

Klasifikasi Metode Persalinan pada Ibu Hamil Menggunakan Algoritma Random Forest Berbasis Mobile

Classification of Childbirth Method on Mother Pregnant Using Algorithm Random Forest Mobile-Based

Dewi Marini Umi Atmaja^{1*}, Arif Rahman Hakim², Amat Basri³, Andri Ariyanto⁴

^{1,2,3}Program Studi Bisnis Digital, Fakultas Ilmu Sosial dan Teknologi,
Universitas Medika Suherman

Jl. Raya Industri Pasir Gombang, Jababeka, Cikarang-Bekasi 17530, Indonesia

⁴Program Studi Informatika, Fakultas Sains dan Informatika,
Universitas Jenderal Achmad Yani

Jl. Terusan Jend. Sudirman, Cibeber, Kec. Cimahi Sel, Kota Cimahi, Jawa Barat 40531, Indonesia

*Corresponding author: dewi@medikasuherman.ac.id

ABSTRAK

DOI:
[10.30595/jrst.v7i2.16705](https://doi.org/10.30595/jrst.v7i2.16705)

Histori Artikel:

Diajukan:
23/01/2023

Diterima:
02/04/2023

Diterbitkan:
15/09/2023

Tren angka kematian ibu pada saat melahirkan masih tinggi di Indonesia, yakni sekitar 300 per 100.000 kelahiran. Pemerintah Indonesia berencana untuk menurunkan angka tersebut menjadi 183 per 100.000 kelahiran pada tahun 2024 mendatang. Salah satu faktor penyebab kematian ibu hamil di Indonesia disebabkan oleh hipertensi dan terjadinya pendarahan pada saat melahirkan dan dibutuhkannya metode penanganan dalam persalinan. Adapun metode persalinan ibu hamil secara garis besar terbagi menjadi dua metode yaitu normal dan Caesar. Caesar adalah alternatif terakhir dalam persalinan, dikarenakan faktor risiko yang cukup tinggi, meskipun demikian, jumlah ibu yang menggunakan metode Caesar pada saat persalinan mengalami peningkatan yang cukup signifikan, khususnya di Indonesia. Metode persalinan pada ibu hamil dapat diklasifikasikan sesuai dengan kondisi ibu untuk menghindari risiko kematian ibu akibat pemilihan metode persalinan yang tidak tepat. Permasalahan tersebut dapat diselesaikan dengan memanfaatkan teknologi *Machine Learning* menggunakan algoritma *random forest*, dengan tujuan untuk membangun sebuah sistem yang dapat mengklasifikasi metode persalinan yang tepat berdasarkan kumpulan data persalinan ibu hamil yang telah disediakan. Dengan adanya sistem ini diharapkan dapat membantu para ibu hamil dalam melakukan *screening* awal untuk menentukan tindakan yang harus dilakukan agar proses persalinan berjalan dengan lancar dan meminimalisir risiko kematian ibu.

Kata Kunci: Persalinan, Random Forest, Android, Machine Learning

ABSTRACT

The trend of maternal mortality at childbirth is still high in Indonesia, which is around 300 per 100,000 births. The Indonesian government plans to reduce this figure to 183 per 100,000 births by 2024. One of the factors causing death of pregnant women in Indonesia is caused by hypertension and the occurrence of bleeding during childbirth and the need for methods of handling in childbirth. The method of delivery for pregnant women is broadly divided into two methods, namely normal and Caesarean. Caesarean section is the last alternative in childbirth, due to the relatively high risk factors, however, the number of mothers using the Caesarean method during childbirth has increased significantly, especially in Indonesia. Delivery methods for pregnant women can be classified according to the condition of the mother to avoid the risk of maternal death due to choosing an inappropriate delivery method. This problem can be solved by utilizing Machine Learning technology using the random forest algorithm, with the aim of building a system that can classify the

appropriate birth method based on the data set for pregnant women who have been provided. With this system, it is hoped that it can help pregnant women in carrying out initial screening to determine what action to take next.

