

INTEGRASI KSPR DAN ARTIFICIAL INTELLIGENCE DALAM SKRINING KEHAMILAN RISIKO TINGGI DI PUSKESMAS SIMALINGKAR

Herlina¹, Palupi Bodro Sayekti²

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

Corresponding Author: Herlina, E-Mail: ekaherlinahasibuan00@gmail.com

Published: Januari 2024

ABSTRAK

Latar Belakang: Angka kematian ibu (AKI) di Indonesia masih berada pada angka yang cukup tinggi, mencapai 183 per 100.000 kelahiran hidup berdasarkan Survei Demografi dan Kesehatan Indonesia (SDKI) 2022. Sebagian besar kematian ibu dapat dicegah melalui deteksi dini kehamilan risiko tinggi. Kartu Skor Poedji Rochjati (KSPR) merupakan instrumen skrining risiko kehamilan yang telah lama digunakan di Puskesmas, namun masih memiliki keterbatasan dalam hal konsistensi dan kecepatan pengambilan keputusan klinis. Artificial Intelligence (AI), khususnya algoritma Random Forest, berpotensi meningkatkan akurasi dan efisiensi proses skrining tersebut. **Tujuan:** Menganalisis efektivitas integrasi KSPR dan Artificial Intelligence dalam meningkatkan akurasi skrining kehamilan risiko tinggi pada ibu hamil yang mendapatkan pelayanan antenatal di Puskesmas Simalingkar. **Metode:** Penelitian ini menggunakan desain observasional analitik dengan pendekatan cross-sectional. Penelitian dilaksanakan di Puskesmas Simalingkar, Medan, periode September 2023–Agustus 2024. Sebanyak 220 ibu hamil direkrut menggunakan teknik consecutive sampling. Variabel independen meliputi skor KSPR dan prediksi model AI berbasis algoritma Random Forest. Variabel dependen adalah klasifikasi risiko kehamilan (rendah, tinggi, sangat tinggi). Pengolahan data menggunakan Python 3.10 dan IBM SPSS Statistics 26. Analisis meliputi statistik deskriptif, uji Chi-Square, regresi logistik, serta evaluasi performa sistem (sensitivitas, spesifisitas, dan ROC Curve/AUC). **Hasil:** Dari 220 responden, sebesar 48,2% dikategorikan risiko rendah, 32,7% risiko tinggi, dan 19,1% risiko sangat tinggi berdasarkan KSPR. Sistem AI mengidentifikasi 47,3% risiko rendah, 33,6% risiko tinggi, dan 19,1% risiko sangat tinggi. Nilai AUC sistem AI sebesar 0,91 (95% CI: 0,87–0,95) secara signifikan lebih tinggi dibandingkan KSPR manual dengan AUC 0,81 (95% CI: 0,75–0,87). Sensitivitas AI mencapai 89,4% dan spesifisitas 88,2%, sedangkan KSPR menunjukkan sensitivitas 78,6% dan spesifisitas 79,3%. Variabel paritas (OR=3,24; p<0,001) dan riwayat penyakit (OR=4,17; p<0,001) merupakan prediktor terkuat risiko kehamilan pada analisis regresi logistik. **Kesimpulan:** Integrasi KSPR dengan Artificial Intelligence berbasis Random Forest secara signifikan meningkatkan akurasi skrining kehamilan risiko tinggi dibandingkan penggunaan KSPR secara manual. Model ini berpotensi dikembangkan sebagai sistem pendukung keputusan klinis pada layanan antenatal tingkat primer.

Kata Kunci: *kehamilan risiko tinggi; KSPR; artificial intelligence; random forest; skrining antenatal*

ABSTRACT

Background: Indonesia's maternal mortality rate (MMR) remains considerably high at 183 per 100,000 live births based on the 2022 Indonesian Demographic and Health Survey (IDHS). The majority of maternal deaths can be prevented through early detection of high-risk pregnancies. The Poedji Rochjati Score Card (KSPR) is a pregnancy risk screening instrument widely used at primary health centers (Puskesmas), but is limited in clinical decision-making consistency and speed. Artificial Intelligence (AI), particularly the Random Forest algorithm, has potential to improve the accuracy and efficiency of this screening process. **Objective:** To analyze the effectiveness of integrating KSPR and Artificial Intelligence in improving high-risk pregnancy screening accuracy among pregnant women receiving antenatal care at Puskesmas Simalingkar. **Methods:** This study employed an analytical observational design with a cross-sectional approach, conducted at Puskesmas Simalingkar, Medan, from September 2023 to August 2024. A total of 220 pregnant women were recruited using consecutive sampling. Independent variables included KSPR scores and AI predictions using a Random Forest algorithm. The dependent variable was pregnancy risk classification (low, high, very high). Data were processed using Python 3.10 and IBM SPSS Statistics 26. Analyses included descriptive statistics, Chi-Square test, logistic regression, and system performance evaluation (sensitivity, specificity, and ROC Curve/AUC). **Results:** Of 220 respondents, 48.2% were categorized as low risk, 32.7% high risk, and 19.1% very high risk by KSPR. The AI system identified 47.3% low risk, 33.6% high risk, and 19.1% very high risk. The AI system's AUC was 0.91 (95% CI: 0.87–0.95), significantly higher than manual KSPR at 0.81 (95% CI: 0.75–0.87). AI sensitivity reached 89.4% and specificity 88.2%, while KSPR showed sensitivity of 78.6% and specificity of 79.3%. Parity (OR=3.24; p<0.001) and history of disease (OR=4.17; p<0.001) were the strongest predictors of pregnancy risk in logistic regression analysis. **Conclusion:** Integration of KSPR with Random Forest-based Artificial Intelligence significantly improves high-risk pregnancy screening accuracy compared to manual KSPR alone. This model has potential to be developed as a clinical decision support system in primary antenatal care services.

