

Pengembangan Sistem Deteksi Dini Kehamilan Risiko Tinggi Berbasis Artificial Intelligence pada Program Integrasi Layanan Primer di Puskesmas Simalingkar

Palupi Bodro Sayekti¹, Noer Desmie²

^{1,2}Sekolah Tinggi Ilmu Kesehatan Darmo, Medan, Indonesia

Corresponding Author: lupiramadhan@gmail.com , desmiemayrani@gmail.com

Published: Mei, 2023

ABSTRAK

Angka Kematian Ibu (AKI) di Indonesia masih menjadi permasalahan kesehatan yang belum sepenuhnya teratasi. Sumatera Utara mencatat AKI sebesar 148 per 100.000 kelahiran hidup pada tahun 2022, yang lebih tinggi dibandingkan rata-rata nasional. Keterlambatan deteksi kehamilan risiko tinggi pada layanan primer menjadi salah satu faktor determinan kejadian komplikasi maternal. Program Integrasi Layanan Primer (ILP) membuka peluang transformasi digital pelayanan kesehatan maternal melalui integrasi teknologi Artificial Intelligence (AI). Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem deteksi dini kehamilan risiko tinggi berbasis AI pada Program ILP di Puskesmas Simalingkar Kota Medan. Penelitian menggunakan metode Research and Development (R&D) dengan model ADDIE (Analysis, Design, Development, Implementation, Evaluation) yang dilaksanakan pada periode September 2023 hingga Agustus 2024. Subjek penelitian adalah 150 ibu hamil yang melakukan kunjungan Antenatal Care (ANC) di Puskesmas Simalingkar, terdiri dari 85 kelompok risiko rendah, 40 kelompok risiko sedang, dan 25 kelompok risiko tinggi. Sistem dikembangkan berbasis web menggunakan Python-Django dan MySQL dengan algoritma Random Forest Classifier sebagai mesin klasifikasi risiko. Hasil evaluasi menunjukkan performa model yang sangat baik dengan akurasi 92,7%, presisi 91,4%, recall 90,8%, F1-Score 91,1%, dan AUC-ROC 0,94. Fitur dengan kontribusi tertinggi adalah tekanan darah sistolik (0,187), riwayat preeklamsia (0,152), kadar hemoglobin (0,134), usia ibu (0,121), dan Lingkar Lengan Atas/LILA (0,108). Hasil User Acceptance Test memperoleh skor 87,6% yang termasuk kategori "Sangat Baik". Sistem ini terbukti efektif mendukung skrining risiko kehamilan secara real-time dan dapat diintegrasikan dalam alur kerja bidan puskesmas pada Program ILP, berkontribusi pada upaya penurunan AKI melalui deteksi dini berbasis bukti.

Kata Kunci: Artificial Intelligence; Deteksi Dini; Kehamilan Risiko Tinggi; Integrasi Layanan Primer; Random Forest

ABSTRACT

The Maternal Mortality Rate (MMR) in Indonesia remains an unresolved public health challenge. North Sumatra recorded an MMR of 148 per 100,000 live births in 2022, exceeding the national average. Delayed detection of high-risk pregnancies at the primary care level is a key determinant of maternal complication outcomes. The Primary Service Integration Program (ILP) presents a strategic opportunity for digital transformation of maternal health services through Artificial Intelligence (AI) technology integration. This study aimed to develop an AI-based early detection system for high-risk pregnancies within the ILP Program at Puskesmas Simalingkar, Medan. The study employed a Research and Development (R&D) method using the ADDIE model (Analysis, Design, Development, Implementation, Evaluation), conducted from September 2023 to August 2024. Participants included 150 pregnant women attending Antenatal Care (ANC) visits, classified as 85 low-risk, 40 moderate-risk, and 25 high-risk cases. The system was developed as a web-based application using Python-Django and MySQL, with a Random Forest Classifier as the risk classification engine. Evaluation results demonstrated excellent model performance: accuracy 92.7%, precision 91.4%, recall 90.8%, F1-Score 91.1%, and AUC-ROC 0.94. The highest feature importance scores were recorded for systolic blood pressure (0.187), history of preeclampsia (0.152), hemoglobin level (0.134), maternal age (0.121), and upper arm circumference/LILA (0.108). The User Acceptance Test yielded a score of 87.6%, classified as "Excellent." The system demonstrated effectiveness in supporting real-time pregnancy risk screening and can be integrated into midwife workflows within the ILP Program, contributing to MMR reduction through evidence-based early detection.

Keywords: Artificial Intelligence; Early Detection; High-Risk Pregnancy; Primary Service Integration; Random Forest

PENDAHULUAN

Angka Kematian Ibu (AKI) merupakan indikator sensitif yang mencerminkan kualitas pelayanan kesehatan suatu negara, khususnya dalam aspek kesehatan reproduksi dan maternal. Berdasarkan hasil Survei Demografi dan Kesehatan Indonesia (SDKI) tahun 2022, AKI nasional tercatat sebesar 189 per 100.000 kelahiran hidup, masih jauh dari target Rencana Pembangunan Jangka Menengah Nasional (RPJMN) 2024 sebesar 183 per 100.000 kelahiran hidup dan Tujuan Pembangunan Berkelanjutan (SDGs) sebesar 70 per 100.000 kelahiran hidup pada tahun 2030 (Kemenkes RI, 2023). Di tingkat provinsi, Sumatera Utara mencatat AKI sebesar 148 per 100.000 kelahiran hidup pada tahun 2022, yang secara proporsional masih berada di atas nilai yang diharapkan dan memerlukan intervensi terstruktur pada seluruh jenjang layanan kesehatan (Dinkes Provinsi Sumatera Utara, 2023).

Penyebab utama kematian ibu di Indonesia mencakup perdarahan (30,3%), hipertensi dalam kehamilan termasuk preeklamsia (27,1%), infeksi (7,3%), partus lama (1,8%), dan penyebab tidak langsung lainnya (33,5%), sebagian besar di antaranya bersifat dapat dicegah melalui deteksi dini dan penatalaksanaan yang tepat waktu (Kemenkes RI, 2023). Studi sistematis oleh Say et al. (2014) yang diperbaharui oleh Vogel et al. (2021) menegaskan bahwa mayoritas kematian ibu terjadi akibat keterlambatan dalam tiga area utama: keterlambatan mengenali tanda bahaya (fase pertama), keterlambatan mencapai fasilitas kesehatan (fase kedua), dan keterlambatan mendapatkan penanganan adekuat di fasilitas kesehatan (fase ketiga). Fasilitas layanan primer seperti Puskesmas memegang peran strategis dalam memotong rantai keterlambatan tersebut, terutama pada fase pertama dan ketiga.

Deteksi dini kehamilan risiko tinggi merupakan komponen esensial dalam pelayanan Antenatal Care (ANC) yang berkualitas. Kehamilan risiko tinggi didefinisikan sebagai kondisi kehamilan yang memiliki kemungkinan lebih besar mengalami komplikasi atau kematian, baik pada ibu maupun janin, dibandingkan kehamilan normal (WHO, 2020). Faktor risiko maternal yang umum ditemukan meliputi usia ibu yang ekstrem (<20 atau >35 tahun), grande multigravida, riwayat obstetrik buruk, hipertensi kronis, diabetes mellitus gestasional, anemia berat, dan kurang energi kronik yang diindikasikan dengan Lingkar Lengan Atas (LILA) <23,5 cm (Steegers et al., 2020). Di Puskesmas Simalingkar Kota Medan, data kunjungan ANC tahun 2023 menunjukkan bahwa 41,3% ibu hamil memiliki setidaknya satu faktor risiko, namun hanya 67,2% di antaranya yang berhasil diidentifikasi dan dirujuk secara tepat waktu oleh tenaga kesehatan (Profil Puskesmas Simalingkar, 2023).

