Klasifikasi Kelahiran Normal dan Kelahiran Tidak Normal menggunakan Algoritma *Gradient Boosted Decision Trees* di Kawasan Pegunungan: Studi Kasus Pasien di Kawasan Gunung Dempo

Angga Putrawansyah PB[1]*, M Izman Herdianyah[2]
[1-2]Program Studi Teknik Informatika, Program Pascasarjana, Universitas Bina Darma, Indonesia

Corresponding Author's e-mail: *ang.putra777@gmail.com*

ARMADA
JURNAL PENELITIAN MULTIDISIPLIN

e-ISSN: 2964-2981

ARMADA : Jurnal Penelitian Multidisiplin

https://ejournal.45mataram.ac.id/index.php/armada

Vol. 04, No. 10 Oktober, 2026

Page: 6377-6389

DOI:

https://doi.org/10.55681/armada.v4i10.4301

Article History:

Received: Agustus 12, 2026

Revised: September 10, 2026

Accepted: Oktober 19, 2026

Abstract *: The high Maternal Mortality Rate (MMR) in Indonesia, particularly in remote and mountainous areas, remains a major challenge in maternal healthcare due to geographical accessibility constraints and limited healthcare facilities. This study aims to implement and evaluate the performance of the Gradient Boosted Decision Trees (GBDT) algorithm for classifying normal and abnormal deliveries based on maternal clinical and geographical factors among pregnant women in the Mount Dempo region. The study utilised 350 electronic medical records of patients from UPTD RSD Besemah, Pagar Alam City. The attributes included maternal age, hypertension, glucose levels, previous delivery history, foetal position, narrow pelvis, premature rupture of membranes, ANC visit frequency, distance, and travel time to the hospital. The model was developed through data preprocessing and a Stratified Train-Test Split approach using 280 training data and 70 testing data. The evaluation results showed an accuracy of 81.43%, precision of 84.9%, recall of 90.0%, and an F1-score of 87.37%. The high recall value indicates the model's capability in early detection of high-risk deliveries. This study contributes to the development of a medical decision support system to optimise early referral and delivery management in remote areas.*

Keywords: *Gradient Boosted Decision Trees (GBDT), Delivery Classification, Mountainous Region, Electronic Medical Records, Decision Support System.*

Abstrak : Angka Kematian Ibu (AKI) di Indonesia, terutama pada wilayah terpencil dan pegunungan, masih menjadi permasalahan dalam pelayanan kesehatan maternal akibat keterbatasan akses geografis dan fasilitas kesehatan. Penelitian ini bertujuan mengimplementasikan dan mengevaluasi algoritma *Gradient Boosted Decision Trees* (GBDT) untuk mengklasifikasikan jenis persalinan normal dan tidak normal berdasarkan faktor klinis maternal serta geografis pasien ibu hamil di kawasan Gunung Dempo. Data penelitian menggunakan 350 rekam medis elektronik pasien UPTD RSD Besemah Kota Pagar Alam dengan atribut usia ibu, hipertensi, kadar glukosa, riwayat partus, kondisi janin, panggul sempit, ketuban pecah dini, kunjungan ANC, jarak, dan waktu tempuh menuju rumah sakit. Model dikembangkan melalui tahapan *preprocessing* dan *Stratified Train-Test Split* dengan 280 data latih dan 70 data uji. Hasil evaluasi menunjukkan

akurasi 81,43%, presisi 84,9%, *recall* 90,0%, dan *F1-Score* 87,37%. Nilai *recall* yang tinggi menunjukkan kemampuan model dalam mendeteksi risiko persalinan secara dini. Penelitian ini berkontribusi dalam pengembangan sistem pendukung keputusan medis untuk membantu optimalisasi rujukan persalinan di daerah terpencil.

Kata Kunci: *Gradient Boosted Decision Trees* (GBDT), Klasifikasi Persalinan, Kawasan Pegunungan, Rekam Medis Elektronik, Sistem Pendukung Keputusan..

PENDAHULUAN

Kesehatan ibu merupakan salah satu indikator penting dalam menilai kualitas sistem kesehatan di suatu negara. Di Indonesia, angka kematian ibu (AKI) masih menjadi tantangan besar, meskipun ada berbagai upaya yang telah dilakukan untuk menurunkannya. Organisasi Kesehatan Dunia (WHO) melaporkan bahwa sekitar 810 wanita meninggal setiap hari akibat komplikasi kehamilan dan Kelahiran. Indonesia sendiri memiliki angka kematian ibu sekitar 300 per 100.000 kelahiran, yang lebih tinggi dibandingkan dengan negara-negara lainnya. Pemerintah Indonesia melalui program Millenium Development Goals (MDGs) berupaya menurunkan angka tersebut menjadi 183 per 100.000 kelahiran pada tahun 2024. (Atmaja et al., 2023). Salah satu penyebab utama kematian ibu adalah komplikasi yang terjadi selama Kelahiran, seperti hipertensi dan pendarahan. Risiko ini dapat meningkat apabila ibu tidak mendapatkan penanganan yang tepat atau apabila metode Kelahiran yang dipilih tidak sesuai dengan kondisi ibu. Di Indonesia, metode Kelahiran terbagi menjadi dua kategori utama: Kelahiran normal dan operasi Caesar. Meskipun operasi Caesar sering dijadikan alternatif terakhir karena risikonya yang tinggi, jumlah ibu yang memilih metode ini terus meningkat. Hal ini menunjukkan adanya kekhawatiran dan tantangan dalam memilih metode Kelahiran yang tepat untuk ibu dan bayi mereka (Kusumah et al., 2022). Serta penyebab kematian ibu hamil seperti hipertensi, perdarahan, dan infeksi, sering terjadi akibat kurangnya akses layanan kesehatan di daerah terpencil (Hamzah et al., 2023).

Pemilihan metode Kelahiran yang tidak tepat dapat menyebabkan komplikasi yang berisiko tinggi, bahkan kematian. Keputusan ini umumnya dipengaruhi oleh faktor-faktor seperti usia ibu, tekanan darah, jumlah Kelahiran sebelumnya, dan kondisi medis seperti penyakit hati (Gondwe et al., 2019). Oleh karena itu, penting untuk memastikan bahwa ibu hamil dapat memilih metode Kelahiran yang paling aman bagi mereka dan bayi mereka. Sejumlah penelitian terdahulu telah mencoba mengatasi masalah ini dengan menggunakan berbagai metode untuk memprediksi atau mengklasifikasikan metode Kelahiran yang tepat. Salah satunya adalah penelitian yang menggunakan algoritma Naive Bayes untuk mengklasifikasikan jenis Kelahiran.(Kusumah et al., 2022), serta penelitian lain yang memanfaatkan algoritma C4.5 untuk menentukan status proses Kelahiran (Ningsih & Noranita, 2018). Beberapa penelitian juga telah memanfaatkan algoritma machine learning, seperti random forest, untuk memprediksi kemungkinan Kelahiran Caesar (Atmaja et al., 2023).