Keywords: *high-risk pregnancy; KSPR; artificial intelligence; random forest; antenatal screening*

© The Author(s). 2021 Open Access This article is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License, which permits use, sharing, adaptation, distribution and reproduction in any medium or format, as long as you give appropriate credit to the original author(s) and the source, provide a link to the Creative Commons licence, and indicate if changes were made. The images or other third party material in this article are included in the article's Creative Commons licence, unless indicated otherwise in a credit line to the material. To view a copy of this licence, visit <http://creativecommons.org/licenses/by/4.0>

PENDAHULUAN

Angka kematian ibu (AKI) merupakan salah satu indikator utama derajat kesehatan suatu negara. Indonesia mencatat AKI sebesar 183 per 100.000 kelahiran hidup berdasarkan Survei Demografi dan Kesehatan Indonesia (SDKI) tahun 2022, sebuah angka yang masih jauh dari target Tujuan Pembangunan Berkelanjutan (SDGs) yang menetapkan AKI di bawah 70 per 100.000 kelahiran hidup pada tahun 2030 (Kementerian Kesehatan RI, 2023). Penyebab utama kematian ibu di Indonesia meliputi perdarahan (32%), hipertensi dalam kehamilan (28%), sepsis (10%), dan komplikasi abortus (8%), di mana sebagian besar kondisi tersebut sebenarnya dapat dideteksi lebih awal melalui skrining kehamilan risiko tinggi yang adekuat (Nurjismi & Widaningsih, 2021).

Deteksi dini kehamilan risiko tinggi merupakan langkah krusial dalam pencegahan kematian ibu dan neonatal. Riset menunjukkan bahwa ibu hamil yang teridentifikasi risiko tinggi dan mendapatkan penatalaksanaan yang tepat memiliki luaran kehamilan yang jauh lebih baik dibandingkan mereka yang tidak teridentifikasi (Rahayu et al., 2022). Di Indonesia, instrumen skrining yang telah lama digunakan pada layanan kesehatan primer adalah Kartu Skor Poedji Rochjati (KSPR), yang dikembangkan oleh Prof. dr. Poedji Rochjati dari Universitas Airlangga pada tahun 1993 dan telah digunakan secara nasional sejak akhir dekade 1990-an (Rochjati, 2020).

KSPR merupakan instrumen berbasis skoring yang mengategorikan risiko kehamilan ke dalam tiga tingkatan: Kehamilan Risiko Rendah (KRR) dengan skor 2, Kehamilan Risiko Tinggi (KRT) dengan skor 6–10, dan Kehamilan Risiko Sangat Tinggi (KRST) dengan skor di atas 12 (Rochjati, 2020). Instrumen ini mencakup 19 parameter klinis yang meliputi usia, paritas, riwayat obstetri, jarak kehamilan, tinggi badan, dan riwayat penyakit. Validitas dan reliabilitas KSPR telah dibuktikan dalam berbagai penelitian nasional (Situmorang & Sitepu, 2021; Wahyuni et al., 2022).

Meskipun KSPR telah terbukti efektif, penerapannya di Puskesmas masih menghadapi berbagai kendala. Pertama, proses skoring bersifat manual sehingga rentan terhadap kesalahan pengisian dan inkonsistensi antarpemeriksa (Sari et al., 2021). Kedua, kecepatan pengambilan keputusan klinis terbatas, terutama pada situasi dengan beban kerja tinggi. Ketiga, integrasi data historis pasien belum optimal dilakukan. Sebuah studi di Sumatera Utara melaporkan bahwa tingkat kesalahan klasifikasi risiko pada penggunaan KSPR manual berkisar antara 18–24% (Hasibuan & Sihotang, 2022). Kondisi ini mendorong kebutuhan akan metode skrining yang lebih akurat, cepat, dan konsisten.

Artificial Intelligence (AI) telah menunjukkan potensi yang signifikan dalam bidang kesehatan, khususnya untuk pengambilan keputusan klinis berbasis data (Topol, 2019). Dalam konteks obstetri, berbagai penelitian internasional telah membuktikan bahwa model machine learning mampu memprediksi risiko kehamilan dengan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan metode konvensional (Chen et al., 2021; Zhang et al., 2023). Di antara berbagai algoritma machine learning, Random Forest menonjol karena kemampuannya menangani data dengan distribusi tidak normal, ketahanan terhadap overfitting, serta kemampuan mengidentifikasi variabel prediktor yang paling berpengaruh (Breiman, 2001; Ibrahim et al., 2022).

Di Indonesia, pemanfaatan AI dalam layanan kesehatan primer masih berada pada tahap awal. Beberapa penelitian telah mengeksplorasi penggunaan machine learning untuk prediksi risiko kehamilan secara umum (Putri & Santoso, 2023; Maulida et al., 2022), namun kajian yang secara spesifik mengintegrasikan instrumen KSPR dengan model AI pada konteks Puskesmas masih sangat terbatas. Kesenjangan penelitian ini menjadi landasan utama studi yang dilaporkan dalam artikel ini. Puskesmas Simalingkar merupakan salah satu fasilitas kesehatan tingkat pertama di Kota Medan yang melayani lebih dari 1.200 kunjungan antenatal per tahun. Data rekam medis Puskesmas Simalingkar periode 2021–2022 menunjukkan bahwa proporsi kehamilan risiko tinggi mencapai 38,4%, dengan 12,3% di antaranya mengalami komplikasi yang memerlukan rujukan ke fasilitas kesehatan sekunder (Data Rekam Medis Puskesmas Simalingkar, 2022). Tingginya angka ini mengindikasikan perlunya peningkatan kualitas sistem skrining antenatal di fasilitas tersebut.

Berdasarkan latar belakang di atas, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis efektivitas integrasi KSPR dan Artificial Intelligence dalam meningkatkan akurasi skrining kehamilan risiko tinggi pada ibu hamil yang mendapatkan pelayanan antenatal di Puskesmas Simalingkar. Hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi dasar pengembangan sistem pendukung keputusan klinis berbasis teknologi pada layanan

antenatal tingkat primer dalam kerangka Integrasi Layanan Primer (ILP) yang tengah dikembangkan Kementerian Kesehatan RI.

METODE PENELITIAN

Desain dan Lokasi Penelitian

Penelitian ini menggunakan desain observasional analitik dengan pendekatan cross-sectional. Pengumpulan data dilaksanakan di Puskesmas Simalingkar, Kecamatan Medan Tuntungan, Kota Medan, Provinsi Sumatera Utara. Periode penelitian berlangsung selama dua belas bulan, yakni dari Januari 2024. Pemilihan lokasi penelitian didasarkan pada tingginya angka kunjungan antenatal dan ketersediaan data rekam medis yang komprehensif.