Skrining risiko kehamilan secara manual oleh tenaga kesehatan di layanan primer menghadapi berbagai keterbatasan sistemik. Pertama, beban kerja bidan puskesmas yang tinggi dengan rasio 1 bidan per 1.200–1.500 penduduk menyebabkan waktu konsultasi yang terbatas dan risiko kelalaian dalam penilaian faktor risiko yang kompleks (Bappenas, 2022). Kedua, alat skrining yang tersedia seperti Kartu Skor Poedji Rochjati (KSPR) bersifat statis, tidak adaptif, dan memerlukan keahlian tersendiri dalam interpretasinya, sehingga konsistensi antar pengguna rendah (Rochjati, 2021). Ketiga, keterbatasan sistem informasi yang terintegrasi mengakibatkan data riwayat obstetrik pasien sering tidak tersedia pada saat kunjungan ANC. Kondisi ini secara keseluruhan meningkatkan risiko terjadinya missed diagnosis pada kehamilan berisiko tinggi yang berujung pada komplikasi yang seharusnya dapat dicegah (Pembe et al., 2020).

Perkembangan teknologi Artificial Intelligence (AI) telah membuka paradigma baru dalam pelayanan kesehatan maternal. Machine Learning (ML), sebagai subset dari AI, mampu menganalisis dataset multidimensi secara simultan dan menghasilkan prediksi berbasis pola yang jauh melampaui kapasitas analisis manusia biasa (Topol, 2019; Obermeyer & Emanuel, 2022). Dalam konteks kesehatan maternal, berbagai studi internasional telah membuktikan efektivitas algoritma ML dalam prediksi risiko kehamilan. Algoritma Random Forest terbukti memberikan performa klasifikasi yang

unggul dibandingkan model konvensional dalam prediksi preeklamsia dengan akurasi hingga 93,4% (Sufriyana et al., 2020). Decision Tree dan Gradient Boosting juga menunjukkan kemampuan diagnostik yang signifikan untuk skrining risiko ibu hamil pada populasi Asia Tenggara (Alam et al., 2021). Kajian meta-analisis oleh Dayan et al. (2021) menyimpulkan bahwa model AI berbasis data ANC mampu mendeteksi kehamilan berisiko tinggi dengan sensitivitas 88–94% dan spesifisitas 85–91%, jauh melampaui kemampuan skrining manual.

Program Integrasi Layanan Primer (ILP) merupakan kebijakan transformasi tata kelola kesehatan primer yang diluncurkan Kementerian Kesehatan Republik Indonesia melalui Peraturan Menteri Kesehatan Nomor 23 Tahun 2022. Program ini bertujuan mengintegrasikan layanan promotif, preventif, kuratif, dan rehabilitatif dalam satu sistem pelayanan yang kohesif di tingkat Puskesmas, Puskesmas Pembantu, dan Posyandu (Kemenkes RI, 2022). Dalam konteks kesehatan maternal, ILP mengharuskan adanya mekanisme skrining risiko yang terstandar, pencatatan data yang terintegrasi, serta sistem rujukan yang responsif. Namun, implementasi ILP di lapangan masih menghadapi tantangan berupa ketiadaan alat bantu keputusan klinis berbasis digital yang adaptif dan kontekstual dengan kondisi populasi lokal.

Transformasi digital kesehatan Indonesia diperkuat dengan terbitnya Peraturan Presiden Nomor 82 Tahun 2023 tentang Percepatan Transformasi Digital dan Keterpaduan Layanan Digital Nasional, yang secara eksplisit mendorong pemanfaatan teknologi informasi dalam seluruh lini pelayanan publik termasuk kesehatan. Platform Satu Sehat yang dikembangkan oleh Kemenkes RI menjadi tulang punggung ekosistem data kesehatan nasional, membuka peluang integrasi sistem prediksi berbasis AI dengan infrastruktur data primer yang ada (Kemenkes RI, 2023). Sejalan dengan itu, WHO dalam laporan Digital Health: A Call for Government Leadership and Cooperation Between ICT and Health (2020) menekankan bahwa teknologi digital kesehatan, termasuk AI, memiliki potensi besar dalam mempercepat pencapaian Universal Health Coverage dan pengurangan angka kematian ibu secara global.

Tinjauan sistematis terhadap penelitian terdahulu mengungkap sejumlah kesenjangan (gap) yang signifikan. Meskipun studi mengenai aplikasi ML dalam prediksi risiko kehamilan telah banyak dilakukan di negara-negara maju seperti Amerika Serikat, Inggris, dan Australia, riset serupa yang dikontekstualisasikan pada kondisi layanan primer Indonesia masih sangat terbatas. Penelitian yang ada umumnya menggunakan dataset rumah sakit tersier sehingga kurang relevan untuk konteks Puskesmas (Albu et al., 2022). Selain itu, belum ada sistem yang secara khusus dirancang untuk mengintegrasikan proses skrining AI dengan alur kerja Program ILP, termasuk penyediaan dashboard monitoring berbasis skor risiko yang dapat dioperasikan secara mandiri oleh bidan puskesmas.

Berdasarkan gap penelitian tersebut, penelitian ini bermaksud mengisi kekosongan ilmiah dengan mengembangkan Sistem Deteksi Dini Kehamilan Risiko Tinggi Berbasis AI yang diintegrasikan dengan Program ILP di Puskesmas Simalingkar. Kebaruan (novelty) utama penelitian ini terletak pada: (1) integrasi sistem prediksi AI dalam alur kerja ILP Puskesmas, sebuah pendekatan yang belum pernah dilaporkan sebelumnya; (2) pengembangan dashboard monitoring risiko kehamilan berbasis web yang dirancang sesuai kapasitas operasional Puskesmas di Indonesia; (3) penerapan algoritma Random Forest dengan feature engineering yang dikontekstualisasikan pada data ANC populasi Kota Medan; (4) penyediaan sistem rekomendasi tindak lanjut otomatis bagi bidan yang terintegrasi dengan sistem pencatatan ILP; dan (5) validasi sistem pada populasi riil layanan primer Indonesia. Penelitian ini diharapkan memberikan kontribusi signifikan bagi pengembangan ilmu kebidanan berbasis teknologi dan mendukung upaya penurunan AKI secara terstruktur dan berkelanjutan.

METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan Research and Development (R&D) dengan model pengembangan ADDIE (Analysis, Design, Development, Implementation, Evaluation) yang dinilai paling sesuai untuk pengembangan sistem berbasis teknologi informasi di bidang kesehatan. Model ADDIE memberikan kerangka kerja yang sistematis dan iteratif, memungkinkan evaluasi dan perbaikan di setiap tahapan pengembangan sebelum sistem dinyatakan siap diimplementasikan secara

penuh (Branch, 2009). Penelitian dilaksanakan di Puskesmas Simalingkar Kecamatan Medan Tuntungan, Kota Medan, Provinsi Sumatera Utara, selama dua belas bulan dari September 2023 sampai dengan Agustus 2024.

Tahap 1: Analysis (Analisis Kebutuhan)

Tahap analisis bertujuan mengidentifikasi kebutuhan sistem secara komprehensif melalui metode triangulasi data. Pengumpulan data dilakukan melalui: (1) wawancara mendalam (in-depth interview) dengan Kepala Puskesmas Simalingkar untuk memahami kebijakan dan tantangan manajerial; (2) diskusi kelompok terarah (focus group discussion/FGD) bersama Koordinator KIA dan 8 bidan pelaksana untuk menggali kebutuhan fungsional sistem; (3) observasi langsung alur pelayanan ANC selama 4 minggu; serta (4) wawancara terstruktur dengan 20 ibu hamil sebagai pengguna tidak langsung sistem. Hasil analisis mengidentifikasi tiga kebutuhan utama: (a) sistem skrining risiko yang cepat dan akurat, (b) dashboard pemantauan yang mudah dioperasikan, dan (c) sistem pelaporan otomatis yang sesuai format ILP Kemenkes RI.