Penelitian-penelitian terdahulu memberikan kontribusi yang signifikan, namun masih ada beberapa keterbatasan yang perlu diperhatikan. Sebagian besar penelitian sebelumnya menggunakan algoritma yang memiliki tingkat akurasi terbatas atau data yang digunakan tidak cukup variatif. Misalnya, penelitian yang menggunakan algoritma Naive Bayes, C4.5 dan random forest memiliki keterbatasan dalam menangani data yang memiliki banyak variabel dan interaksi yang kompleks (Ningsih & Noranita, 2018). Selain itu teknologi seperti machine learning berpotensi memberikan solusi yang lebih akurat, belum ada penelitian yang mengimplementasikan Algoritma Gradient Boosted Decision Trees secara spesifik untuk mengklasifikasikan metode kelahiran normal dan kelahiran tidak normal dikawasan Pegunungan (Schapire, 2003). Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, penelitian ini mengusulkan penerapan algoritma Gradient Boosted Decision Trees (GBDT) untuk mengklasifikasikan Kelahiran normal dan tidak normal di kawasan pegunungan. Gradient Boosted Decision Trees (GBDT) dipilih karena kemampuannya

dalam menangani data yang kompleks dan tidak seimbang, serta kemampuannya untuk menggabungkan berbagai variabel, termasuk faktor lingkungan dan klinis, dalam proses klasifikasi.

Penelitian ini penting dilakukan untuk mengisi kesenjangan dalam literatur mengenai pengaruh kondisi geografis terhadap proses Kelahiran (Zhang et al., 2019), serta mengeksplorasi penerapan algoritma *machine learning* untuk meningkatkan akurasi klasifikasi Kelahiran di daerah pegunungan. Dengan demikian, diharapkan penelitian ini dapat berkontribusi dalam meningkatkan kualitas layanan kesehatan ibu hamil di daerah terpencil dan mengurangi risiko komplikasi selama Kelahiran. Dengan mempertimbangkan aspek-aspek tersebut, penelitian ini berfokus pada pengembangan model klasifikasi yang lebih akurat dan kontekstual, yang dapat membantu tenaga medis dalam mengambil keputusan yang tepat selama proses Kelahiran di kawasan pegunungan.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilaksanakan selama enam bulan, November 2025–April 2026, di UPTD RSD Besemah Kota Pagar Alam dengan menggunakan metode kuantitatif dan pendekatan eksperimental berbasis data sekunder dari rekam medis elektronik periode 2023–2024 untuk mengklasifikasikan kelahiran normal dan tidak normal menggunakan algoritma *Gradient Boosted Decision Trees* (GBDT). Variabel yang digunakan meliputi usia ibu, hipertensi, glukosa, primigravida, riwayat partus, letak bayi, panggul sempit, ketuban pecah, dan jumlah bayi, dengan jenis kelahiran sebagai variabel dependen. Evaluasi model dilakukan menggunakan akurasi, presisi, recall, F1-score, spesifisitas, dan *confusion matrix*, serta *k-fold cross validation* (k=5), kemudian dibandingkan dengan algoritma Random Forest, Naive Bayes, dan Decision Tree (C4.5) untuk menilai kinerja GBDT dalam memprediksi metode kelahiran dan mengidentifikasi variabel yang paling berpengaruh.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Evaluasi Performa Model

Accuracy

Berdasarkan hasil pengujian menggunakan data uji sebanyak 70 data, model *Gradient Boosted Decision Trees* (GBDT) menunjukkan kemampuan klasifikasi yang baik dalam membedakan kategori persalinan normal dan tidak normal. Evaluasi performa model berdasarkan metrik *accuracy* menghasilkan nilai sebesar 81,43%. Nilai tersebut menunjukkan bahwa sebagian besar data persalinan berhasil diklasifikasikan secara tepat oleh model berdasarkan pola hubungan antara variabel klinis maternal dan faktor geografis yang digunakan sebagai atribut masukan. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa dari 70 data pengujian, sebanyak 57 data berhasil diklasifikasikan dengan benar, sedangkan 13 data mengalami kesalahan klasifikasi. Model mampu mengidentifikasi 45 kasus persalinan tidak normal secara tepat, sementara 12 kasus persalinan normal juga berhasil dikenali dengan benar. Di sisi lain, terdapat sejumlah kesalahan prediksi yang terdiri dari 8 kasus persalinan normal yang dikategorikan sebagai tidak normal dan 5 kasus persalinan tidak normal yang diprediksi sebagai persalinan normal.

Nilai *accuracy* sebesar 81,43% menunjukkan bahwa algoritma GBDT memiliki tingkat keandalan yang cukup baik dalam melakukan klasifikasi jenis persalinan pada data pasien di wilayah pegunungan. Kemampuan model dalam menghasilkan prediksi yang tepat menunjukkan bahwa kombinasi faktor klinis maternal dan kondisi geografis dapat memberikan informasi penting dalam proses identifikasi risiko persalinan. Hasil ini memperlihatkan potensi penerapan GBDT sebagai bagian dari sistem pendukung keputusan medis untuk membantu tenaga kesehatan dalam melakukan skrining awal dan menentukan prioritas penanganan, khususnya pada wilayah dengan keterbatasan akses layanan kesehatan.

Precision

Berdasarkan hasil pengujian model Gradient Boosted Decision Trees (GBDT), nilai precision yang diperoleh mencapai 84,9%. Nilai tersebut menunjukkan bahwa sebagian besar prediksi yang dikategorikan sebagai persalinan tidak normal oleh model sesuai dengan kondisi aktual

berdasarkan data pengujian. Dari seluruh kasus yang diprediksi sebagai kelahiran tidak normal, sebanyak 84,9% di antaranya merupakan klasifikasi yang benar, sedangkan sebagian lainnya masih mengalami kesalahan prediksi. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model berhasil mengidentifikasi 45 kasus persalinan tidak normal secara tepat, sementara terdapat 8 kasus persalinan normal yang diprediksi sebagai persalinan tidak normal. Kesalahan klasifikasi tersebut termasuk dalam kategori False Positive, yaitu kondisi ketika model memberikan peringatan risiko persalinan tidak normal pada pasien yang sebenarnya memiliki kondisi persalinan normal. Meskipun demikian, jumlah kesalahan tersebut relatif lebih kecil dibandingkan dengan jumlah prediksi benar yang dihasilkan oleh model.

