 2023. "On Implementation of Support Vector Machine (SVM) in Determining the Classification of Stunting-Specific Intervention Index in Indonesia." *Seminar Nasional Official Statistics* 2023(1):267–76. doi: 10.5555/soski.2023.1595.

Wilson Fell, Graeme, Lucia Hug, Yang Liu, Wanli Nie, David Sharrow, Danzhen You, Bochen Cao, Doris Ma Fat, Jessica Ho, Wahyu Retno Mahanani, Kathleen Strong, Haidong Wang World Bank Group Emi Suzuki, Patrick Gerland, Sara Hertog, Yumiko Kamiya, Vladimíra Kantorová, Pablo Lattes, Kyaw Kyaw Lay, Joseph Molitoris, Suryanarayana Murthy Palacharla, Mark Wheldon, Iván Williams, Lubov Zeifman, Helena Cruz Castanheira, Fernando Fernandes, José Henrique Monteiro da Silva, Enrique Acosta, Leontine Alkema, and Michel Guillot. 2024. *UNIGME 2024 Levels & Trends in Child Mortality*.

World Health Organization. 2023. "152 Million Babies Born Preterm in the Last Decade." *World Health Organization*. Retrieved August 4, 2025 (https://www.who.int/news/item/09-05-2023-152-million-babies-born-preterm-in-the-last-decade).

Zhang, Tianyi, Jing Yang, Ru Liu, and Qiyuan Feng. 2025. "PAD-SA: A Method for Predicting the Turnover of Scientific Researchers Based on ADASYN-Stacking Algorithm." *Discover Applied Sciences* 7(5). doi: 10.1007/s42452-025-06970-x.