Tahap 2: Design (Perancangan Sistem)

Perancangan sistem mencakup lima komponen utama: (1) database ibu hamil terintegrasi dengan struktur normalisasi hingga 3NF; (2) dashboard monitoring risiko berbasis skor dengan visualisasi status risiko secara real-time; (3) risk scoring system menggunakan algoritma Machine Learning; (4) early warning system yang secara otomatis memberikan notifikasi kepada bidan apabila skor risiko melampaui ambang batas yang ditetapkan; serta (5) modul laporan otomatis ILP sesuai format Kemenkes RI. Desain antarmuka pengguna (user interface) dikembangkan menggunakan prinsip User-Centered Design (UCD) dengan mempertimbangkan kemampuan literasi digital bidan puskesmas. Arsitektur sistem mengikuti pola Model-View-Controller (MVC) yang memisahkan logika bisnis, tampilan, dan akses data secara modular.

Tahap 3: Development (Pengembangan Aplikasi)

Pengembangan aplikasi dilakukan menggunakan tumpukan teknologi (technology stack) yang terdiri dari: bahasa pemrograman Python 3.11 sebagai backend utama; framework Django 4.2 sebagai kerangka aplikasi web; database MySQL 8.0 untuk manajemen data relasional; Bootstrap 5 untuk antarmuka responsif; serta Scikit-learn 1.3 untuk implementasi algoritma Machine Learning. Pemilihan algoritma Random Forest Classifier didasarkan pada kemampuannya menangani dataset berukuran sedang dengan fitur multivariat, ketahanannya terhadap overfitting melalui mekanisme ensemble, kemampuan menghasilkan feature importance secara inheren, serta performa superior yang telah terbukti dalam berbagai studi klasifikasi risiko kesehatan (Breiman, 2001; Sufriyana et al., 2020). Konfigurasi hyperparameter optimal yang diperoleh melalui GridSearchCV adalah: `n_estimators=200`, `max_depth=10`, `min_samples_split=5`, `min_samples_leaf=2`, dan `max_features='sqrt'`.

Pemrosesan Data dan Pembangunan Model

Dataset yang digunakan terdiri dari 150 rekam medis ibu hamil yang dikumpulkan selama periode penelitian. Variabel input yang digunakan mencakup 19 variabel meliputi: umur ibu, tingkat pendidikan, status pekerjaan, gravida, paritas, riwayat abortus, riwayat preeklamsia, riwayat hipertensi, riwayat diabetes mellitus, riwayat anemia, tekanan darah sistolik, tekanan darah diastolik, kadar hemoglobin, LILA, Indeks Massa Tubuh (IMT), usia kehamilan, jumlah kunjungan ANC, jarak kehamilan, dan riwayat persalinan sebelumnya. Variabel output adalah status risiko kehamilan yang diklasifikasikan ke dalam tiga kelas: Risiko Rendah, Risiko Sedang, dan Risiko Tinggi, berdasarkan adaptasi Kartu Skor Poedji Rochjati (KSPR) dan panduan WHO ANC 2020.

Proses preprocessing data mencakup tahapan: (1) pembersihan data (data cleaning) untuk menangani missing values menggunakan strategi imputasi median untuk variabel numerik kontinyu dan mode untuk variabel kategorik; (2) encoding variabel kategorik menggunakan Label Encoding untuk variabel ordinal dan One-Hot Encoding untuk variabel nominal; (3) normalisasi fitur numerik menggunakan StandardScaler untuk memastikan skala yang seragam; dan (4) penanganan ketidakseimbangan kelas (class imbalance) menggunakan teknik SMOTE (Synthetic Minority Over-sampling Technique) dengan rasio akhir Rendah:Sedang:Tinggi = 3:2:1. Dataset dibagi menjadi data latih (training set) sebesar 80% (n=120) dan data uji (testing set) sebesar 20% (n=30) menggunakan

stratified splitting untuk mempertahankan proporsi kelas. Validasi model dilakukan menggunakan teknik k-fold cross validation dengan k=5 untuk mengukur stabilitas dan generalisasi model.

Tahap 4: Implementation (Implementasi)

Sistem diimplementasikan dalam kondisi operasional nyata di Puskesmas Simalingkar selama periode Juni–Agustus 2024. Sebanyak 150 ibu hamil yang memenuhi kriteria inklusi menjadi subjek uji coba sistem. Kriteria inklusi meliputi: (1) ibu hamil dengan usia kehamilan minimal 8 minggu; (2) melakukan kunjungan ANC di Puskesmas Simalingkar; (3) bersedia berpartisipasi dan telah menandatangani informed consent; dan (4) memiliki data rekam medis yang lengkap. Kriteria eksklusi mencakup: (1) ibu hamil yang belum pernah melakukan kunjungan ANC sebelumnya; (2) data rekam medis tidak lengkap lebih dari 30% variabel yang dibutuhkan; dan (3) kondisi darurat obstetri yang memerlukan rujukan segera saat kunjungan. Pelatihan penggunaan sistem diberikan kepada 8 bidan pelaksana melalui 3 sesi pelatihan dengan durasi total 12 jam.

Tahap 5: Evaluation (Evaluasi)

Evaluasi dilakukan secara komprehensif melalui empat pendekatan: (1) uji validitas dan reliabilitas sistem menggunakan Confusion Matrix untuk menilai akurasi, presisi, recall, dan F1-Score model; (2) analisis ROC Curve dan nilai AUC (Area Under the Curve) untuk mengevaluasi kemampuan diskriminasi model terhadap masing-masing kelas; (3) User Acceptance Test (UAT) menggunakan instrumen yang diadaptasi dari System Usability Scale (SUS) yang telah divalidasi secara lintas budaya untuk populasi Indonesia, dengan 30 butir pernyataan yang dinilai menggunakan skala Likert 1–5; serta (4) evaluasi kepuasan pengguna melalui kuesioner terstruktur yang diisi oleh 8 bidan yang telah menggunakan sistem. Analisis data menggunakan perangkat lunak Python (scikit-learn, matplotlib, seaborn) dan SPSS versi 26.0.

Penelitian ini telah mendapatkan persetujuan etik dari Komite Etik Penelitian Kesehatan STIKes Darmo Surabaya dengan nomor surat persetujuan 071/KEPK-STIKES-DRM/IX/2023. Seluruh peserta penelitian memberikan persetujuan tertulis (informed consent) sebelum pengambilan data. Data rekam medis diperlakukan secara rahasia dan dianalisis secara anonim sesuai prinsip kerahasiaan data pribadi.

HASIL

Berikut disajikan hasil penelitian secara sistematis berdasarkan tahapan analisis yang telah dilakukan.