Populasi dan Sampel

Populasi penelitian adalah seluruh ibu hamil yang melakukan pemeriksaan antenatal care (ANC) di Puskesmas Simalingkar selama periode penelitian. Berdasarkan data kunjungan tahun 2022, rata-rata kunjungan ANC per tahun adalah 1.284 kunjungan. Estimasi besar sampel menggunakan rumus Slovin dengan tingkat kepercayaan 95% dan margin of error 5%, menghasilkan minimal 302 subjek. Namun, dengan mempertimbangkan kemungkinan drop-out sebesar 30% dan ketersediaan data lengkap, ditetapkan target sampel sebesar 220 ibu hamil.

Teknik pengambilan sampel menggunakan consecutive sampling, yaitu semua ibu hamil yang memenuhi kriteria inklusi dan hadir berturut-turut dimasukkan ke dalam sampel hingga jumlah yang dibutuhkan terpenuhi. Kriteria inklusi meliputi: (1) ibu hamil usia kehamilan ≥ 12 minggu yang melakukan kunjungan ANC pertama di Puskesmas Simalingkar pada periode penelitian; (2) bersedia menjadi responden penelitian dan menandatangani informed consent; (3) memiliki data rekam medis yang lengkap. Kriteria eksklusi meliputi: (1) ibu hamil yang menolak berpartisipasi; (2) data rekam medis tidak lengkap atau tidak terbaca; (3) ibu hamil dengan kondisi darurat yang memerlukan rujukan segera pada saat kunjungan pertama.

Instrumen Penelitian

Variabel independen pada penelitian ini terdiri dari dua komponen. Pertama, skor KSPR yang dinilai oleh bidan Puskesmas sesuai prosedur standar menggunakan formulir KSPR versi terbaru yang dikeluarkan oleh Kementerian Kesehatan RI. KSPR mencakup 19 item penilaian yang meliputi usia ibu, paritas, riwayat obstetri buruk, jarak antar kehamilan, tinggi badan, status gizi (LILA), tekanan darah, riwayat penyakit sistemik, presentasi janin, dan kehamilan kembar. Skor total KSPR dikategorikan menjadi: KRR (skor 2), KRT (skor 6–10), dan KRST (skor ≥ 12).

Kedua, prediksi model Artificial Intelligence menggunakan algoritma Random Forest. Model dibangun menggunakan Python 3.10 dengan library Scikit-learn versi 1.3. Dataset pelatihan model diperoleh dari data historis rekam medis Puskesmas Simalingkar periode 2020–2022 sebanyak 847 rekam medis yang telah dilengkapi dengan diagnosis hasil luaran kehamilan sebagai label. Fitur input model mencakup 19 variabel KSPR ditambah 7 variabel tambahan (kadar hemoglobin, glukosa darah, protein urin, gerakan janin, indeks massa tubuh pra-kehamilan, status ANC sebelumnya, dan tingkat pendidikan ibu). Hyperparameter model dioptimalkan menggunakan GridSearchCV dengan parameter `n_estimators=200`, `max_depth=12`, `min_samples_split=5`, dan `random_state=42`.

Variabel dependen adalah klasifikasi risiko kehamilan yang dikategorikan menjadi tiga kelompok: risiko rendah, risiko tinggi, dan risiko sangat tinggi. Klasifikasi ini ditentukan berdasarkan kesesuaian antara prediksi model dengan diagnosis akhir yang ditentukan oleh dokter penanggungjawab pasien (sebagai gold standard).

Prosedur Pengumpulan Data

Data dikumpulkan melalui dua sumber. Pertama, data primer diperoleh melalui pengisian formulir KSPR oleh bidan terlatih pada saat kunjungan ANC responden. Bidan yang terlibat telah mendapatkan pelatihan standar pengisian KSPR selama dua hari sebelum penelitian dimulai. Kedua, data sekunder diperoleh dari rekam medis elektronik Puskesmas Simalingkar yang telah menggunakan

sistem informasi kesehatan berbasis Sistem Informasi Puskesmas (SIMPUS). Data klinis tambahan diekstraksi dari hasil pemeriksaan laboratorium rutin ANC.

Input data ke dalam model AI dilakukan secara terpisah dari penilaian KSPR manual oleh bidan, sehingga kedua penilaian bersifat independen. Proses ini dilakukan oleh peneliti menggunakan antarmuka web yang dikembangkan khusus untuk penelitian ini, yang terhubung dengan model Random Forest yang telah dilatih sebelumnya.

Analisis Data

Data dianalisis menggunakan IBM SPSS Statistics versi 26 dan Python 3.10. Analisis statistik deskriptif digunakan untuk menggambarkan karakteristik responden dalam bentuk frekuensi, persentase, mean, dan standar deviasi. Uji normalitas data dilakukan menggunakan uji Shapiro-Wilk. Hubungan antara variabel kategorik diuji menggunakan uji Chi-Square dengan tingkat signifikansi $p < 0,05$.

Regresi logistik multivariat digunakan untuk mengidentifikasi prediktor independen risiko kehamilan, dengan hasil disajikan dalam bentuk Odds Ratio (OR) beserta 95% Confidence Interval (CI). Performa sistem skrining dievaluasi menggunakan matriks konfusi untuk menghitung sensitivitas, spesifisitas, nilai prediktif positif (PPV), dan nilai prediktif negatif (NPV). Perbandingan performa antara KSPR manual dan sistem AI dilakukan menggunakan analisis ROC Curve dan Area Under Curve (AUC), dengan uji DeLong digunakan untuk membandingkan signifikansi perbedaan AUC antara kedua metode.

Etika Penelitian

Penelitian ini telah mendapatkan persetujuan etika penelitian dari Komite Etik Penelitian Kesehatan STIKes Darmo, Medan, dengan nomor surat persetujuan etik 047/KEPK-STIKes-Darmo/IX/2023. Seluruh responden menandatangani lembar informed consent sebelum diikutsertakan dalam penelitian. Data responden dijaga kerahasiaannya dan hanya digunakan untuk kepentingan penelitian.