Keywords: Childbirth, Random Forest, Android, Machine Learning

1. PENDAHULUAN

Salah satu indikator yang menunjukkan kesejahteraan masyarakat di suatu negara adalah minimumnya angka kematian ibu atau yang biasa disebut dengan (AKI) (Abdurrahman & Wijaya, 2019) (Hikmatulloh et al., 2019). Perlu diperhatikan bahwa AKI merupakan rasio kematian ibu akibat komplikasi selama proses kehamilan, persalinan dan nifas. Organisasi Kesehatan Dunia (WHO) mencatat rata-rata 810 wanita meninggal setiap hari akibat komplikasi terkait kehamilan dan persalinan. Pemerintah Indonesia sendiri saat ini memiliki program yang tertuang dalam Millenium Development Goals (MDGs) untuk menurunkan angka kematian ibu.

Program pemerintah ini dapat direalisasikan dengan dukungan teknologi informasi yang semakin canggih dan mudah diakses oleh masyarakat. Salah satunya adalah sistem informasi yang dapat mengklasifikasi metode persalinan berdasarkan kondisi ibu. Secara garis besar, metode persalinan ibu hamil terbagi menjadi dua, yaitu normal dan Caesar (Wibowo et al., 2020). Caesar merupakan alternatif terakhir yang digunakan karena memiliki tingkat risiko yang tinggi baik bagi ibu maupun bayi (Setia & Arifin, 2021). Metode persalinan dapat di klasifikasi berdasarkan beberapa variabel seperti usia ibu hamil, tekanan darah, jumlah persalinan yang pernah dilakukan, usia kehamilan, serta riwayat penyakit berat yang dimiliki seperti penyakit hati (Ningsih & Noranita, 2018) (Ardhiyanti & Susanti, 2016).

Pembangunan sistem informasi klasifikasi metode persalinan pada ibu hamil membutuhkan dataset yang cukup banyak untuk digunakan sebagai data latih dan data uji. Proses klasifikasi data tersebut tidak mungkin dilakukan secara manual, sehingga dibutuhkan teknologi *machine learning* yang merupakan salah satu cabang ilmu dari kecerdasan buatan. (Sihombing & Yuliati, 2021). *Machine learning* membutuhkan data awal sebagai bahan yang akan dipelajari untuk menghasilkan perilaku objek. (Arga et al., 2020). (Wibowo et al., 2020). *Machine learning* memiliki beberapa algoritma yang dapat digunakan untuk memecahkan kasus-kasus tertentu dengan tipe data yang berbeda-beda.

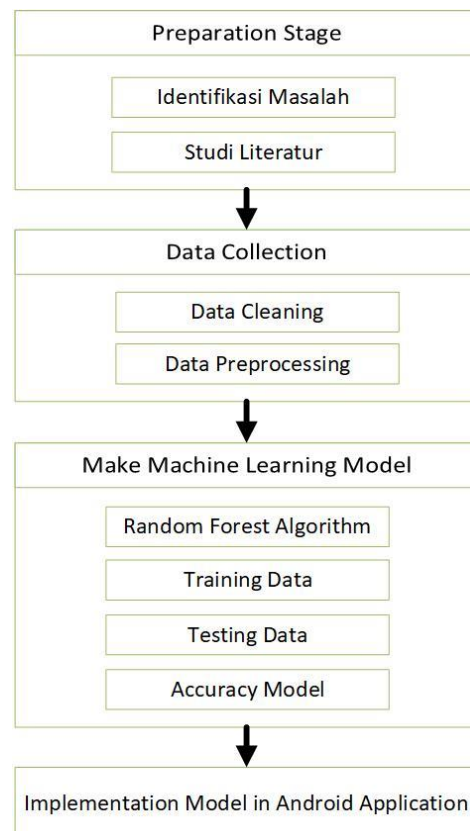
Data persalinan ibu hamil ini dapat diklasifikasikan menggunakan algoritma *random forest* yang merupakan pengembangan dari algoritma *decision tree* dalam *machine learning*

(Aprilia et al., 2021). Pengoperasian algoritma ini dimodelkan sebagai pohon dengan simpul akar, yang digunakan untuk menyelesaikan masalah dan mengambil keputusan. (Primajaya & Sari, 2018).