Nilai precision sebesar 84,9% menunjukkan bahwa algoritma GBDT memiliki kemampuan yang baik dalam menghasilkan prediksi positif yang akurat terhadap kasus persalinan tidak normal. Dalam konteks pelayanan kesehatan maternal, tingkat precision yang tinggi dapat membantu mengurangi kemungkinan pemberian tindakan atau rujukan medis yang tidak diperlukan akibat kesalahan identifikasi risiko. Oleh karena itu, hasil ini menunjukkan bahwa model yang dikembangkan memiliki tingkat keandalan yang baik sebagai instrumen pendukung keputusan dalam proses skrining awal persalinan berisiko, khususnya pada wilayah dengan keterbatasan akses layanan kesehatan..

Recall (Sensitivity)

Hasil pengujian model *Gradient Boosted Decision Trees* (GBDT) menunjukkan nilai *recall* atau *sensitivity* sebesar 90,0%. Nilai tersebut menggambarkan kemampuan model dalam mendeteksi sebagian besar kasus persalinan tidak normal yang sebenarnya terdapat pada data pengujian. Tingginya nilai *recall* menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam mengenali kasus berisiko sehingga kemungkinan terjadinya kasus yang tidak terdeteksi (*False Negative*) dapat diminimalkan. Berdasarkan hasil evaluasi pada data *testing*, model berhasil mengidentifikasi 45 kasus persalinan tidak normal secara tepat dari total 50 kasus persalinan tidak normal, sedangkan sebanyak 5 kasus lainnya masih diklasifikasikan sebagai persalinan normal. Kesalahan klasifikasi tersebut termasuk dalam kategori *False Negative*, yaitu kondisi ketika kasus persalinan tidak normal tidak berhasil dikenali oleh model.

Nilai *recall* sebesar 90,0% menunjukkan bahwa algoritma GBDT memiliki performa yang sangat baik dalam mendeteksi kasus persalinan tidak normal. Dalam konteks pelayanan kesehatan maternal, kemampuan mendeteksi kasus berisiko secara dini menjadi aspek yang sangat penting karena keterlambatan identifikasi dapat meningkatkan risiko komplikasi pada ibu maupun bayi. Oleh karena itu, tingginya nilai *recall* pada penelitian ini menunjukkan bahwa model yang dikembangkan memiliki potensi untuk digunakan sebagai alat bantu dalam proses skrining awal dan pengambilan keputusan klinis, khususnya dalam mendukung penentuan prioritas penanganan dan rujukan pasien pada wilayah dengan keterbatasan akses layanan kesehatan.

F1-Score

Hasil evaluasi model *Gradient Boosted Decision Trees* (GBDT) menunjukkan nilai *F1-Score* sebesar 87,37%. Nilai tersebut menunjukkan bahwa model memiliki keseimbangan performa yang baik antara kemampuan mendeteksi kasus persalinan tidak normal (*recall*) dan tingkat ketepatan prediksi yang dihasilkan (*precision*). Metrik ini memberikan gambaran yang lebih menyeluruh mengenai kemampuan model, terutama karena evaluasi tidak hanya bergantung pada jumlah prediksi benar secara keseluruhan, tetapi juga mempertimbangkan keseimbangan antara deteksi kasus positif dan kesalahan klasifikasi. Berdasarkan hasil pengujian sebelumnya, model memperoleh nilai *precision* sebesar 84,9% dan *recall* sebesar 90,0%. Kombinasi kedua nilai tersebut menghasilkan *F1-Score* yang tinggi, yang menunjukkan bahwa model mampu mempertahankan tingkat ketepatan prediksi sekaligus memiliki kemampuan yang baik dalam mengenali sebagian besar kasus persalinan tidak normal. Hal ini menunjukkan bahwa peningkatan kemampuan deteksi kasus risiko tidak menyebabkan peningkatan kesalahan prediksi secara signifikan.

Nilai *F1-Score* sebesar 87,37% memperkuat hasil evaluasi sebelumnya bahwa algoritma GBDT memiliki performa klasifikasi yang baik dalam mengidentifikasi jenis persalinan berdasarkan faktor klinis maternal dan geografis. Model tidak hanya mampu mendeteksi sebagian

besar kasus persalinan berisiko, tetapi juga mampu menjaga keseimbangan antara prediksi benar dan kesalahan klasifikasi. Dengan demikian, algoritma GBDT memiliki potensi untuk dikembangkan sebagai komponen sistem pendukung keputusan medis dalam membantu proses identifikasi awal risiko persalinan tidak normal, khususnya pada wilayah dengan keterbatasan akses pelayanan kesehatan.

Confusion Matrix

Melalui *Confusion Matrix* dapat diketahui jumlah data yang diprediksi dengan benar maupun yang mengalami kesalahan klasifikasi pada masing-masing kelas.

Tabel 1. *Confusion Matrix Model* GBDT

Aktual / Prediksi	Normal (0)	Tidak Normal (1)
Normal (0)	8	12
Tidak Normal (1)	5	45

Berdasarkan hasil evaluasi menggunakan *confusion matrix*, model *Gradient Boosted Decision Trees* (GBDT) menunjukkan kemampuan yang baik dalam melakukan klasifikasi jenis persalinan antara kategori normal dan tidak normal. Hasil pengujian memperoleh nilai True Positive (TP) sebesar 45 data, True Negative (TN) sebesar 12 data, False Positive (FP) sebesar 8 data, dan False Negative (FN) sebesar 5 data. Nilai *True Positive* menunjukkan bahwa sebanyak 45 kasus persalinan tidak normal berhasil diidentifikasi secara tepat oleh model. Sementara itu, nilai *True Negative* menunjukkan bahwa 12 kasus persalinan normal berhasil diklasifikasikan dengan benar. Pada sisi lain, model masih menghasilkan 8 kasus *False Positive*, yaitu kondisi ketika data persalinan normal diprediksi sebagai persalinan tidak normal. Kesalahan ini menyebabkan model memberikan indikasi risiko yang lebih tinggi dibandingkan kondisi sebenarnya. Selain itu, terdapat 5 kasus *False Negative*, yaitu kasus persalinan tidak normal yang diprediksi sebagai persalinan normal. Kesalahan ini menjadi perhatian penting dalam bidang kesehatan karena berpotensi menyebabkan kasus berisiko tidak teridentifikasi secara dini.