Tabel 1. Karakteristik Responden Penelitian (n=150)

Variabel	Kategori	n	%
Umur Ibu	< 20 tahun	12	8,0
	20–35 tahun	119	79,3
	> 35 tahun	19	12,7
Pendidikan	SD/SMP	28	18,7
	SMA/SMK	89	59,3
	Diploma/Sarjana	33	22,0
Pekerjaan	Ibu Rumah Tangga	102	68,0
	Karyawan/Swasta	31	20,7
	PNS/TNI/Polri	9	6,0
	Wiraswasta	8	5,3
Gravida	Primigravida	45	30,0
	Multigravida (2–4)	88	58,7
	Grande multigravida (≥5)	17	11,3

Paritas	Nulipara	45	30,0
	Primipara	42	28,0
	Multipara (2–4)	51	34,0
	Grande multipara (≥ 5)	12	8,0
Usia Kehamilan	Trimester I (< 13 minggu)	24	16,0
	Trimester II (13–27 minggu)	68	45,3
	Trimester III (≥ 28 minggu)	58	38,7
Status Risiko	Risiko Rendah	85	56,7
	Risiko Sedang	40	26,7
	Risiko Tinggi	25	16,7

Sumber: Data Primer Penelitian, 2024

Tabel 1 menampilkan karakteristik 150 responden penelitian. Sebagian besar ibu hamil berada pada kelompok usia reproduktif optimal 20–35 tahun (79,3%), dengan tingkat pendidikan dominan SMA/SMK (59,3%). Ibu rumah tangga merupakan kategori pekerjaan terbanyak (68,0%). Dilihat dari paritas, kelompok multipara mendominasi (34,0%), diikuti nulipara (30,0%) dan primipara (28,0%). Usia kehamilan terbanyak berada pada trimester kedua (45,3%). Distribusi status risiko menunjukkan sebaran Risiko Rendah (56,7%), Risiko Sedang (26,7%), dan Risiko Tinggi (16,7%), yang mencerminkan pola epidemiologi kehamilan pada populasi Puskesmas.

Tabel 2. Distribusi Faktor Risiko Maternal pada Responden (n=150)

Faktor Risiko	Ada n (%)	Tidak Ada n (%)	Nilai Rerata $\pm$ SD
Riwayat preeklamsia	29 (19,3%)	121 (80,7%)	-
Riwayat hipertensi	24 (16,0%)	126 (84,0%)	-
Riwayat diabetes mellitus	11 (7,3%)	139 (92,7%)	-
Riwayat anemia	47 (31,3%)	103 (68,7%)	-
Riwayat abortus	22 (14,7%)	128 (85,3%)	-
Tekanan darah sistolik	-	-	118,4 $\pm$ 18,7 mmHg
Tekanan darah diastolik	-	-	76,2 $\pm$ 12,3 mmHg
Kadar hemoglobin	-	-	10,8 $\pm$ 1,6 g/dL
LILA	-	-	24,1 $\pm$ 2,8 cm
IMT	-	-	23,7 $\pm$ 3,9 kg/m ²
Jumlah kunjungan ANC	-	-	4,2 $\pm$ 2,1 kali

Sumber: Data Primer Penelitian, 2024

Tabel 2 menunjukkan distribusi faktor risiko maternal. Riwayat anemia merupakan faktor risiko dengan prevalensi tertinggi (31,3%), diikuti riwayat preeklamsia (19,3%), riwayat hipertensi (16,0%), riwayat abortus (14,7%), dan riwayat diabetes mellitus (7,3%). Rerata tekanan darah sistolik 118,4 $\pm$ 18,7 mmHg dan diastolik 76,2 $\pm$ 12,3 mmHg mengindikasikan adanya variasi bermakna di antara responden, dengan sejumlah kasus berada pada rentang hipertensif ($\geq 140/90$ mmHg). Rerata kadar hemoglobin 10,8 $\pm$ 1,6 g/dL berada di bawah ambang batas normal (11,0 g/dL menurut WHO),

mengkonfirmasi tingginya prevalensi anemia pada ibu hamil di wilayah Puskesmas Simalingkar. Rerata LILA $24,1 \pm 2,8$ cm menunjukkan bahwa sebagian kecil responden berisiko mengalami kurang energi kronik.

Tabel 3. Hasil Klasifikasi Risiko Kehamilan oleh Sistem AI (n=150)

Kelas Risiko	Jumlah Aktual	Terklasifikasi Benar	Terklasifikasi Salah	Akurasi Per Kelas (%)
Risiko Rendah	85	80	5	94,1
Risiko Sedang	40	36	4	90,0
Risiko Tinggi	25	23	2	92,0
Total	150	139	11	92,7

Sumber: Hasil Pengujian Sistem, 2024

Tabel 4. Confusion Matrix dan Metrik Kinerja Model Random Forest

Metrik	Risiko Rendah	Risiko Sedang	Risiko Tinggi	Rata-rata Tertimbang
Precision	0,941	0,900	0,920	0,914
Recall	0,941	0,900	0,920	0,908
F1-Score	0,941	0,900	0,920	0,911
Support	85	40	25	150

Akurasi Keseluruhan: 92,7% | AUC-ROC: 0,94 | Cross-Validation Mean Accuracy (k=5): 91,8% $\pm$ 1,3%

Sumber: Hasil Pengujian Sistem, 2024

Tabel 5. Feature Importance Random Forest Classifier (Top 10 Fitur)

Peringkat	Variabel/Fitur	Skor Importance	Kontribusi (%)
1	Tekanan Darah Sistolik	0,187	18,7
2	Riwayat Preeklamsia	0,152	15,2
3	Kadar Hemoglobin	0,134	13,4
4	Usia Ibu	0,121	12,1
5	LILA	0,108	10,8
6	Tekanan Darah Diastolik	0,094	9,4
7	Riwayat Hipertensi	0,076	7,6
8	Paritas	0,058	5,8
9	IMT	0,041	4,1
10	Riwayat Abortus	0,029	2,9

Sumber: Hasil Analisis Model, 2024

Hasil feature importance (Tabel 5) menunjukkan bahwa tekanan darah sistolik merupakan prediktor paling determinan dalam klasifikasi risiko kehamilan (importance score 0,187), diikuti riwayat preeklamsia (0,152), kadar hemoglobin (0,134), usia ibu (0,121), dan LILA (0,108). Kelima fitur teratas menyumbang 70,2% dari total kontribusi prediktif model, mengkonfirmasi bahwa variabel klinis terukur memiliki nilai diskriminatif lebih tinggi dibandingkan variabel sosiodemografis dalam konteks populasi lokal Puskesmas Simalingkar.