Berdasarkan penjabaran diatas, tujuan dari penelitian ini yaitu untuk membangun sebuah sistem informasi yang dapat mengklasifikasi metode persalinan ibu hamil berdasarkan kondisi ibu menggunakan algoritma random forest. Dengan adanya sistem ini diharapkan dapat membantu para ibu hamil dalam melakukan *screening* awal untuk menentukan tindakan yang harus dilakukan agar proses persalinan berjalan dengan lancar dan meminimalisir risiko kematian ibu.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini terbagi menjadi beberapa tahapan, diantaranya yaitu *preparation stage*, *data collection*, *make machine learning model* dan *implementation model in android application*. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Conceptual Framework

Tahap awal penelitian ini dimulai dengan mengidentifikasi masalah yang akan diangkat sebagai topik penelitian dan menawarkan solusinya, setelah itu dilakukan kajian literatur berupa jurnal penelitian, publikasi dan karya referensi topik penelitian. Tahapan selanjutnya yaitu pengumpulan data, pembersihan data yang tidak lengkap, dan transformasi/konversi data agar lebih mudah untuk di analisis (Baru, 2022). Setelah data siap digunakan, tahapan selanjutnya yaitu membuat model *machine learning* yang merupakan inti dalam penelitian ini. Model dibangun menggunakan algoritma *random forest* untuk memprediksi metode persalinan ibu hamil berdasarkan data yang telah disiapkan sebelumnya. Kemudian data tersebut dibagi menjadi dua bagian yaitu data latih dan data uji. Data *training* digunakan untuk mempelajari model yang dibangun, sedangkan data *test* digunakan untuk melihat performa dari model yang dilatih. Setelah proses ini selesai dilakukan maka akan menghasilkan akurasi seberapa tepat model dapat memprediksi data dengan benar.

Tahapan selanjutnya yaitu implementasi model yang sudah terbentuk dengan akurasi terbaik ke dalam aplikasi *mobile* (android). Aplikasi ini dibangun dengan fitur-fitur yang sangat *friendly* agar mudah dipahami oleh *user*.

2.1 Data Collection

Total data keseluruhan yang digunakan dalam penelitian ini yaitu 80 dengan enam atribut diantaranya adalah umur, jumlah persalinan yang telah dilakukan, waktu kelahiran, tekanan darah, penyakit hati dan prediksi metode persalinan. Kelas klasifikasi yang digunakan terdiri dari dua kelas yaitu kelas lahir normal dan kelas lahir Caesar.

	age	delivery_number	delivery_time	blood_of_pressure	heart_problem	caesarian
0	22	1	0	2	0	0
1	26	2	0	1	0	1
2	26	2	1	1	0	0
3	28	1	0	2	0	0
4	22	2	0	1	0	1
5	26	1	1	0	0	0
6	27	2	0	1	0	0
7	32	3	0	1	0	1
8	28	2	0	1	0	0
9	27	1	1	1	0	1
10	36	1	0	1	0	0
11	33	1	1	0	0	1

Gambar 2. Dataset Klasifikasi Metode Persalinan Ibu Hamil

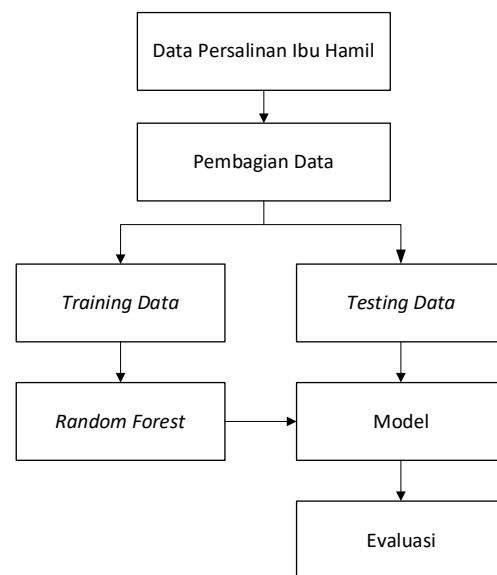
2.2. Algoritma Random Forest

Pendekatan algoritma *random forest* diusulkan oleh seorang pakar bernama Breiman. *Random forest* merupakan algoritma pembelajaran mesin yang memiliki banyak pohon keputusan sebagai *base classifier* yang dikombinasikan. Algoritma ini merupakan

kombinasi dari metode Random Sub Spaces dan Bagging (Sari et al., 2022). Terdapat tiga aspek penting dalam algoritma *random forest*, yaitu:

1. Melakukan *bootstrap sampling* untuk membangun pohon prediksi.
2. Masing-masing pohon keputusan memprediksi dengan prediktor acak.
3. *random forest* melakukan prediksi dengan mengkombinasikan hasil dari setiap pohon keputusan dengan cara *majority vote* untuk klasifikasi.