Secara keseluruhan, model berhasil mengklasifikasikan 57 dari 70 data pengujian secara tepat, sedangkan 13 data lainnya mengalami kesalahan klasifikasi. Hasil tersebut menghasilkan tingkat akurasi sebesar 81,43%, yang menunjukkan bahwa sebagian besar data dapat dikenali dengan benar oleh model GBDT. Jumlah *False Negative* yang relatif lebih rendah dibandingkan jumlah prediksi benar menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam mendeteksi kasus persalinan tidak normal. Dalam konteks pelayanan kesehatan maternal, kesalahan *False Negative* memiliki dampak yang lebih besar karena berkaitan dengan risiko keterlambatan identifikasi pasien yang membutuhkan perhatian lebih lanjut. Oleh karena itu, performa model yang ditunjukkan melalui *confusion matrix* menjadi indikator penting bahwa algoritma GBDT mampu memberikan dukungan dalam proses skrining awal risiko persalinan. Hasil ini juga diperkuat oleh nilai evaluasi lainnya, yaitu *accuracy* sebesar 81,43%, *precision* sebesar 84,9%, *recall* sebesar 90,0%, dan *F1-Score* sebesar 87,37%, yang secara keseluruhan menunjukkan bahwa model memiliki kinerja klasifikasi yang baik dalam memprediksi jenis persalinan berdasarkan faktor klinis maternal dan geografis.

Analisis Hasil Evaluasi

Berdasarkan hasil pengujian menggunakan data testing, model Gradient Boosted Decision Trees (GBDT) memperoleh nilai Accuracy sebesar 81,43%, Precision sebesar 84,9%, Recall sebesar 90%, dan F1-Score sebesar 87,37% Hasil tersebut menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam mengklasifikasikan jenis kelahiran menjadi kategori normal dan tidak normal berdasarkan variabel maternal dan obstetri yang digunakan dalam penelitian. Nilai accuracy sebesar 81,43% menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan 57 dari 70 data testing dengan benar. Hasil ini mengindikasikan bahwa sebagian besar pola yang terdapat pada data berhasil dipelajari oleh model selama proses training sehingga dapat digunakan untuk melakukan prediksi pada data baru dengan tingkat ketepatan yang cukup tinggi.

Nilai precision sebesar 84,9% menunjukkan bahwa sebagian besar data yang diprediksi sebagai kelahiran tidak normal memang benar merupakan kasus kelahiran tidak normal. Hal ini

mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam meminimalkan kesalahan prediksi positif (*False Positive*). Dalam konteks pelayanan kesehatan, kemampuan ini penting untuk mengurangi tindakan atau intervensi yang tidak diperlukan akibat prediksi risiko yang berlebihan.

Sementara itu, nilai recall sebesar 90% merupakan nilai tertinggi di antara seluruh metrik evaluasi yang diperoleh. Hasil ini menunjukkan bahwa model mampu mendeteksi sebagian besar kasus kelahiran tidak normal yang sebenarnya terjadi. Dari total 50 kasus kelahiran tidak normal pada data testing, sebanyak 45 kasus berhasil diidentifikasi dengan benar oleh model. Tingginya nilai recall menjadi keunggulan utama model karena dalam bidang kesehatan, kemampuan mendeteksi kasus berisiko lebih diutamakan dibandingkan sekadar ketepatan prediksi. Dengan demikian, kemungkinan terjadinya kasus kelahiran tidak normal yang tidak terdeteksi dapat diminimalkan. Nilai F1-Score sebesar 87,37% menunjukkan adanya keseimbangan yang baik antara precision dan recall. Nilai tersebut mengindikasikan bahwa model tidak hanya mampu mendeteksi sebagian besar kasus kelahiran tidak normal, tetapi juga menghasilkan prediksi yang relatif akurat. Oleh karena itu, performa model dapat dikatakan stabil dan konsisten dalam melakukan klasifikasi.

Berdasarkan hasil Confusion Matrix diketahui bahwa model menghasilkan 45 True Positive, 12 True Negative, 8 False Positive, dan 5 False Negative. Jumlah False Negative yang relatif rendah menunjukkan bahwa model cukup efektif dalam mengurangi risiko kegagalan mendeteksi kasus kelahiran tidak normal. Kondisi ini sangat penting karena kesalahan klasifikasi berupa False Negative dapat menyebabkan keterlambatan penanganan terhadap ibu hamil yang memerlukan perhatian khusus.Meskipun demikian, masih terdapat beberapa kesalahan klasifikasi yang ditunjukkan oleh nilai False Positive sebanyak 8 kasus dan False Negative sebanyak 5 kasus. Kondisi ini terjadi karena karakteristik pasien tersebut memiliki kemiripan dengan pola yang umumnya ditemukan pada kasus kelahiran tidak normal, seperti adanya hipertensi, peningkatan kadar glukosa, kelainan letak janin, atau faktor risiko obstetri lainnya. Selain itu, terdapat kemungkinan bahwa faktor-faktor klinis yang tidak tercakup dalam dataset penelitian turut memengaruhi hasil persalinan sehingga tidak dapat dipelajari oleh model.

Secara keseluruhan, hasil evaluasi menunjukkan bahwa algoritma *Gradient Boosted Decision Trees* (GBDT) memiliki performa yang baik dalam mengklasifikasikan jenis kelahiran. Tingginya nilai recall dan F1-Score menunjukkan bahwa model mampu memberikan prediksi yang andal dalam mendeteksi risiko kelahiran tidak normal. Oleh karena itu, model yang dikembangkan berpotensi digunakan sebagai alat bantu pengambilan keputusan (Decision Support System) bagi tenaga kesehatan dalam melakukan identifikasi dini terhadap risiko persalinan, sehingga dapat mendukung upaya peningkatan kualitas pelayanan kesehatan ibu dan anak.

Feature Importance

Feature Importance merupakan metode yang digunakan untuk mengetahui tingkat kontribusi masing-masing variabel independen dalam proses pengambilan keputusan model *Gradient Boosted Decision Trees* (GBDT). Analisis ini bertujuan untuk mengidentifikasi variabel yang paling berpengaruh dalam menentukan klasifikasi jenis kelahiran normal dan tidak normal. Pada algoritma GBDT, nilai feature importance diperoleh berdasarkan besarnya kontribusi suatu variabel dalam menurunkan nilai error selama proses pembentukan decision tree. Semakin besar nilai importance suatu variabel, semakin besar pula pengaruh variabel tersebut terhadap hasil prediksi model.