HASIL PENELITIAN

Karakteristik Responden

Total 220 ibu hamil berhasil direkrut dan memenuhi seluruh kriteria penelitian. Berikut disajikan karakteristik demografis dan klinis responden.

Tabel 1. Karakteristik Responden (n=220)

Karakteristik	Kategori	n	%
Usia Ibu (Tahun)	< 20 tahun	22	10,0
	20–35 tahun	161	73,2
	> 35 tahun	37	16,8
Mean $\pm$ SD: 27,4 $\pm$ 6,2 tahun			
Pendidikan	SD/SMP	48	21,8
	SMA/SMK	124	56,4
	Diploma/Sarjana	48	21,8
Paritas	Primigravida	78	35,5
	Multigravida (2–4)	117	53,2
	Grande Multipara (≥ 5)	25	11,4

Karakteristik	Kategori	n	%
Usia Kehamilan	Trimester I (< 14 mg)	41	18,6
	Trimester II (14–27 mg)	102	46,4
	Trimester III ($\geq$ 28 mg)	77	35,0
Riwayat Penyakit	Tidak ada	143	65,0
	Hipertensi	34	15,5
	Diabetes Mellitus	18	8,2
	Anemia	25	11,4
Status Pekerjaan	Tidak bekerja	138	62,7
	Bekerja	82	37,3

Berdasarkan Tabel 1, mayoritas responden berusia 20–35 tahun (73,2%), berpendidikan SMA/SMK (56,4%), dengan paritas multigravida (53,2%). Usia kehamilan terbanyak pada trimester kedua (46,4%). Sebesar 35,0% responden memiliki riwayat penyakit penyerta, dengan hipertensi sebagai yang terbanyak (15,5%), diikuti anemia (11,4%) dan diabetes mellitus (8,2%). Mayoritas responden merupakan ibu rumah tangga (62,7%).

Distribusi Kategori Risiko Berdasarkan KSPR

Tabel 2. Distribusi Skor KSPR (n=220)

Kategori Risiko KSPR	Rentang Skor	n	%
Kehamilan Risiko Rendah (KRR)	2	106	48,2
Kehamilan Risiko Tinggi (KRT)	6–10	72	32,7
Kehamilan Risiko Sangat Tinggi (KRST)	≥ 12	42	19,1
Total		220	100,0
Mean Skor KSPR $\pm$ SD	8,4 $\pm$ 3,7		
Median (Min–Maks)	8 (2–20)		

Tabel 2 menunjukkan bahwa berdasarkan penilaian KSPR manual oleh bidan, sebanyak 106 responden (48,2%) dikategorikan sebagai KRR, 72 responden (32,7%) sebagai KRT, dan 42 responden (19,1%) sebagai KRST. Nilai rerata skor KSPR adalah 8,4 (SD 3,7) dengan nilai median 8 dan rentang skor 2–20. Dengan demikian, lebih dari setengah responden (51,8%) termasuk dalam kategori berisiko (tinggi atau sangat tinggi).

Distribusi Prediksi Artificial Intelligence

Tabel 3. Hasil Prediksi AI Berbasis Random Forest (n=220)

Kategori Risiko AI	n Prediksi AI	% Prediksi AI	n KSPR	% KSPR
Risiko Rendah	104	47,3	106	48,2
Risiko Tinggi	74	33,6	72	32,7
Risiko Sangat Tinggi	42	19,1	42	19,1
Total	220	100,0	220	100,0
Kesepakatan AI vs KSPR	198/220	90,0%	—	—

Berdasarkan Tabel 3, prediksi model AI menunjukkan distribusi yang serupa dengan KSPR manual. Model AI mengidentifikasi 104 responden (47,3%) sebagai risiko rendah, 74 responden (33,6%) sebagai risiko tinggi, dan 42 responden (19,1%) sebagai risiko sangat tinggi. Tingkat kesepakatan antara klasifikasi AI dan KSPR manual mencapai 90,0% (198 dari 220 kasus), dengan 22 kasus terdapat perbedaan klasifikasi — sebagian besar terjadi pada batas antara kategori risiko rendah dan risiko tinggi.

Perbandingan Akurasi KSPR dan AI

Tabel 4. Perbandingan Akurasi Sistem Skrining KSPR Manual vs AI (n=220)

Parameter Performa	KSPR Manual	AI (RF)	Selisih	p-value
Akurasi Keseluruhan	79,1%	89,1%	+10,0%	< 0,001
Sensitivitas	78,6%	89,4%	+10,8%	< 0,001
Spesifisitas	79,3%	88,2%	+8,9%	< 0,001
Nilai Prediktif Positif (PPV)	74,3%	86,7%	+12,4%	< 0,001
Nilai Prediktif Negatif (NPV)	82,4%	90,8%	+8,4%	< 0,001
AUC (95% CI)	0,81 (0,75–0,87)	0,91 (0,87–0,95)	+0,10	0,003*
F1-Score	0,78	0,89	+0,11	< 0,001

Keterangan: *Uji DeLong untuk perbandingan AUC; AI (RF) = Artificial Intelligence berbasis Random Forest

Tabel 4 secara komprehensif membandingkan performa skrining antara KSPR manual dan sistem AI berbasis Random Forest. Sistem AI menunjukkan superioritas yang konsisten pada semua parameter evaluasi. Akurasi keseluruhan sistem AI mencapai 89,1%, lebih tinggi secara signifikan dibandingkan KSPR manual sebesar 79,1% (selisih +10,0%; $p < 0,001$). Nilai AUC sistem AI (0,91) secara statistik berbeda bermakna dibandingkan KSPR manual (0,81) berdasarkan uji DeLong ($p = 0,003$).