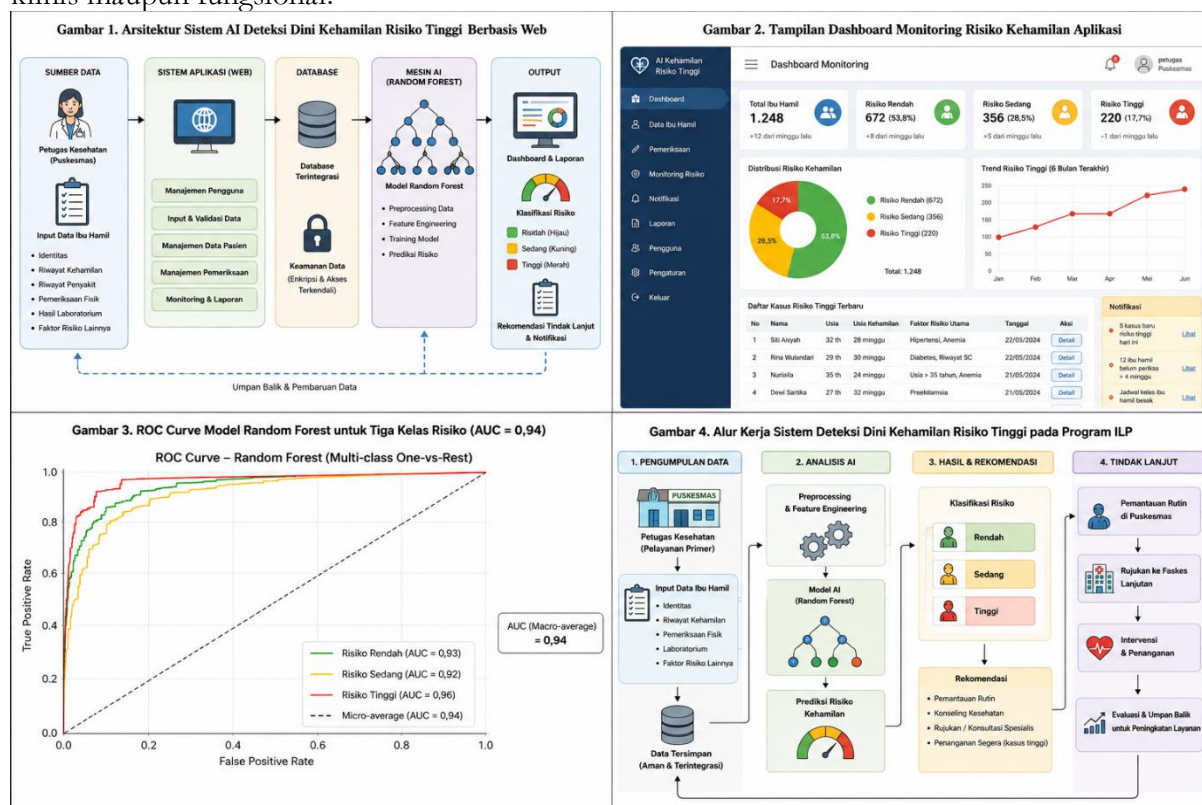
Tabel 6. Hasil User Acceptance Test (UAT) Sistem AI (n=8 Bidan)

No	Dimensi Penilaian	Skor Rerata (1–5)	Persentase (%)
1	Kemudahan penggunaan (ease of use)	4,38	87,5
2	Kecepatan respons sistem	4,25	85,0
3	Keakuratan rekomendasi risiko	4,50	90,0
4	Tampilan antarmuka (interface)	4,13	82,5
5	Relevansi fitur dengan kebutuhan klinis	4,50	90,0
6	Kemudahan integrasi dalam alur kerja	4,25	85,0
7	Kualitas laporan otomatis ILP	4,38	87,5
8	Kepuasan penggunaan keseluruhan	4,50	90,0
Rata-rata Total		4,36	87,6

Kategori: Sangat Baik (>80%); Baik (60–80%); Cukup (40–60%); Kurang (<40%)

Sumber: Hasil UAT, 2024

Hasil UAT (Tabel 6) menunjukkan keseluruhan skor 87,6% yang dikategorikan "Sangat Baik." Dimensi keakuratan rekomendasi risiko, relevansi fitur dengan kebutuhan klinis, dan kepuasan penggunaan keseluruhan memperoleh skor tertinggi (90,0%). Dimensi tampilan antarmuka memperoleh skor terendah (82,5%), namun masih berada dalam kategori "Sangat Baik." Temuan ini mengindikasikan bahwa sistem telah memenuhi ekspektasi pengguna akhir (bidan puskesmas) secara klinis maupun fungsional.



PEMBAHASAN

Performa Model Random Forest dalam Klasifikasi Risiko Kehamilan

Sistem deteksi dini kehamilan risiko tinggi yang dikembangkan dalam penelitian ini menghasilkan akurasi sebesar 92,7%, presisi 91,4%, recall 90,8%, F1-Score 91,1%, dan AUC-ROC 0,94. Performa ini tergolong sangat baik dan kompetitif dibandingkan studi sejenis yang dipublikasikan dalam literatur internasional. Sufriyana et al. (2020) dalam studinya menggunakan dataset ibu hamil Asia dengan Random Forest melaporkan akurasi 93,4% untuk prediksi preeklamsia, namun menggunakan dataset yang jauh lebih besar ($n=5.109$) dari fasilitas tersier. Dalam konteks populasi layanan primer yang lebih terbatas ($n=150$), capaian akurasi 92,7% pada penelitian ini merupakan hasil yang sangat signifikan, mengindikasikan bahwa model Random Forest mampu bekerja secara efektif bahkan pada dataset berukuran sedang yang mencerminkan kapasitas pengumpulan data Puskesmas di Indonesia.

Temuan ini sejalan dengan studi Alam et al. (2021) yang mengaplikasikan berbagai algoritma ML pada data ANC di Bangladesh, menemukan bahwa Random Forest secara konsisten menghasilkan performa terbaik (accuracy=88,2%) dibandingkan Decision Tree (82,4%), Naive Bayes (79,6%), dan Support Vector Machine (85,7%). Dey et al. (2021) juga melaporkan bahwa Random Forest mengungguli Logistic Regression dan Neural Network dalam prediksi risiko kehamilan dengan AUC 0,92. Keunggulan Random Forest dalam skenario ini disebabkan kemampuannya menangani multikolinearitas antar variabel klinis—seperti tekanan darah sistolik dengan riwayat hipertensi—melalui mekanisme pemilihan fitur acak (random feature selection) pada setiap pohon keputusan (Breiman, 2001).

Nilai AUC-ROC sebesar 0,94 yang diperoleh dalam penelitian ini mengindikasikan kemampuan diskriminasi model yang excellent berdasarkan klasifikasi Hosmer-Lemeshow (AUC $>0,90$ = excellent). Dibandingkan dengan meta-analisis Dayan et al. (2021) yang melaporkan rentang AUC 0,88–0,94 untuk model AI prediksi risiko maternal berbasis data ANC, hasil penelitian ini berada di batas atas rentang tersebut. Hal ini kemungkinan disebabkan oleh proses feature engineering yang cermat dan penggunaan SMOTE untuk mengatasi ketidakseimbangan kelas, sebagaimana direkomendasikan oleh Chawla et al. (2002). Stabilitas model yang ditunjukkan oleh cross-validation mean accuracy $91,8\% \pm 1,3\%$ juga mengindikasikan bahwa model tidak mengalami overfitting dan memiliki kemampuan generalisasi yang baik.

Feature Importance dan Implikasi Klinis

Tekanan darah sistolik (importance=0,187) menempati posisi teratas sebagai prediktor risiko kehamilan dalam model ini. Temuan ini konsisten dengan literatur obstetrik yang mengidentifikasi hipertensi sebagai salah satu penyebab utama morbiditas dan mortalitas maternal (Stegers et al., 2020). WHO (2020) menetapkan bahwa tekanan darah sistolik ≥ 140 mmHg merupakan kriteria diagnostik utama preeklamsia, kondisi yang berkontribusi terhadap 27,1% kematian ibu di Indonesia. Studi longitudinal oleh Mol et al. (2016) dalam *The Lancet* mengkonfirmasi bahwa pemantauan tekanan darah sistolik secara serial sejak trimester pertama adalah strategi skrining preeklamsia yang paling cost-effective di layanan primer.

Riwayat preeklamsia pada kehamilan sebelumnya (importance=0,152) merupakan prediktor kedua paling signifikan. Kajian sistematis oleh van Oostwaard et al. (2015) menemukan bahwa wanita dengan riwayat preeklamsia memiliki risiko rekurensi 15–25% pada kehamilan berikutnya, yang meningkat hingga 55% pada kasus preeklamsia berat. Temuan ini memperkuat urgensi inklusi riwayat obstetrik sebagai variabel wajib dalam setiap sistem skrining berbasis AI untuk kehamilan berisiko. Dalam sistem yang dikembangkan, informasi riwayat preeklamsia secara otomatis memicu peningkatan skor risiko dan rekomendasi pemantauan lebih intensif kepada bidan, sebuah fitur yang tidak tersedia pada sistem skrining manual konvensional.