Langkah awal dalam algoritma *random forest* adalah melakukan input data hasil dari transformasi data dimana terdiri dari atribut penjelas dan atribut target yaitu normal atau Caesar. Setelah itu data dibagi menjadi dua jenis, (*training data* dan *testing data*). Kemudian algoritma *random forest* akan membentuk beberapa pohon keputusan secara acak berdasarkan data persalinan ibu hamil. *Training data* digunakan sebagai data masukan untuk algoritma *random forest* sedangkan *testing data* digunakan untuk menguji atau mengevaluasi *output* atau model yang dihasilkan dari algoritma *random forest*.



Gambar 3. Implementasi Random Forest

Performa dari algoritma *random forest* ini dapat diukur menggunakan beberapa parameter pengukuran seperti *akurasi*, *presisi*, *recall*, *f-measure*. Akurasi merupakan parameter yang paling umum digunakan untuk mengukur performa dari sebuah algoritma. Cara kerjanya, yaitu dengan menghitung berapa presentase kebenaran yang mampu diprediksi oleh sistem. *Precision*, *Recall* dan *F-Measure* merupakan parameter yang sering digunakan dalam layanan informasi. Selain keempat parameter yang digunakan untuk mengukur performa klasifikasi,

rating performa algoritma *random forest* juga dapat diukur dengan *statistic kappa*, *mean absolute error* (MAE), *root mean square error* (RMSE), dan *receiver operating Characteristic* (ROC).

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Penentuan Max_Features dan N_Estimator

Sebelum mengklasifikasikan dengan algoritma *random forest*, fitur maksimum dan nilai *n-estimator* harus ditentukan pada saat membangun model, agar model memiliki performa terbaik dengan nilai error terendah. Dalam proses pemilihan nilai *max-features*, terdapat tiga cara yaitu:

$$\text{Max - features} = \frac{1}{2} \sqrt{\text{total variabel independen}} \quad (1)$$

$$\text{Max - features} = \frac{1}{2} \sqrt{5} = 1,1 \approx 1$$

$$\text{Max - features} = \frac{\sqrt{\text{total variabel independen}}}{2} \quad (2)$$

$$\text{Max - features} = \sqrt{5} = 2,2 \approx 2$$

$$\text{Max - features} = \frac{2 \times \sqrt{\text{total variabel independen}}}{2} \quad (3)$$

$$\text{Max - features} = 2 \times \sqrt{5} = 2 \times 2,24 = 4,48 \approx 5$$

Setelah mendapatkan tiga nilai karakteristik maksimum, langkah selanjutnya adalah mencoba mencari nilai kesalahan minimum dengan mengklasifikasikannya sesuai dengan model *notebook Jupiter*. Setelah percobaan dengan masing-masing nilai fitur maksimum ini dilakukan, fitur maksimum terbaik yang dicapai adalah 2 dan *mean absolute error* (MAE) adalah 0,25. Tabel 1 menunjukkan perbandingan nilai MAE untuk masing-masing nilai maksimum.

Tabel 1. Nilai MAE Tiap Max-features

Max-features	MAE
1	0,3125
2	0,25
5	0,375

Langkah selanjutnya adalah mencari jumlah pohon terbaik (*n-estimator*) dengan nilai *error* terkecil dengan menggunakan nilai maksimum terbaik yang diperoleh sebelumnya. Menentukan nilai *n-estimator* yang diuji pada penelitian ini adalah 100, 200, 300, 400, 500, 600, 700, 800, 900, dan 1000. Nilai MAE dari masing-masing nilai *n-estimator* dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Nilai MAE Tiap N-estimator

N-estimator	MAE
100	0,25
200	0,25
300	0,375
400	0,3125
500	0,3125
600	0,3125
700	0,3125
800	0,375
900	0,375
1000	0,375

Berdasarkan Tabel 2, dapat dilihat bahwa nilai *n-estimator* terbaik dengan MAE terkecil adalah 100 dan 200. Pada penelitian ini menggunakan *n-estimator* dengan nilai 100 agar tidak terlalu banyak pohon yang dihasilkan oleh model.