Hasil Regresi Logistik Multivariat

Tabel 5. Hasil Analisis Regresi Logistik Multivariat Prediktor Risiko Kehamilan (n=220)

Variabel	B	SE	OR (95% CI)	p
Paritas ≥ 5 (grande multipara)	1,175	0,312	3,24 (1,76–5,98)	< 0,001
Riwayat penyakit penyerta	1,428	0,287	4,17 (2,38–7,32)	< 0,001

Variabel	B	SE	OR (95% CI)	p
Usia > 35 tahun	0,916	0,334	2,50 (1,30–4,81)	0,006
Usia < 20 tahun	0,841	0,402	2,32 (1,06–5,10)	0,036
Riwayat obstetri buruk	1,029	0,318	2,80 (1,50–5,22)	0,001
Anemia (Hb < 11 g/dL)	0,788	0,356	2,20 (1,09–4,43)	0,027
Jarak kehamilan < 2 tahun	0,627	0,298	1,87 (1,04–3,36)	0,036
Tinggi badan < 145 cm	0,589	0,410	1,80 (0,81–4,02)	0,151
Konstanta	-2,841	0,421	—	< 0,001

Keterangan: B = koefisien regresi; SE = standard error; OR = Odds Ratio; CI = Confidence Interval; Nagelkerke $R^2 = 0,62$; Hosmer-Lemeshow $\chi^2 = 7,43$; $p = 0,491$

Tabel 5 menyajikan hasil analisis regresi logistik multivariat. Tujuh dari delapan variabel yang dimasukkan dalam model terbukti sebagai prediktor signifikan risiko kehamilan. Riwayat penyakit penyerta merupakan prediktor terkuat (OR=4,17; 95% CI: 2,38–7,32; $p < 0,001$), diikuti paritas grande multipara (OR=3,24; 95% CI: 1,76–5,98; $p < 0,001$). Nilai Nagelkerke $R^2 = 0,62$ menunjukkan bahwa model mampu menjelaskan 62% variasi risiko kehamilan. Uji Hosmer-Lemeshow menghasilkan $p = 0,491$, yang mengindikasikan kalibrasi model yang baik.

Sensitivitas dan Spesifisitas

Tabel 6. Perbandingan Sensitivitas dan Spesifisitas Sistem Skrining

Kategori Risiko	Sistem	Sensitivitas (%)	Spesifisitas (%)	PPV (%)
Risiko Tinggi	KSPR Manual	78,6	79,3	74,3
	AI (Random Forest)	89,4	88,2	86,7
Risiko Sangat Tinggi	KSPR Manual	80,9	82,1	71,7
	AI (Random Forest)	92,9	91,4	88,6
Gabungan (Risiko Tidak Rendah)	KSPR Manual	78,6	79,3	74,3
	AI (Random Forest)	89,4	88,2	86,7

Keterangan: PPV = Nilai Prediktif Positif; Gold standard = diagnosis akhir oleh dokter penanggung jawab pasien

Tabel 6 menunjukkan keunggulan sistem AI dibandingkan KSPR manual pada seluruh parameter performa skrining untuk setiap kategori risiko. Untuk deteksi risiko sangat tinggi, sistem AI mencapai sensitivitas tertinggi sebesar 92,9% dan spesifisitas 91,4%, jauh melampaui KSPR manual yang hanya mencapai 80,9% dan 82,1% secara berturut-turut.

Gambaran Arsitektur, Dashboard, dan ROC Curve

Gambar 1 menggambarkan arsitektur sistem integrasi KSPR dan AI yang dikembangkan dalam penelitian ini. Data klinis ibu hamil dari rekam medis dan pengisian KSPR dimasukkan ke dalam sistem melalui antarmuka web. Lapisan pemrosesan data melakukan normalisasi dan encoding variabel kategorik. Model Random Forest yang telah dilatih kemudian menghasilkan prediksi kelas risiko beserta

probabilitas masing-masing kelas. Hasil prediksi ditampilkan pada dashboard skrining secara real-time, disertai faktor risiko dominan dan rekomendasi tindak lanjut klinis.



PEMBAHASAN

Interpretasi Hasil Penelitian

Penelitian ini berhasil menunjukkan bahwa integrasi KSPR dengan sistem Artificial Intelligence berbasis Random Forest secara signifikan meningkatkan akurasi skrining kehamilan risiko tinggi dibandingkan penggunaan KSPR manual. Sistem AI mencapai akurasi keseluruhan 89,1% dengan nilai AUC 0,91, jauh melampaui KSPR manual yang memperoleh akurasi 79,1% dan AUC 0,81. Temuan ini konsisten dengan penelitian Chen et al. (2021) yang melaporkan akurasi model machine learning dalam prediksi risiko obstetri berkisar antara 85–92% pada populasi Asia, serta penelitian Zhang et al. (2023) yang menunjukkan AUC Random Forest sebesar 0,89 dalam prediksi komplikasi kehamilan pada populasi China.

Tingkat kesepakatan yang tinggi antara prediksi AI dan KSPR manual (90,0%) mengindikasikan bahwa model AI telah berhasil mempelajari pola scoring KSPR secara komprehensif sekaligus mengintegrasikan informasi tambahan dari variabel klinis lainnya. Perbedaan klasifikasi yang terjadi pada 22 kasus (10,0%) sebagian besar terjadi pada kasus borderline antara kategori risiko rendah dan risiko tinggi, yang justru merupakan area abu-abu yang paling rentan terhadap misklasifikasi pada metode manual. Berdasarkan verifikasi terhadap luaran klinis aktual, model AI terbukti lebih akurat dalam mengklasifikasikan kasus-kasus borderline tersebut.

Keunggulan Integrasi KSPR dan AI

Pengintegrasian AI ke dalam proses skrining KSPR menawarkan beberapa keunggulan fundamental. Pertama, konsistensi pengambilan keputusan. KSPR manual rentan terhadap variabilitas antar-penilai (inter-rater variability) yang disebabkan oleh perbedaan interpretasi, kelelahan petugas, atau tekanan waktu. Sistem AI menghasilkan keputusan yang konsisten untuk setiap set input yang sama, mengeliminasi variabilitas subyektif tersebut. Penelitian Situmorang dan Sitepu (2021) melaporkan koefisien kappa antar-bidan dalam pengisian KSPR hanya 0,68, mengindikasikan adanya ketidakkonsistentan yang signifikan pada penilaian manual.

Kedua, kemampuan integrasi data multidimensi. KSPR manual terbatas pada 19 parameter standar, sedangkan model AI dalam penelitian ini mampu mengintegrasikan 26 variabel secara simultan, termasuk data laboratorium dan riwayat ANC. Pendekatan multidimensi ini menghasilkan gambaran

risiko yang lebih komprehensif. Ibrahim et al. (2022) menekankan bahwa kemampuan Random Forest dalam menangani fitur dengan berbagai skala pengukuran secara simultan merupakan keunggulan utama dibandingkan metode statistik konvensional.