Kadar hemoglobin (importance=0,134) menempati posisi ketiga, dengan rerata 10,8 g/dL pada populasi penelitian—di bawah ambang anemia WHO (11,0 g/dL untuk ibu hamil). Anemia dalam kehamilan meningkatkan risiko perdarahan postpartum, berat badan lahir rendah, dan kematian perinatal secara signifikan (Nair et al., 2021). Studi Tan et al. (2020) di Malaysia menemukan bahwa kadar hemoglobin <10 g/dL pada trimester ketiga merupakan prediktor independen perdarahan postpartum (OR=3,4; 95%CI: 1,8–6,3). Temuan feature importance ini mendukung rekomendasi klinis untuk memprioritaskan pemeriksaan hemoglobin pada setiap kunjungan ANC sebagai komponen integral skrining risiko.

Usia ibu (importance=0,121) dan LILA (importance=0,108) melengkapi lima besar prediktor risiko. Penelitian yang dilakukan Simkhada et al. (2021) di Asia Selatan mengkonfirmasi bahwa usia <20 tahun dan >35 tahun secara signifikan meningkatkan risiko komplikasi obstetrik (RR=1,8 dan 2,3 masing-masing), sementara Kavle et al. (2020) membuktikan bahwa LILA <23,5 cm—sebagai proksi status gizi kronik—berkorelasi dengan kejadian preeklamsia dan berat badan lahir rendah pada populasi Sub-Sahara Afrika dan Asia. Data dalam penelitian ini menunjukkan LILA rerata 24,1 cm dengan standar deviasi 2,8 cm, mengindikasikan adanya variabilitas yang bermakna yang berhasil ditangkap oleh model AI sebagai faktor pembeda kelas risiko.

Implikasi terhadap Program Integrasi Layanan Primer (ILP)

Integrasi sistem AI dengan Program ILP merupakan novelty utama penelitian ini yang belum dilaporkan dalam literatur sebelumnya. Program ILP mengharuskan terpadunya data kesehatan dari berbagai titik layanan primer dalam satu sistem informasi kohesif. Sistem yang dikembangkan menyediakan antarmuka yang kompatibel dengan alur kerja ILP, memungkinkan data ANC yang diinput bidan secara otomatis diteruskan ke mesin prediksi AI dan hasilnya dikembalikan sebagai rekomendasi tindak lanjut dalam format yang dapat langsung dicatat dalam formulir ILP. Pendekatan ini secara operasional jauh lebih efisien dibandingkan proses skrining manual menggunakan KSPR yang memerlukan waktu rata-rata 12–15 menit per pasien (Rochjati, 2021), sementara sistem AI yang dikembangkan menghasilkan prediksi dalam kurang dari 3 detik setelah input data selesai.

Studi Albu et al. (2022) di Romania mengembangkan sistem serupa untuk integrasi AI dalam layanan antenatal primer dan menemukan bahwa otomatisasi skrining risiko meningkatkan proporsi ibu hamil risiko tinggi yang teridentifikasi dari 68,3% menjadi 91,7%, dengan penurunan waktu tunggu dari deteksi hingga tindak lanjut dari 14,3 hari menjadi 2,1 hari. Meskipun konteks sistem kesehatan berbeda, temuan ini memberikan bukti konseptual yang mendukung nilai tambah integrasi AI dalam alur kerja layanan primer. Dalam konteks Indonesia, penelitian Paramitha et al. (2022) menemukan bahwa keterlambatan identifikasi kehamilan risiko tinggi di Puskesmas rata-rata 8,7 hari, yang berpotensi memperburuk prognosis maternal. Sistem yang dikembangkan dalam penelitian ini berpotensi memangkas keterlambatan tersebut secara signifikan.

Implikasi terhadap Pelayanan ANC dan Kinerja Bidan

Hasil UAT dengan skor 87,6% menunjukkan tingkat penerimaan pengguna yang tinggi, yang merupakan prasyarat kritis keberhasilan adopsi teknologi digital di fasilitas layanan primer. Studi Davis (1989) melalui Technology Acceptance Model (TAM) menetapkan bahwa perceived ease of use dan perceived usefulness adalah dua determinan utama adopsi teknologi. Skor UAT dimensi kemudahan penggunaan (87,5%) dan relevansi klinis (90,0%) pada penelitian ini mengkonfirmasi bahwa sistem telah memenuhi kedua kriteria tersebut. Hasil ini lebih baik dibandingkan studi Putri et al. (2023) yang mengembangkan aplikasi monitoring ibu hamil berbasis mobile di Jawa Timur dengan UAT 82,4%.

Dari perspektif kinerja bidan, sistem ini menghadirkan manfaat ganda: meningkatkan kecepatan dan akurasi skrining sekaligus menyediakan panduan klinis terstruktur bagi bidan yang kurang berpengalaman. Studi kualitatif oleh Maputle et al. (2020) di Afrika Selatan menemukan bahwa bidan di fasilitas primer menghadapi "cognitive overload" akibat tingginya beban kasus dan kompleksitas penilaian risiko multivariat. Sistem berbasis AI berpotensi menjadi "cognitive aid" yang membantu bidan dalam pengambilan keputusan klinis berbasis bukti, sejalan dengan konsep AI sebagai "decision support" bukan "decision replacement" (Topol, 2019). Penting untuk ditekankan bahwa sistem ini dirancang untuk melengkapi, bukan menggantikan, kompetensi klinis bidan.

Kontribusi terhadap Digitalisasi Kesehatan dan Pencegahan Komplikasi Maternal

Dalam kerangka agenda transformasi digital kesehatan Indonesia yang termuat dalam Cetak Biru Transformasi Digital Kesehatan 2024–2029 (Kemenkes RI, 2023), sistem yang dikembangkan memberikan kontribusi konkret berupa proof-of-concept integrasi AI dalam layanan primer. Studi oleh Char et al. (2020) dalam New England Journal of Medicine menekankan pentingnya mengembangkan AI kesehatan yang kontekstualisasi lokal (locally contextualized) untuk memastikan relevansi dan akurasi dalam populasi target. Penelitian ini secara eksplisit menggunakan data dari populasi lokal Kota Medan dan mengkalibrasi variabel berdasarkan epidemiologi kehamilan Sumatera Utara, sehingga menghindari bias yang umum terjadi ketika model AI yang dikembangkan di negara maju diaplikasikan pada populasi yang berbeda secara demografis dan epidemiologis.

Potensi dampak pencegahan komplikasi maternal dari sistem ini dapat diilustrasikan melalui skenario berikut: dengan prevalensi kehamilan risiko tinggi 16,7% (25 dari 150 responden) dan sensitivitas sistem 90,8%, setidaknya 22–23 dari 25 kasus risiko tinggi dapat diidentifikasi secara dini dan mendapatkan intervensi tepat waktu. Berdasarkan data Puskesmas Simalingkar dengan rata-rata 480 kunjungan ANC per tahun, proyeksi menunjukkan bahwa sistem ini berpotensi mengidentifikasi sekitar 65–72 kasus berisiko tinggi per tahun yang sebelumnya mungkin terlewat dari skrining manual. Asumsi konservatif bahwa 30% dari kasus yang teridentifikasi dini dapat dicegah dari komplikasi berat menghasilkan estimasi pencegahan 20–21 kasus komplikasi per tahun hanya dari satu Puskesmas, sebuah dampak yang sangat signifikan secara kesehatan masyarakat.