3.2. Proses Pelatihan & Pembentukan Model Model Classifier

```
rf_clf = RandomForestClassifier(n_estimators = 100, max_features = 2, random_state = 2)
rf_clf.fit(X_train, y_train.values.ravel())
y_train_pred = rf_clf.predict(X_train)
y_test_pred = rf_clf.predict(X_test)
print("Accuracy Data Train =", accuracy_score(y_train, y_train_pred))
print("Accuracy Data Test =", accuracy_score(y_test, y_test_pred))
print("MAE Data Train =", mean_absolute_error(y_train.values.ravel(), y_train_pred))
print("MAE Data Test =", mean_absolute_error(y_test.values.ravel(), y_test_pred))

Accuracy Data Train = 0.953125
Accuracy Data Test = 0.75
MAE Data Train = 0.046875
MAE Data Test = 0.25
```

Gambar 4. Pembentukan Model Klasifikasi Random Forest

Terlihat dari Gambar 4 bahwa model algoritma *random forest* yang terbentuk merupakan klasifikasi dengan jumlah pohon yang terbentuk hingga 100 pohon dan jumlah variabel yang digunakan pada setiap iterasi adalah 2 dengan estimasi tingkat kesalahan MAE sebesar 0,25.

3.3. Pengujian Akurasi Model

Setelah model klasifikasi *random forest* terbentuk, langkah selanjutnya adalah menguji data baru (*test data*) untuk mengetahui akurasi model yang terbentuk. Berikut adalah tabel matriks konfusi hasil prediksi data uji.

Tabel 3. Confusion Matrix Hasil Klasifikasi Data Uji

Prediksi	Aktual		Precision
	Normal	Caesar	
Normal	6	0	1
Caesar	4	6	0.6
Recall	0.6	1	

Pada tabel *confusion matrix* akan ditampilkan perbandingan jumlah prediksi dengan data aktual. Dalam mengukur performa hasil prediksi pada *confusion matrix* yang dapat dijadikan acuan adalah *recall* dan *precision* (Celena et al., 2022).

Selain *recall* dan *precision*, uji performa model yang digunakan pada penelitian ini adalah akurasi. Berikut merupakan rumus untuk mencari nilai akurasi dari hasil klasifikasi data uji:

$$\text{Total Akurasi} = \frac{\Sigma(\text{prediksi benar})}{\Sigma(\text{semua prediksi})} \quad (4)$$

$$\text{Total Akurasi} = \frac{\Sigma(6 + 6)}{\Sigma(6 + 0 + 4 + 6)}$$

$$\text{Total Akurasi} = \frac{12}{16}$$

$$\text{Total Akurasi} = 0,75$$

Tingkat akurasi dari model berdasarkan algoritma *random forest* yang sudah terbentuk secara keseluruhan dengan menggunakan data persalinan ibu hamil untuk melakukan klasifikasi metode persalinan adalah sebesar 0,75 atau 75%.

3.4. Pengukuran Variabel Terpenting

Pada tahap analisis selanjutnya dilakukan pengukuran variabel independen yang terpenting menggunakan rumus *Mean Decrease Accuracy* (MDA). Hasil pengurutan variable terpenting dapat dilihat pada Tabel 4 berikut ini:

Tabel 4. Urutan Variabel Terpenting

Variabel Independen	Mean Decrease Accuracy (MDA)
Age	0,43872533
Delivery Number	0,10966099
Delivery Time	0,12919192
Boold of Pressure	0,18357835
Heart Problem	0,13884341

Berdasarkan tabel di atas, variable terpenting dari metode klasifikasi menggunakan algoritma *random forest* adalah variable age. MDA berfungsi untuk menunjukkan berapa banyak pengamatan tambahan yang salah diklasifikasikan jika salah satu variable bebas tidak dimasukkan pada proses pengujian. Semakin tinggi nilai MDA pada suatu variabel bebas, maka semakin besar pengaruhnya terhadap keakurasian model klasifikasi.

3.5. Analisa Hasil Penelitian

Sistem Informasi klasifikasi metode persalinan pada ibu hamil menggunakan

algoritma *random forest* menghasilkan performa yang baik, dilihat dari nilai *mean absolute error* 0,25 yang berarti bahwa kesalahan sistem dalam memprediksi sangat kecil. Jumlah pohon yang terbentuk dalam penelitian ini sebanyak 100 pohon dan jumlah variabel yang digunakan pada setiap iterasi adalah 2. Berdasarkan nilai MDA yang telah didapatkan sebelumnya, variabel terpenting dalam penelitian ini adalah variabel umur dengan nilai tertinggi yaitu 0,4387. Adapun hasil akurasi dari keseluruhan data persalinan ibu hamil menggunakan algoritma *random forest* adalah sebesar 75%.