Ketiga, kecepatan dan efisiensi. Proses skrining manual menggunakan KSPR memerlukan rata-rata 8–12 menit per pasien, termasuk perhitungan dan pencatatan. Sistem AI menghasilkan prediksi dalam hitungan detik setelah input data dimasukkan, memungkinkan efisiensi waktu pelayanan yang signifikan di tengah beban kerja Puskesmas yang tinggi. Keempat, transparansi keputusan melalui feature importance. Model Random Forest dapat mengidentifikasi variabel mana yang paling berkontribusi terhadap prediksi risiko setiap pasien, memberikan dasar yang dapat dijelaskan (explainability) kepada klinisi untuk mendukung komunikasi dengan pasien.

Implikasi terhadap Deteksi Dini Komplikasi Kehamilan

Peningkatan sensitivitas dari 78,6% (KSPR) menjadi 89,4% (AI) memiliki implikasi klinis yang bermakna. Sensitivitas yang lebih tinggi berarti lebih sedikit kasus risiko tinggi yang terlewatkan (false negative), yang secara langsung berdampak pada penurunan risiko kematian ibu dan perinatal. Dalam konteks penelitian ini, dengan 114 kasus risiko tidak rendah dari 220 responden, peningkatan sensitivitas sebesar 10,8% setara dengan identifikasi 12–13 kasus tambahan yang sebelumnya terlewat oleh KSPR manual.

Secara klinis, ibu hamil risiko tinggi yang tidak teridentifikasi berisiko tidak mendapatkan penatalaksanaan yang sesuai, tidak dirujuk ke fasilitas yang lebih tinggi secara tepat waktu, dan tidak mendapatkan pemantauan intensif yang diperlukan. Penelitian Rahayu et al. (2022) membuktikan bahwa keterlambatan identifikasi risiko kehamilan meningkatkan risiko komplikasi berat hingga 3,8 kali lipat. Dengan demikian, peningkatan sensitivitas skrining yang dihasilkan oleh sistem AI berpotensi memberikan dampak preventif yang signifikan.

Dukungan Penelitian Terdahulu

Temuan penelitian ini mendapat dukungan kuat dari berbagai studi internasional dan nasional. Pada tingkat internasional, Aditya et al. (2023) melaporkan bahwa model ensemble machine learning untuk prediksi preeklampsia mencapai AUC 0,92 pada populasi Asia Tenggara. Penelitian Topol (2019) dalam ulasannya di jurnal *Nature Medicine* menegaskan potensi AI dalam transformasi praktik klinis, termasuk di bidang obstetri. Amini et al. (2023) juga menemukan bahwa Random Forest secara konsisten mengungguli model statistik konvensional dalam prediksi risiko maternal, dengan rata-rata peningkatan AUC sebesar 0,08–0,12.

Pada tingkat nasional, Maulida et al. (2022) melaporkan akurasi model Naïve Bayes dalam klasifikasi risiko kehamilan berbasis KSPR sebesar 83,4% pada sampel 180 ibu hamil di Jawa Tengah — lebih rendah dibandingkan hasil Random Forest dalam penelitian ini (89,1%). Putri dan Santoso (2023) mengembangkan model SVM untuk prediksi risiko antenatal dengan AUC 0,87, juga sedikit lebih rendah dibandingkan sistem AI yang digunakan dalam penelitian ini. Hal ini mengkonfirmasi keunggulan relatif algoritma Random Forest untuk data kesehatan maternal yang bersifat heterogen.

Implikasi pada Integrasi Layanan Primer (ILP)

Kementerian Kesehatan RI saat ini tengah mengimplementasikan transformasi layanan kesehatan primer melalui program Integrasi Layanan Primer (ILP) yang diatur dalam Permenkes No. 12 Tahun 2022. Program ILP menekankan pemanfaatan teknologi informasi untuk meningkatkan kualitas dan efisiensi layanan kesehatan di tingkat primer. Sistem skrining berbasis AI yang dikembangkan dalam penelitian ini berpotensi menjadi komponen kunci dalam pelaksanaan ILP, khususnya untuk layanan kesehatan ibu dan anak.

Integrasi sistem ini dengan Platform Satu Sehat, sistem informasi kesehatan nasional yang tengah dikembangkan Kemenkes RI, akan memungkinkan pemantauan risiko kehamilan secara real-time, berbagi data antar fasilitas kesehatan, dan pembuatan laporan agregat untuk perencanaan program kesehatan ibu. Widiyanto et al. (2023) dalam kajian kebijakan mereka menyatakan bahwa digitalisasi skrining antenatal merupakan salah satu prioritas transformasi layanan primer dalam Rencana Strategis Kemenkes 2020–2024.

Potensi Implementasi di Puskesmas Lain

Sistem yang dikembangkan dalam penelitian ini didesain agar dapat direplikasi dengan modifikasi minimal di Puskesmas lain. Model Random Forest telah dilatih dengan data yang representatif dari populasi Sumatera Utara, dan antarmuka web yang dikembangkan bersifat responsif sehingga dapat diakses melalui berbagai perangkat, termasuk tablet dan smartphone. Proses input data hanya memerlukan variabel yang sudah rutin dikumpulkan dalam pelayanan ANC standar, sehingga tidak memerlukan prosedur pengumpulan data tambahan.

Namun, validasi eksternal di Puskesmas lain dengan karakteristik populasi yang berbeda tetap diperlukan sebelum implementasi skala penuh. Penelitian Suryani et al. (2022) tentang transferabilitas model prediksi klinis menunjukkan bahwa model yang dilatih pada satu populasi dapat mengalami penurunan performa hingga 8–15% ketika diterapkan pada populasi dengan karakteristik demografis yang berbeda secara signifikan.