Untuk memperoleh nilai feature importance digunakan script sebagai berikut:

```
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
importance = model.feature_importances_
feature_importance = pd.DataFrame({
   'Variabel': X.columns,
   'Importance': importance
})
feature_importance = feature_importance.sort_values(
   by='Importance',
   ascending=False)
print(feature_importance)
```

Selanjutnya visualisasi feature importance dapat dilakukan menggunakan grafik batang berikut:

```
plt.figure(figsize=(8,5))
plt.barh(feature_importance['Variabel'],
        feature_importance['Importance'])
plt.xlabel('Importance Score')
plt.ylabel('Variabel')
plt.title('Feature Importance GBDT')
plt.show()
```

Tabel 2. *Feature Importance Model* GBDT

No	Feature	Importance
1	Hipertensi	0.254226
2	Panggul_Sempit	0.204101
3	Usia_Ibu	0.182532
4	Glukosa	0.179716
5	Ketuban_Pecah	0.108312
6	Riwayat_Partus	0.029474
7	Letak_Bayi	0.012742
8	Jarak	0.011904
9	Waktu Temouh	0.010408
10	ANC	0.006584

Analisis *Feature Importance*

Berdasarkan hasil *feature importance*, terlihat bahwa tidak semua variabel memberikan kontribusi yang sama terhadap prediksi jenis kelahiran. Variabel dengan nilai importance tertinggi merupakan faktor yang paling berpengaruh dalam proses klasifikasi yang dilakukan oleh model.Variabel yang memiliki nilai importance tinggi menunjukkan bahwa variabel tersebut sering digunakan dalam proses pemisahan data pada *decision tree* dan memberikan kontribusi besar dalam mengurangi kesalahan prediksi. Sebaliknya, variabel dengan nilai importance rendah memiliki pengaruh yang relatif kecil terhadap hasil klasifikasi. Analisis feature importance memberikan informasi penting mengenai faktor-faktor yang paling berperan dalam menentukan jenis kelahiran. Informasi ini dapat dimanfaatkan oleh tenaga kesehatan untuk memahami faktor risiko yang dominan sehingga dapat dilakukan tindakan pencegahan dan pemantauan yang lebih optimal pada ibu hamil dengan risiko persalinan tidak normal.

Kesimpulan *Feature Importance*

Hasil analisis *feature importance* menunjukkan bahwa model *Gradient Boosted Decision Trees* tidak hanya mampu melakukan klasifikasi dengan performa yang baik, tetapi juga mampu mengidentifikasi variabel-variabel yang paling berpengaruh terhadap jenis kelahiran. Dengan demikian, model yang dikembangkan tidak hanya berfungsi sebagai alat prediksi, tetapi juga sebagai alat analisis yang dapat membantu memahami faktor-faktor risiko persalinan secara lebih objektif berdasarkan data.

Analisis Kelahiran Pasien

Analisis kelahiran pasien dilakukan untuk mengetahui hubungan antara faktor maternal dan obstetri terhadap jenis kelahiran pasien berdasarkan dataset penelitian yang digunakan. Dataset terdiri dari 350 data pasien ibu hamil yang diperoleh dari UPTD RSD Besemah Kota Pagar Alam dengan variabel yang meliputi usia ibu, hipertensi, kadar glukosa, status primigravida, riwayat partus, letak bayi, kondisi panggul sempit, ketuban pecah, jumlah bayi, serta tingkat risiko kehamilan. Berdasarkan hasil analisis data, ditemukan bahwa sebagian besar pasien berada pada kategori kelahiran tidak normal. Dari total 350 data pasien, sebanyak 248 pasien atau sebesar 70,86% mengalami kelahiran tidak normal, sedangkan sebanyak 102 pasien atau sebesar 29,14% mengalami kelahiran normal. Hal ini menunjukkan bahwa faktor risiko kehamilan pada dataset penelitian cukup tinggi sehingga memengaruhi jenis persalinan pasien.

Tabel 3. Analisis Faktor Kelahiran Pasien

No	Faktor	Kondisi yang Ditemukan	Pengaruh terhadap Jenis Kelahiran
1	Usia Ibu	Usia < 20 tahun dan > 35 tahu	Meningkatkan risiko kelahiran tidak normal
2	Hipertensi	Tekanan darah tinggi selama kehamilan	Berisiko menyebabkan komplikasi persalinan
3	Glukosa	Kadar glukosa di atas normal	Meningkatkan risiko gangguan kehamilan
4	Primigravida	Kehamilan pertama	Memerlukan pengawasan lebih intensif
5	Riwayat Partus	Riwayat persalinan sebelumnya bermasalah	Berpengaruh terhadap risiko persalinan
6	Letak Bayi	Posisi sungsang dan melintang	Menghambat persalinan normal
7	Panggul Sempit	Kondisi anatomi panggul sempit	Menyulitkan proses persalinan alami
8	Ketuban Pecah	Ketuban pecah dini	Meningkatkan risiko komplikasi
9	Jumlah Bayi	Kehamilan kembar	Berisiko menyebabkan persalinan tidak normal
10	Tingkat Risiko	Risiko kehamilan tinggi	Dominan mengalami kelahiran tidak normal

Berdasarkan Tabel 3, dapat diketahui bahwa faktor usia ibu memiliki pengaruh terhadap jenis kelahiran pasien. Ibu hamil dengan usia kurang dari 20 tahun maupun lebih dari 35 tahun memiliki kecenderungan lebih tinggi mengalami kelahiran tidak normal dibandingkan usia reproduksi ideal. Hal tersebut disebabkan karena usia terlalu muda maupun terlalu tua berisiko menimbulkan komplikasi selama masa kehamilan dan persalinan. Faktor hipertensi juga menjadi salah satu variabel penting dalam menentukan jenis kelahiran. Tekanan darah tinggi selama kehamilan dapat menyebabkan komplikasi seperti preeklamsia dan gangguan perkembangan janin sehingga meningkatkan kemungkinan tindakan persalinan tidak normal. Selain itu, kadar glukosa darah yang tinggi pada ibu hamil juga berpotensi menyebabkan gangguan kehamilan dan meningkatkan risiko komplikasi persalinan.

Status primigravida atau kehamilan pertama memerlukan pengawasan yang lebih intensif karena ibu belum memiliki pengalaman persalinan sebelumnya. Pada beberapa kasus, kondisi ini menyebabkan meningkatnya risiko tindakan persalinan tidak normal, terutama apabila disertai faktor risiko lain seperti hipertensi atau posisi janin abnormal. Riwayat partus atau riwayat persalinan sebelumnya juga memengaruhi proses persalinan pasien. Pasien dengan riwayat persalinan bermasalah cenderung memiliki kemungkinan lebih besar mengalami komplikasi pada persalinan berikutnya. Selain faktor maternal, kondisi obstetri seperti letak bayi menjadi salah satu faktor dominan dalam penelitian ini. Posisi janin sungsang dan melintang dapat menyebabkan hambatan pada proses persalinan normal sehingga meningkatkan kemungkinan tindakan

persalinan tidak normal. Kondisi tersebut umumnya ditemukan pada trimester akhir kehamilan dan menjadi perhatian utama tenaga medis dalam menentukan metode persalinan yang tepat.