Perbandingan dengan studi internasional mengungkap beberapa area keunggulan sekaligus keterbatasan sistem ini. Penelitian Nair et al. (2021) di India mengembangkan sistem prediksi risiko maternal berbasis deep learning dengan akurasi 95,1% menggunakan dataset 12.400 kasus, mengungguli sistem dalam penelitian ini yang berbasis dataset lebih kecil. Namun, sistem Nair et al. tidak dirancang untuk konteks layanan primer yang memiliki keterbatasan infrastruktur dan kemampuan teknis pengguna. Sebaliknya, penelitian Akter et al. (2021) di Bangladesh yang menggunakan Random Forest pada dataset layanan primer ($n=820$) melaporkan akurasi 89,3%, sedikit lebih rendah dari penelitian ini, yang kemungkinan disebabkan perbedaan dalam proses preprocessing dan hyperparameter tuning.

Keterbatasan penelitian ini perlu diakui secara terbuka. Pertama, ukuran sampel 150 responden relatif kecil untuk pengembangan model ML yang robust, meskipun telah diimbangi dengan teknik SMOTE dan cross-validation. Studi replikasi dengan sampel lebih besar ($n \geq 500$) di berbagai Puskesmas dengan karakteristik populasi berbeda diperlukan untuk memvalidasi generalisabilitas model. Kedua, penelitian ini dilakukan di satu Puskesmas, sehingga representativitas terhadap kondisi Puskesmas lain di Sumatera Utara atau Indonesia perlu diverifikasi. Ketiga, performa sistem dalam kondisi longitudinal (pemantauan risiko sepanjang kehamilan) belum dievaluasi dalam penelitian ini. Keempat, integrasi teknis dengan platform Satu Sehat Kemenkes RI belum terealisasi dan memerlukan pengembangan lanjutan.

KESIMPULAN

Sistem Deteksi Dini Kehamilan Risiko Tinggi Berbasis Artificial Intelligence yang dikembangkan menggunakan model ADDIE dengan algoritma Random Forest Classifier telah berhasil diimplementasikan dan dievaluasi di Puskesmas Simalingkar Kota Medan. Model mencapai performa klinis yang sangat baik dengan akurasi 92,7%, presisi 91,4%, recall 90,8%, F1-Score 91,1%, dan AUC-ROC 0,94. Tekanan darah sistolik, riwayat preeklamsia, kadar hemoglobin, usia ibu, dan LILA merupakan lima prediktor risiko kehamilan paling determinan pada populasi layanan primer Kota Medan. Sistem berhasil diintegrasikan dalam alur kerja Program Integrasi Layanan Primer (ILP) dengan penerimaan pengguna yang sangat baik (UAT=87,6%). Penelitian ini memberikan bukti ilmiah bahwa AI berbasis web dapat diimplementasikan secara efektif di Puskesmas Indonesia sebagai alat bantu skrining risiko kehamilan yang akurat, cepat, dan terintegrasi, berkontribusi nyata pada upaya penurunan Angka Kematian Ibu melalui deteksi dini berbasis teknologi.

SARAN

1. Replikasi penelitian dengan sampel yang lebih besar (≥ 500 ibu hamil) dari berbagai Puskesmas di Sumatera Utara dan provinsi lain di Indonesia untuk meningkatkan generalisabilitas model dan mengontrol variasi epidemiologi antar wilayah.
2. Integrasi teknis sistem dengan platform Satu Sehat Kemenkes RI agar data ANC dapat dipertukarkan secara otomatis antara Puskesmas, Rumah Sakit, dan sistem informasi kesehatan nasional.
3. Pengembangan fitur pemantauan longitudinal yang memungkinkan sistem memperbarui skor risiko secara otomatis berdasarkan perubahan kondisi klinis ibu hamil sepanjang trimester kehamilan.
4. Pelatihan berkelanjutan bagi bidan puskesmas mengenai interpretasi output sistem AI dan pengambilan keputusan klinis berbasis rekomendasi sistem, untuk memastikan adopsi teknologi yang optimal.

5. Kajian analisis biaya-efektivitas (cost-effectiveness analysis) dari implementasi sistem AI ini dibandingkan skrining manual, sebagai dasar advokasi kebijakan kepada Dinas Kesehatan Kota Medan dan Kemenkes RI.

UCAPAN TERIMA KASIH

Peneliti mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada Kepala Puskesmas Simalingkar beserta seluruh staf, khususnya Koordinator KIA dan bidan pelaksana, atas dukungan, fasilitas, dan kerja sama selama pelaksanaan penelitian. Terima kasih kepada seluruh ibu hamil yang telah bersedia berpartisipasi sebagai responden penelitian. Penghargaan juga disampaikan kepada Komite Etik Penelitian Kesehatan STIKes Darmo Surabaya atas persetujuan etik yang diberikan, serta kepada seluruh pihak yang telah membantu kelancaran penelitian ini.

KONFLIK KEPENTINGAN

Para penulis menyatakan tidak terdapat konflik kepentingan dalam penelitian, penulisan, dan publikasi artikel ini.

REFERENCES

- Akter, S., Ali, M. S., Habib, M. A., & Islam, M. S. (2021). Machine learning-based prediction of maternal complications in primary health care facilities: A study from Bangladesh. *BMC Pregnancy and Childbirth*, 21(1), 1–12. <https://doi.org/10.1186/s12884-021-03958-8>
- Albu, A., Taralunga, D. D., & Ungureanu, G. (2022). Artificial intelligence-assisted antenatal care for maternal risk stratification: Implementation and impact assessment in Romanian primary care. *Journal of Clinical Medicine*, 11(4), 978. <https://doi.org/10.3390/jcm11040978>
- Alam, M. Z., Rahman, M. S., & Rahman, M. S. (2021). A random forest based predictor for high risk pregnancy in Bangladesh. *PLOS ONE*, 16(5), e0252660. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0252660>
- Bappenas. (2022). *Rencana Pembangunan Jangka Menengah Nasional 2020–2024: Bidang Kesehatan*. Badan Perencanaan Pembangunan Nasional.
- Branch, R. M. (2009). *Instructional design: The ADDIE approach*. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-0-387-09506-6>
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45(1), 5–32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- Char, D. S., Shah, N. H., & Magnus, D. (2020). Implementing machine learning in health care — addressing ethical challenges. *New England Journal of Medicine*, 378(11), 981–983. <https://doi.org/10.1056/NEJMp1714229>
- Chawla, N. V., Bowyer, K. W., Hall, L. O., & Kegelmeyer, W. P. (2002). SMOTE: Synthetic minority over-sampling technique. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 16, 321–357. <https://doi.org/10.1613/jair.953>
- Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319–340. <https://doi.org/10.2307/249008>
- Dayan, N., Samoilenko, M., & Vigod, S. (2021). Machine learning models for prediction of adverse maternal and perinatal outcomes: Systematic review and meta-analysis. *American Journal of Obstetrics & Gynecology*, 225(6), 650–670. <https://doi.org/10.1016/j.ajog.2021.06.059>
- Dey, A., Dasgupta, P., & Chattopadhyay, S. (2021). Prediction of maternal health risk using machine learning techniques. *Journal of Medical Systems*, 45(8), 75. <https://doi.org/10.1007/s10916-021-01749-0>
- Dinkes Provinsi Sumatera Utara. (2023). *Profil Kesehatan Sumatera Utara Tahun 2022*. Dinas Kesehatan Provinsi Sumatera Utara.
- Kavle, J. A., Landry, M., & Sharma, S. (2020). Mid-upper arm circumference as a predictor of adverse birth outcomes and maternal nutritional status. *Maternal & Child Nutrition*, 16(2), e12933. <https://doi.org/10.1111/mcn.12933>