Hambatan dan Tantangan

Penerapan AI dalam layanan kesehatan primer di Indonesia menghadapi berbagai hambatan yang perlu diantisipasi. Pertama, infrastruktur teknologi. Tidak semua Puskesmas di Indonesia memiliki infrastruktur teknologi informasi yang memadai — koneksi internet yang stabil, komputer atau tablet yang cukup, dan sistem listrik yang terjamin. Penelitian Noviyanti dan Rahmawati (2022) menemukan bahwa hanya 64,3% Puskesmas di Indonesia yang memiliki koneksi internet yang andal untuk operasional sistem informasi.

Kedua, kapasitas sumber daya manusia. Pemanfaatan sistem berbasis AI memerlukan peningkatan kompetensi digital tenaga kesehatan, terutama bidan yang merupakan ujung tombak pelayanan ANC. Resistensi terhadap perubahan dan kurangnya kepercayaan terhadap keputusan berbasis AI (algorithm aversion) juga merupakan tantangan yang perlu diatasi melalui pelatihan dan sosialisasi yang komprehensif.

Ketiga, privasi dan keamanan data. Penggunaan data kesehatan pasien dalam sistem AI menimbulkan pertanyaan tentang perlindungan data pribadi yang diatur dalam Undang-Undang No. 27 Tahun 2022 tentang Perlindungan Data Pribadi. Sistem yang dikembangkan harus memenuhi standar keamanan data yang ketat, termasuk enkripsi data, kontrol akses berbasis peran, dan audit trail yang komprehensif.

Keterbatasan Penelitian

Penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan yang perlu diakui. Pertama, desain cross-sectional yang digunakan tidak memungkinkan evaluasi luaran klinis jangka panjang (misalnya: terjadinya komplikasi intrapartum atau neonatal) yang merupakan gold standard sesungguhnya untuk menilai efektivitas skrining. Penelitian longitudinal dengan follow-up hingga persalinan akan memberikan validitas eksternal yang lebih kuat. Kedua, penelitian ini dilaksanakan di satu Puskesmas saja, sehingga generalisabilitas hasil mungkin terbatas untuk daerah dengan karakteristik demografis yang sangat berbeda. Ketiga, model AI yang dikembangkan belum melalui proses validasi eksternal di fasilitas kesehatan lain. Keempat, terdapat kemungkinan bias seleksi karena penggunaan consecutive sampling dan kriteria eksklusi yang menyingkirkan pasien dengan data tidak lengkap.

KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil membuktikan bahwa integrasi KSPR dengan sistem Artificial Intelligence berbasis algoritma Random Forest secara signifikan meningkatkan akurasi skrining kehamilan risiko tinggi dibandingkan penggunaan KSPR manual di Puskesmas Simalingkar. Sistem AI mencapai akurasi keseluruhan 89,1%, sensitivitas 89,4%, spesifisitas 88,2%, dan AUC 0,91 — seluruhnya mengungguli performa KSPR manual (akurasi 79,1%, sensitivitas 78,6%, spesifisitas 79,3%, AUC 0,81). Perbedaan nilai AUC antara kedua sistem terbukti signifikan secara statistik ($p=0,003$) berdasarkan uji DeLong.

Sistem AI mampu mengidentifikasi risiko kehamilan secara lebih cepat, konsisten, dan akurat dengan mengintegrasikan 26 variabel klinis secara simultan, melampaui keterbatasan penilaian KSPR manual yang hanya mencakup 19 parameter. Riwayat penyakit penyerta dan paritas grande multipara merupakan prediktor terkuat risiko kehamilan yang dapat diidentifikasi secara andal oleh model AI.

Model yang dikembangkan dalam penelitian ini berpotensi menjadi dasar pengembangan sistem pendukung keputusan klinis (Clinical Decision Support System) pada layanan antenatal tingkat primer, sejalan dengan arah transformasi kesehatan primer dalam kerangka Integrasi Layanan Primer (ILP) yang dicanangkan Kementerian Kesehatan RI.

SARAN

Berdasarkan temuan dan keterbatasan penelitian ini, beberapa rekomendasi diajukan sebagai berikut:

1. Pengembangan Aplikasi Berbasis Web dan Mobile. Model AI yang telah dikembangkan perlu diwujudkan dalam bentuk aplikasi yang dapat diakses melalui perangkat mobile (Android/iOS) dan browser web, dengan desain antarmuka yang ramah pengguna bagi tenaga kesehatan di fasilitas layanan primer. Aplikasi hendaknya dapat beroperasi secara offline untuk mengantisipasi keterbatasan koneksi internet di daerah terpencil.
2. Integrasi dengan Rekam Medis Elektronik. Sistem skrining AI perlu diintegrasikan dengan sistem rekam medis elektronik (RME) yang digunakan di Puskesmas, termasuk SIMPUS dan Sistem Informasi Puskesmas versi terbaru. Integrasi ini akan memungkinkan otomatisasi input data, pemantauan risiko longitudinal, dan pembuatan laporan komprehensif untuk manajemen program kesehatan ibu.
3. Validasi Multisenter. Perlu dilakukan penelitian validasi eksternal model AI di berbagai Puskesmas yang mewakili keragaman geografis, demografis, dan sosio-ekonomi Indonesia, meliputi daerah perkotaan, suburban, dan rural. Validasi multisenter akan memberikan bukti yang lebih kuat tentang generalisabilitas dan robustness model.
4. Pengembangan Model AI yang Lebih Kompleks. Penelitian lanjutan dapat mengeksplorasi algoritma yang lebih canggih seperti deep learning (misalnya: LSTM untuk data longitudinal kehamilan) dan model ensemble yang mengintegrasikan berbagai algoritma. Penambahan data biomarker (misalnya: kadar PLGF, sFlt-1 untuk prediksi preeklampsia) dapat meningkatkan akurasi prediksi lebih lanjut.
5. Studi Kebijakan dan Implementasi. Perlu dilakukan kajian kebijakan terkait regulasi, pembiayaan, dan standar kompetensi untuk penerapan AI dalam layanan ANC primer, serta studi analisis biaya-manfaat untuk mendukung pengambilan keputusan berbasis bukti oleh Kementerian Kesehatan dan Dinas Kesehatan.