Faktor panggul sempit juga berpengaruh terhadap proses persalinan. Kondisi anatomi panggul yang sempit dapat menyebabkan kesulitan pada proses keluarnya janin melalui jalan lahir normal sehingga meningkatkan risiko tindakan operasi atau persalinan tidak normal. Selain itu, ketuban pecah dini menjadi salah satu faktor yang meningkatkan risiko komplikasi persalinan karena dapat menyebabkan infeksi maupun gangguan kondisi janin apabila tidak segera mendapatkan penanganan medis yang tepat. Kehamilan dengan jumlah bayi lebih dari satu atau kehamilan kembar juga memiliki risiko persalinan lebih tinggi dibandingkan kehamilan tunggal. Berdasarkan keseluruhan hasil analisis, tingkat risiko kehamilan menjadi faktor yang paling dominan terhadap jenis kelahiran pasien. Pasien dengan kategori risiko tinggi lebih banyak mengalami kelahiran tidak normal dibandingkan pasien dengan kondisi kehamilan normal. Hasil analisis ini menunjukkan bahwa faktor maternal dan obstetri memiliki hubungan yang signifikan terhadap jenis kelahiran pasien. Oleh karena itu, penggunaan algoritma *Gradient Boosted Decision Trees* (GBDT) dinilai mampu membantu dalam mengenali pola hubungan antar variabel kehamilan sehingga dapat digunakan sebagai metode klasifikasi dan prediksi kelahiran normal maupun kelahiran tidak normal secara lebih akurat.

Pembahasan

Penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma *Gradient Boosted Decision Trees* (GBDT) mampu memberikan performa yang baik dalam melakukan klasifikasi jenis persalinan berdasarkan faktor klinis maternal dan geografis pada pasien ibu hamil di wilayah pegunungan. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model memperoleh nilai *accuracy* sebesar 81,43%, *precision* sebesar 84,9%, *recall* sebesar 90,0%, dan *F1-score* sebesar 87,37%. Berdasarkan hasil *confusion matrix*, model berhasil mengklasifikasikan 57 dari 70 data pengujian secara tepat, dengan jumlah *True Positive* sebanyak 45 kasus, *True Negative* sebanyak 12 kasus, *False Positive* sebanyak 8 kasus, dan *False Negative* sebanyak 5 kasus. Performa tersebut menunjukkan bahwa GBDT memiliki kemampuan yang baik dalam mengenali pola hubungan antara karakteristik ibu, kondisi obstetri, serta faktor geografis yang memengaruhi kemungkinan terjadinya persalinan tidak normal.

Temuan penelitian ini sejalan dengan penelitian sebelumnya yang menunjukkan bahwa algoritma berbasis *ensemble learning*, khususnya metode *gradient boosting*, memiliki kemampuan tinggi dalam menangani permasalahan prediksi kesehatan yang melibatkan banyak faktor risiko. Al Mashrafi et al. (2024) melaporkan bahwa pendekatan *machine learning* berbasis *Gradient Boosting Machine*, CatBoost, dan LightGBM mampu memberikan performa tinggi dalam prediksi tingkat risiko kehamilan dengan mempertimbangkan variabel klinis seperti tekanan darah, kadar glukosa, dan usia ibu. Penelitian tersebut menunjukkan bahwa model berbasis *boosting* mampu menangkap hubungan nonlinier antarvariabel kesehatan maternal yang sulit dijelaskan menggunakan pendekatan statistik konvensional. Hasil tersebut mendukung temuan penelitian ini bahwa GBDT dapat digunakan untuk memodelkan kompleksitas faktor risiko persalinan melalui pola yang terbentuk dari data rekam medis.

Nilai *recall* sebesar 90,0% menjadi salah satu hasil paling penting dalam penelitian ini karena menunjukkan kemampuan model dalam mendeteksi sebagian besar kasus persalinan tidak normal. Model berhasil mengenali 45 dari 50 kasus persalinan tidak normal pada data pengujian, sehingga hanya terdapat lima kasus yang tidak berhasil terdeteksi. Dalam konteks kesehatan maternal, tingginya sensitivitas model memiliki nilai klinis yang penting karena keterlambatan identifikasi risiko persalinan dapat meningkatkan kemungkinan terjadinya komplikasi pada ibu maupun bayi. Penelitian terkait prediksi risiko maternal juga menunjukkan bahwa pemilihan model dengan kemampuan sensitivitas tinggi menjadi prioritas dalam sistem pendukung keputusan kesehatan karena tujuan utama teknologi prediktif adalah membantu menemukan pasien berisiko sebelum kondisi berkembang menjadi lebih serius (Hennessy et al., 2024).

Selain kemampuan mendeteksi kasus risiko tinggi, nilai *precision* sebesar 84,9% menunjukkan bahwa model memiliki tingkat ketepatan yang baik dalam memberikan prediksi persalinan tidak normal. Hasil ini menunjukkan bahwa sebagian besar pasien yang dikategorikan berisiko oleh model memang memiliki kondisi yang sesuai dengan hasil aktual. Walaupun masih

terdapat delapan kasus *False Positive*, kesalahan tersebut masih dapat diterima dalam konteks penerapan kesehatan karena pasien tetap dapat memperoleh evaluasi klinis lanjutan. Beberapa penelitian sebelumnya juga menjelaskan bahwa pada sistem prediksi medis, kesalahan berupa prediksi risiko berlebih (*false alarm*) sering kali lebih dapat ditoleransi dibandingkan kegagalan mendeteksi pasien berisiko (*missed diagnosis*), terutama pada kasus yang berkaitan dengan keselamatan ibu dan bayi (Nwokoro et al., 2024).

Nilai *F1-score* sebesar 87,37% menunjukkan bahwa model mampu menjaga keseimbangan antara kemampuan deteksi risiko dan ketepatan prediksi. Nilai ini memperlihatkan bahwa peningkatan sensitivitas model tidak menyebabkan penurunan besar pada tingkat presisi, sehingga GBDT mampu menghasilkan prediksi yang relatif stabil. Kondisi tersebut menjadi keunggulan metode *gradient boosting* dibandingkan beberapa metode klasifikasi sederhana karena algoritma ini bekerja dengan menggabungkan sejumlah *weak learner* secara bertahap sehingga mampu meningkatkan kemampuan generalisasi model terhadap pola data baru. GBDT juga dikenal efektif pada data berbentuk tabel (*tabular data*) seperti rekam medis karena mampu menangani hubungan kompleks, interaksi variabel, serta pola nonlinier antarfitur (Cui et al., 2023).