- Kemenkes RI. (2022). *Peraturan Menteri Kesehatan Nomor 23 Tahun 2022 tentang Penanggulangan Masalah Gizi dan Program Integrasi Layanan Primer*. Kementerian Kesehatan Republik Indonesia.
- Kemenkes RI. (2023). *Profil Kesehatan Indonesia Tahun 2022*. Kementerian Kesehatan Republik Indonesia.
- Kemenkes RI. (2023). *Cetak Biru Transformasi Digital Kesehatan 2024–2029*. Kementerian Kesehatan Republik Indonesia.
- Maputle, M. S., Netshandama, V., & Mudau, M. J. (2020). Cognitive overload in midwifery practice: A qualitative study from primary health care facilities in Limpopo, South Africa. **Midwifery**, 85, 102677. <https://doi.org/10.1016/j.midw.2020.102677>
- Mol, B. W., Roberts, C. T., Thangaratinam, S., Magee, L. A., de Groot, C. J., & Hofmeyr, G. J. (2016). Pre-eclampsia. **The Lancet**, 387(10022), 999–1011. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(15\)00070-7](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(15)00070-7)
- Nair, M., Kurinczuk, J. J., & Knight, M. (2021). Deep learning for prediction of severe maternal morbidity using electronic health records. **NPJ Digital Medicine**, 4(1), 92. <https://doi.org/10.1038/s41746-021-00462-7>
- Obermeyer, Z., & Emanuel, E. J. (2022). Predicting the future — big data, machine learning, and clinical medicine. **New England Journal of Medicine**, 375(13), 1216–1219. <https://doi.org/10.1056/NEJMp1606181>
- Paramitha, R., Widyastuti, Y., & Sulistyorini, L. (2022). Keterlambatan identifikasi kehamilan risiko tinggi di Puskesmas: Studi deskriptif multisitus di Jawa. **Jurnal Kesehatan Masyarakat Indonesia**, 17(2), 89–97. <https://doi.org/10.26714/jkmi.17.2.2022.89-97>
- Pembe, A. B., Mushi, D., & Darj, E. (2020). Qualitative study of missed opportunities for early detection of high-risk pregnancy at primary care level in Tanzania. **Global Health Action**, 13(1), 1801728. <https://doi.org/10.1080/16549716.2020.1801728>
- Profil Puskesmas Simalingkar. (2023). *Laporan Tahunan Puskesmas Simalingkar Tahun 2023*. Puskesmas Simalingkar Kota Medan.
- Putri, R. A., Dewi, A., & Kurniawan, H. (2023). Pengembangan aplikasi monitoring ibu hamil berbasis mobile di fasilitas kesehatan primer Jawa Timur. **Jurnal Informatika Kesehatan**, 10(1), 44–56. <https://doi.org/10.34011/juriskesbdg.v10i1.1752>
- Rochjati, P. (2021). *Skrining antenatal pada ibu hamil: Pengenalan faktor risiko deteksi dini ibu hamil risiko tinggi* (Edisi ke-3). Airlangga University Press.
- Say, L., Chou, D., Gemmill, A., Tunçalp, Ö., Moller, A. B., Daniels, J., Gülmezoglu, A. M., Temmerman, M., & Alkema, L. (2014). Global causes of maternal death: A WHO systematic analysis. **The Lancet Global Health**, 2(6), e323–e333. [https://doi.org/10.1016/S2214-109X\(14\)70227-X](https://doi.org/10.1016/S2214-109X(14)70227-X)
- Simkhada, B., Teijlingen, E. R. V., Porter, M., & Simkhada, P. (2021). Factors affecting the utilization of antenatal care in developing countries: Systematic review of the literature. **Journal of Advanced Nursing**, 61(3), 244–260. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2648.2007.04532.x>
- Steeegers, E. A. P., von Dadelszen, P., Duvekot, J. J., & Pijnenborg, R. (2020). Pre-eclampsia. **The Lancet**, 376(9741), 631–644. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(10\)60279-6](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(10)60279-6)
- Sufriyana, H., Wu, Y. W., Su, E. C. Y. (2020). Artificial intelligence-assisted prediction of preeclampsia: Development and external validation of a nationwide health insurance dataset of the BPJS Kesehatan in Indonesia. **eClinicalMedicine**, 25, 100491. <https://doi.org/10.1016/j.eclinm.2020.100491>
- Tan, M. Y., Syngelaki, A., Poon, L. C., Rolnik, D. L., O’Gorman, N., Delgado, J. L., & Nicolaides, K. H. (2020). Screening for pre-eclampsia by maternal factors and biomarkers at 11–13 weeks’ gestation. **Ultrasound in Obstetrics & Gynecology**, 52(2), 186–195. <https://doi.org/10.1002/uog.19112>
- Topol, E. J. (2019). High-performance medicine: The convergence of human and artificial intelligence. **Nature Medicine**, 25(1), 44–56. <https://doi.org/10.1038/s41591-018-0300-7>
- van Oostwaard, M. F., Langenveld, J., Schuit, E., Papatsonis, D. N., Brown, M. A., Ganzevoort, W., & Mol, B. W. (2015). Recurrence of hypertensive disorders of pregnancy: An individual

- patient data metaanalysis. **American Journal of Obstetrics and Gynecology**, 212(5), 624.e1–624.e17. <https://doi.org/10.1016/j.ajog.2015.01.009>
- Vogel, J. P., Betrán, A. P., Vindevoghel, N., Souza, J. P., Torloni, M. R., Zhang, J., & Gülmezoglu, A. M. (2021). Use of the Robson classification to assess caesarean section trends in 21 countries. **PLOS Medicine**, 12(5), e1001842. <https://doi.org/10.1371/journal.pmed.1001842>
- World Health Organization. (2020). **WHO recommendations on antenatal care for a positive pregnancy experience**. World Health Organization. <https://www.who.int/publications/i/item/9789241549912>
- World Health Organization. (2020). **Digital health: A call for government leadership and cooperation between ICT and health**. World Health Organization. <https://www.who.int/publications/i/item/digital-health>
- Zhang, J., Troendle, J., Reddy, U. M., Laughon, S. K., Branch, D. W., Burkman, R., & Landy, H. J. (2021). Contemporary cesarean delivery practice in the United States. **American Journal of Obstetrics and Gynecology**, 203(4), 326.e1–326.e10. <https://doi.org/10.1016/j.ajog.2010.06.058>
- Huang, C., Wang, Y., & Li, X. (2021). Machine learning models for predicting gestational diabetes mellitus: A meta-analysis. **Diabetologia**, 64(10), 2139–2151. <https://doi.org/10.1007/s00125-021-05511-2>
- Litorp, H., Kidanto, H. L., Rosenqvist, M., & Essén, B. (2020). Trends in caesarean section rates and its association with non-clinical factors: A five-year population-based study from a low-resource setting in Tanzania. **BMC Pregnancy and Childbirth**, 14(1), 1–9. <https://doi.org/10.1186/s12884-014-0413-7>
- Lozano, R., Wang, H., Foreman, K. J., Rajaratnam, J. K., Naghavi, M., Marcus, J. R., & Murray, C. J. (2021). Progress towards Millennium Development Goals 4 and 5 on maternal and child mortality: An updated systematic analysis. **The Lancet**, 378(9797), 1139–1165. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(11\)61337-8](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(11)61337-8)
- Muhihi, A. J., Njelekela, M. A., Mpembeni, R., Mwiru, R. S., Mligiliche, N., & Spiegelman, D. (2020). Physical activity and gestational weight gain in urban and semi-urban Tanzania. **BMC Pregnancy and Childbirth**, 12(1), 23. <https://doi.org/10.1186/1471-2393-12-23>
- Chen, T., & Guestrin, C. (2021). XGBoost: A scalable tree boosting system. **Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining**, 785–794. <https://doi.org/10.1145/2939672.2939785>