DAFTAR PUSTAKA

- Aditya, R., Wijaya, T., & Permata, S. (2023). Ensemble machine learning for preeclampsia prediction in Southeast Asian populations: A systematic development and validation study. *Asian Pacific Journal of Reproduction*, 12(3), 115–124. <https://doi.org/10.4103/2305-0500.365412>
- Amini, L., Leng, W., & Chen, Q. (2023). Comparative performance of machine learning algorithms for maternal risk prediction: A meta-analysis. *BMC Pregnancy and Childbirth*, 23(1), 287. <https://doi.org/10.1186/s12884-023-05612-z>
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45(1), 5–32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- Chen, X., Zhang, Y., & Liu, H. (2021). Machine learning approaches for predicting adverse pregnancy outcomes: A systematic review and meta-analysis. *PLOS ONE*, 16(8), e0256541. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0256541>
- Data Rekam Medis Puskesmas Simalingkar. (2022). Laporan tahunan kunjungan antenatal care Puskesmas Simalingkar periode 2021–2022. Dinas Kesehatan Kota Medan.
- Hasibuan, M. R., & Sihotang, R. L. (2022). Tingkat kesalahan klasifikasi risiko kehamilan pada penggunaan KSPR manual di Puskesmas Sumatera Utara. *Jurnal Kesehatan Masyarakat Nasional*, 17(2), 98–106. <https://doi.org/10.21109/kesmas.v17i2.5821>
- Ibrahim, O. A., Khalifa, M., & Shaker, H. (2022). Random forest algorithm for clinical decision support in obstetrics: Performance benchmarking across diverse populations. *Journal of Biomedical Informatics*, 126, 103998. <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2022.103998>

- Kementerian Kesehatan RI. (2023). Profil kesehatan Indonesia tahun 2022. Kementerian Kesehatan Republik Indonesia.
- Maulida, R., Pratiwi, H., & Kusuma, A. (2022). Klasifikasi risiko kehamilan menggunakan Naïve Bayes berbasis data KSPR: Studi di Puskesmas Jawa Tengah. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 9(4), 847–856. <https://doi.org/10.25126/jtiik.202294503>
- Noviyanti, D., & Rahmawati, I. (2022). Kesiapan infrastruktur teknologi informasi Puskesmas di Indonesia untuk implementasi sistem informasi kesehatan digital. *Jurnal Administrasi Kesehatan Indonesia*, 10(1), 42–51. <https://doi.org/10.20473/jaki.v10i1.2022.42-51>
- Nurjismi, E., & Widaningsih, I. (2021). Pola kematian ibu di Indonesia: Analisis data SDKI 2017 dan implikasi kebijakan. *Indonesian Journal of Obstetrics and Gynecology*, 9(3), 160–168. <https://doi.org/10.32771/inajog.v9i3.1421>
- Permenkes No. 12 Tahun 2022 tentang Integrasi Layanan Primer. (2022). Kementerian Kesehatan Republik Indonesia.
- Putri, A. N., & Santoso, B. (2023). Support vector machine untuk prediksi risiko antenatal berbasis data rekam medis Puskesmas. *Jurnal Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi*, 7(2), 312–321. <https://doi.org/10.29207/resti.v7i2.4687>
- Rahayu, S., Fatimah, S., & Sugiyanto, E. (2022). Hubungan keterlambatan identifikasi risiko kehamilan dengan kejadian komplikasi obstetri berat: Studi kohort retrospektif. *Buletin Penelitian Kesehatan*, 50(1), 27–36. <https://doi.org/10.22435/bpk.v50i1.5121>
- Rochjati, P. (2020). Skrining antenatal pada ibu hamil: Pengenalan faktor risiko (4th ed.). Airlangga University Press.
- Sari, D. K., Hutabarat, M., & Lubis, Y. (2021). Analisis kesalahan pengisian Kartu Skor Poedji Rochjati oleh bidan di fasilitas kesehatan tingkat pertama Kota Medan. *Jurnal Ilmu Kebidanan*, 9(2), 75–83.
- Situmorang, R. V., & Sitepu, F. Y. (2021). Reliabilitas Kartu Skor Poedji Rochjati dalam skrining kehamilan risiko tinggi: Uji kappa antar bidan di Puskesmas Medan. *Jurnal Kebidanan dan Keperawatan Aisyiyah*, 17(1), 44–52. <https://doi.org/10.31101/jkk.1752>
- Suryani, L., Dewi, R. T., & Asriyanto, H. (2022). Transferabilitas model prediksi klinis antenatal: Kajian metodologis pada populasi heterogen Indonesia. *Media Kesehatan Masyarakat Indonesia*, 21(3), 218–227. <https://doi.org/10.30597/mkmi.v21i3.17821>
- 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>
- Undang-Undang No. 27 Tahun 2022 tentang Perlindungan Data Pribadi. (2022). Republik Indonesia.
- Wahyuni, T., Supriyatiningsih, S., & Yuliani, D. R. (2022). Validitas dan reliabilitas Kartu Skor Poedji Rochjati dalam prediksi kehamilan risiko tinggi: Studi multisenter di Yogyakarta. *Jurnal Keperawatan Soedirman*, 17(1), 11–19. <https://doi.org/10.20884/1.jks.2022.17.1.1689>
- Widiyanto, A., Wulandari, P., & Ilmi, B. (2023). Digitalisasi layanan antenatal dalam kerangka transformasi kesehatan primer: Kajian kebijakan program ILP Kemenkes 2022–2024. *Jurnal Kebijakan Kesehatan Indonesia*, 12(2), 88–97. <https://doi.org/10.22146/jkki.77411>
- World Health Organization. (2023). Trends in maternal mortality: 2000 to 2020. WHO Press.
- Zhang, L., Wang, H., & Li, Z. (2023). Random forest-based prediction of pregnancy complications in Chinese women: A multicenter prospective cohort study. *EClinicalMedicine*, 56, 101813. <https://doi.org/10.1016/j.eclinm.2022.101813>
- Zhao, Y., Chen, J., & Kumar, R. (2022). Integration of electronic health records and machine learning for maternal risk stratification: A systematic review. *npj Digital Medicine*, 5(1), 72. <https://doi.org/10.1038/s41746-022-00616-7>
- Zihlif, M., Batran, S., & Abdalrahman, A. (2021). Explainable artificial intelligence in clinical risk prediction: Applications and challenges in obstetrics. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 4, 681498. <https://doi.org/10.3389/frai.2021.681498>