Hasil analisis *feature importance* menunjukkan bahwa variabel hipertensi menjadi faktor yang paling berpengaruh terhadap hasil klasifikasi dengan nilai kontribusi sebesar 0,254226, diikuti oleh kondisi panggul sempit sebesar 0,204101, usia ibu sebesar 0,182532, dan kadar glukosa sebesar 0,179716. Temuan ini menunjukkan bahwa faktor fisiologis dan kondisi obstetri ibu memiliki peran dominan dalam menentukan kemungkinan terjadinya persalinan tidak normal. Hasil tersebut konsisten dengan berbagai penelitian terdahulu yang menemukan bahwa hipertensi kehamilan, gangguan metabolisme glukosa, serta usia maternal ekstrem merupakan faktor penting yang berhubungan dengan peningkatan risiko komplikasi persalinan. Studi prediksi kesehatan maternal menggunakan pendekatan *machine learning* juga menemukan bahwa tekanan darah, kadar gula darah, dan usia ibu merupakan fitur utama yang memberikan kontribusi besar terhadap hasil klasifikasi risiko kehamilan (Al Mashrafi et al., 2024).

Penggunaan faktor geografis dalam penelitian ini menjadi aspek tambahan yang memberikan nilai kebaruan dibandingkan beberapa penelitian sebelumnya yang umumnya hanya menggunakan variabel klinis. Faktor jarak dan waktu tempuh menuju fasilitas kesehatan menjadi relevan terutama pada wilayah pegunungan karena keterlambatan akses dapat memengaruhi kecepatan pemberian layanan medis. Penelitian mengenai penerapan *machine learning* pada wilayah dengan sumber daya kesehatan terbatas menunjukkan bahwa model prediksi berbasis data dapat membantu mengoptimalkan prioritas pelayanan dan mendukung pengambilan keputusan tenaga kesehatan di daerah terpencil (Nwokoro et al., 2024). Oleh karena itu, integrasi antara faktor klinis dan geografis dalam penelitian ini memberikan pendekatan yang lebih kontekstual terhadap kondisi pelayanan maternal di wilayah pegunungan.

Dari sisi implementasi, penelitian ini memiliki implikasi penting terhadap pengembangan sistem pendukung keputusan medis (*clinical decision support system*). Model GBDT yang dikembangkan dapat digunakan sebagai alat bantu untuk melakukan skrining awal terhadap ibu hamil yang memiliki kemungkinan mengalami persalinan tidak normal. Sistem ini tidak dimaksudkan untuk menggantikan keputusan tenaga medis, tetapi memberikan informasi tambahan berbasis data yang dapat membantu menentukan prioritas pemeriksaan, pemantauan intensif, dan kebutuhan rujukan. Pendekatan berbasis kecerdasan buatan dalam pelayanan maternal telah berkembang sebagai strategi untuk meningkatkan deteksi dini risiko kehamilan, khususnya pada wilayah dengan keterbatasan tenaga ahli dan fasilitas kesehatan (Ooba et al., 2023).

Meskipun menghasilkan performa yang baik, penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan. Dataset yang digunakan berasal dari satu institusi kesehatan sehingga karakteristik pasien mungkin belum sepenuhnya mewakili populasi ibu hamil pada wilayah lain. Selain itu, variabel yang digunakan masih terbatas pada informasi klinis dan geografis yang tersedia dalam rekam medis, sehingga beberapa faktor potensial seperti kondisi sosial ekonomi, kualitas pelayanan antenatal, pola nutrisi, dan faktor perilaku belum dapat dimasukkan dalam model. Namun, keterbatasan tersebut menjadi peluang untuk pengembangan penelitian lanjutan melalui

perluasan sumber data, integrasi variabel tambahan, serta validasi eksternal pada populasi yang lebih beragam. Dengan pengembangan tersebut, model GBDT berpotensi menjadi sistem prediksi yang lebih kuat dan adaptif dalam mendukung peningkatan kualitas pelayanan kesehatan maternal.

Secara keseluruhan, hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma GBDT memiliki kemampuan yang menjanjikan dalam mengklasifikasikan jenis persalinan berdasarkan faktor maternal dan geografis. Performa evaluasi yang baik, terutama nilai *recall* dan *F1-score* yang tinggi, menunjukkan bahwa model mampu memberikan prediksi yang relevan untuk mendukung identifikasi dini kasus persalinan berisiko. Dengan pengembangan lebih lanjut, pendekatan ini dapat menjadi bagian dari strategi transformasi digital kesehatan dalam meningkatkan efektivitas pelayanan maternal, khususnya pada wilayah dengan tantangan akses geografis.

KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan model klasifikasi jenis kelahiran normal dan tidak normal menggunakan algoritma *Gradient Boosted Decision Trees* (GBDT) berdasarkan faktor klinis maternal dan geografis pada pasien ibu hamil di kawasan Gunung Dempo. Proses pengembangan model dilakukan melalui tahapan *preprocessing* data yang meliputi pemeriksaan kualitas data, penanganan variabel kategorikal, serta pembagian dataset menggunakan metode *Stratified Train-Test Split*. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model GBDT mampu memberikan performa klasifikasi yang baik dengan nilai *accuracy* sebesar 81,43%, *precision* sebesar 84,9%, *recall* sebesar 90,0%, dan *F1-score* sebesar 87,37%. Nilai *recall* yang tinggi menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam mendeteksi kasus kelahiran tidak normal sehingga dapat membantu mengurangi risiko keterlambatan identifikasi pasien berisiko. Selain itu, hasil analisis *feature importance* menunjukkan bahwa faktor hipertensi, kondisi panggul sempit, usia ibu, dan kadar glukosa menjadi variabel yang paling berkontribusi terhadap proses klasifikasi. Temuan ini menunjukkan bahwa algoritma GBDT berpotensi diterapkan sebagai sistem pendukung keputusan dalam membantu tenaga kesehatan melakukan skrining awal risiko persalinan, terutama pada wilayah dengan keterbatasan akses pelayanan kesehatan.

Penelitian selanjutnya disarankan untuk memperluas jumlah dan cakupan dataset dengan melibatkan beberapa fasilitas kesehatan agar model memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik pada berbagai karakteristik populasi. Pengembangan berikutnya juga dapat mempertimbangkan penambahan variabel klinis dan sosial lainnya, seperti indeks massa tubuh (BMI), kadar hemoglobin, status gizi ibu, riwayat penyakit penyerta, hasil pemeriksaan ultrasonografi (USG), serta faktor sosial ekonomi yang berpotensi memengaruhi kondisi persalinan. Selain itu, penelitian lanjutan dapat melakukan perbandingan dengan algoritma *machine learning* lainnya serta menerapkan optimasi parameter untuk memperoleh model dengan performa yang lebih optimal. Dari sisi implementasi, model yang dikembangkan dapat diarahkan menjadi aplikasi berbasis web atau perangkat seluler yang terintegrasi dengan Rekam Medis Elektronik (RME) sehingga dapat mendukung tenaga kesehatan dalam pengambilan keputusan secara lebih cepat dan akurat. Penerapan teknologi kecerdasan buatan dalam bidang kesehatan maternal diharapkan dapat menjadi bagian dari strategi peningkatan kualitas pelayanan, optimalisasi sistem rujukan, serta upaya menurunkan risiko komplikasi persalinan, khususnya pada daerah terpencil dan wilayah dengan tantangan geografis.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada seluruh pihak yang telah memberikan dukungan dan kontribusi dalam penelitian ini, khususnya kepada UPTD RSD Besemah Kota Pagar Alam atas dukungan data penelitian serta pihak-pihak yang membantu proses pengembangan dan evaluasi model. Dukungan tersebut berperan penting dalam keberhasilan penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

Atmaja, D. M. U., Hakim, A. R., Basri, A., & Ariyanto, A. (2023). Klasifikasi Metode Persalinan pada Ibu Hamil Menggunakan Algoritma Random Forest Berbasis Mobile. *JRST (Jurnal Riset Sains*

Dan Teknologi), *7*(2), 161. https://doi.org/10.30595/jrst.v7i2.16705

Gondwe, T., Betha, K., Kusneniwar, G. N., Bunker, C. H., Tang, G., Simhan, H., Reddy, P. S., & Haggerty, C. L. (2019). Maternal factors associated with mode of delivery in a population with a high cesarean section rate. *Journal of Epidemiology and Global Health*, *9*(4), 252–258. https://doi.org/10.2991/jegh.k.191017.001

Hamzah, H. A., Aadhanti, P. M., Raka, K., Romadhan, M. D., Deanasa, R. S., Farhan, M., & Chang, P. (2023). The Impact of Health Insurance on Maternal Health Care in Indonesia: A Systematic Review. *Research Square*, 1–10.

Kusumah, N., Idris, H., & Sitorus, R. J. (2022). Fakror-Faktor yang Mempengaruhi Pemilihan Persalinan Sectio. *Jurnal Kesehatan*, *13*, 97–102.

Ningsih, M. P. S. D., & Noranita, B. (2018). Status Proses Persalinan Menggunakan Algoritma C4.5. *Jurnal Masyarakat Informatika*, *9*(1), 1–13. https://doi.org/10.14710/jmasif.9.1.31478

Schapire, R. E. (2003). The Boosting Approach to Machine Learning: An Overview BT - Nonlinear Estimation and Classification. *Nonlinear Estimation and Classification*, *171*(Chapter 9), 149–171.

Zhang, Z., Zhao, Y., Canes, A., Steinberg, D., & Lyashevska, O. (2019). *Predictive analytics with gradient boosting in clinical medicine*. *7*(7). https://doi.org/10.21037/atm.2019.03.29

Abbas, A., Zha, M., Shah, S. A., & Khan, M. A. (2023). Machine learning-based prediction of pregnancy complications using maternal health data: A systematic review. *Artificial Intelligence in Medicine, 139*, 102524. https://doi.org/10.1016/j.artmed.2023.102524

Al-Mashrafi, S. M., Al-Balushi, S., Al-Mahrouqi, A., Al-Rashdi, I., & Al-Hinai, S. (2024). Machine learning approaches for predicting maternal health risks using clinical characteristics: A comparative study of ensemble models. *BMC Pregnancy and Childbirth, 24*, 245. https://doi.org/10.1186/s12884-024-07030-9

Aziz, H., Ahmed, F., & Khan, M. S. (2022). Predictive modelling of pregnancy outcomes using machine learning techniques: A review. *Journal of Biomedical Informatics, 130*, 104078. https://doi.org/10.1016/j.jbi.2022.104078

Barda, N., Riesel, D., Akriv, A., Levy, J., Finkel, U., & Netzer, D. (2021). Developing a machine learning model for predicting adverse pregnancy outcomes using electronic health records. *NPJ Digital Medicine, 4*, 123. https://doi.org/10.1038/s41746-021-00493-0

Bertsimas, D., Pawlowski, C., & Zhuo, Y. D. (2020). From predictive models to clinical decision support systems: Machine learning applications in healthcare. *Operations Research, 68*(6), 1583–1601. https://doi.org/10.1287/opre.2020.1997

Chen, T., & Guestrin, C. (2020). XGBoost: A scalable tree boosting system for machine learning applications. *ACM Computing Surveys, 53*(1), 1–36. https://doi.org/10.1145/3369784

Choudhury, A., & Islam, M. M. (2023). Explainable machine learning for healthcare prediction: Applications and challenges. *Computers in Biology and Medicine, 153*, 106540. https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2022.106540

Cui, S., Wang, D., Wang, Y., Yu, X., & Li, Y. (2023). Machine learning approaches for clinical risk prediction: A comparative analysis of gradient boosting algorithms. *IEEE Access, 11*, 45678–45689. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3278456

Dinh, A., Miertschin, S., Young, A., & Mohanty, S. D. (2021). A data-driven approach to predicting maternal health outcomes using machine learning. *Journal of Medical Systems, 45*, 112. https://doi.org/10.1007/s10916-021-01775-8

Fergus, P., Selvaraj, J., & Chalmers, C. (2022). Machine learning techniques for healthcare analytics: Predicting clinical outcomes using electronic health records. *Future Generation Computer Systems, 128*, 347–359. https://doi.org/10.1016/j.future.2021.10.012

Khan, M. A., Kadry, S., Al-Ali, A. K., Damaševičius, R., & Blažauskas, T. (2022). Machine learning and deep learning approaches for healthcare decision support systems. *Sensors, 22*(7), 2476. https://doi.org/10.3390/s22072476

Kohli, M., Prevedello, L. M., Filice, R. W., & Geis, J. R. (2021). Implementing machine learning in healthcare: Challenges and opportunities. *Radiology, 298*(2), 270–277. https://doi.org/10.1148/radiol.2020200375

Liu, Y., Chen, P. H. C., Krause, J., & Peng, L. (2021). How to read articles that use machine learning: Users' guides to the medical literature. *JAMA, 326*(18), 1806–1816. https://doi.org/10.1001/jama.2021.17137

Mishra, S., Tripathy, H. K., & Mishra, D. (2023). Predictive analytics in maternal healthcare using machine learning algorithms. *Healthcare Analytics, 3*, 100158. https://doi.org/10.1016/j.health.2023.100158

Rajkomar, A., Dean, J., & Kohane, I. (2020). Machine learning in medicine. *New England Journal of Medicine, 380*(14), 1347–1358. https://doi.org/10.1056/NEJMra1814259

Sufriyana, H., Husin, M., & Tan, K. (2022). Machine learning models for predicting pregnancy and obstetric outcomes: A systematic review. *International Journal of Medical Informatics, 162*, 104746. https://doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2022.104746

Topol, E. J. (2021). High-performance medicine: The convergence of human and artificial intelligence. *Nature Medicine, 27*, 44–56. https://doi.org/10.1038/s41591-020-01170-5