3.6. Implementasi Model pada Android

Berikut merupakan screen shot aplikasi prediksi persalinan ibu hamil.



Gambar 5. Halaman Splash Screen

Gambar 6. Halaman Menu Utama

Gambar 5 merupakan halaman splash screen yang berisi nama aplikasi APRELIN (Aplikasi Prediksi Persalinan). Gambar 6 merupakan halaman utama yang berisi 4 menu yaitu prediksi persalinan, metode persalinan, tentang aplikasi, dan menu keluar aplikasi.



Gambar 7. Form Prediksi



Gambar 8. Halaman Hasil Prediksi

Gambar 7 merupakan tampilan form untuk memprediksi metode persalinan ibu hamil yang terdiri dari beberapa atribut yang harus diisi, diantaranya adalah nama, umur, jumlah persalinan ke berapa, usia kehamilan, tekanan darah, dan penyakit hati. Berdasarkan data yang diinput oleh user, maka sistem akan menampilkan prediksi metode persalinan berdasarkan perhitungan algoritma random forest seperti pada Gambar 8.



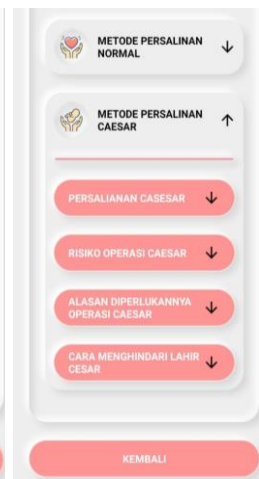
Gambar 9. Halaman Metode Persalinan

Gambar 9 merupakan halaman penjelasan tentang metode persalinan yang terdiri dari 2 menu, yaitu menu metode

persalinan normal dan metode persalinan Caesar.



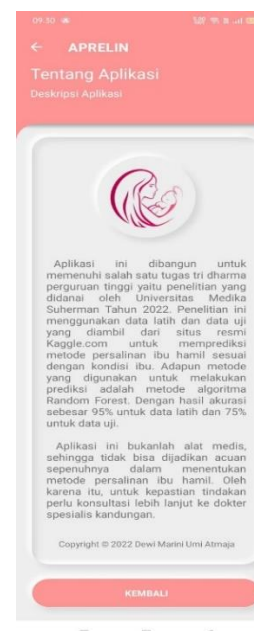
Gambar 10. Halaman Metode Persalinan Normal



Gambar 11. Halaman Metode Persalinan Caesar

Gambar 10 merupakan halaman penjelasan tentang metode persalinan normal yang berisi tentang definisi persalinan normal, risiko persalinan normal, dan trik persalinan normal.

Gambar 11 merupakan halaman penjelasan tentang metode persalinan Caesar yang berisi definisi persalinan Caesar, risiko operasi Caesar, alasan diperlukannya operasi Caesar, serta cara menghindari lahir Caesar.



Gambar 12. Halaman Tentang Aplikasi

Gambar 12 merupakan halaman tentang aplikasi, yang berisi penjelasan pembuatan aplikasi, algoritma yang digunakan serta hasil akurasi yang didapatkan.



Gambar13. Halaman Pop Up



Gambar14. Halaman Splash Screen Saat Keluar dari Aplikasi

Gambar 13 merupakan halaman pop up yang menampilkan pertanyaan apabila user ingin menutup aplikasi APRELIN. Sedangkan Gambar 14 merupakan halaman splash screen Ketika user memilih untuk menutup atau keluar dari aplikasi.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan pembahasan yang telah diuraikan diatas, penerapan algoritma random forest pada data persalinan ibu hamil menghasilkan model terbaik dengan jumlah *tree* sebanyak 100, dan variabel setiap iterasi berjumlah 2 dengan perkiraan tingkat kesalahan MAE sebesar 0,25. Adapun variabel terpenting dari metode klasifikasi ini adalah variabel age dengan nilai MDA sebesar 0,438, serta nilai akurasi dari data uji sebesar 0,75 atau 75%.

DAFTAR PUSTAKA

- Abdurrahman, G., & Wijaya, J. T. (2019). Analisis Klasifikasi Kelahiran Caesar Menggunakan Algoritma Naive Bayes. *JUSTINDO (Jurnal Sistem Dan Teknologi Informasi Indonesia)*, 4(2), 46. <https://doi.org/10.32528/justindo.v4i2.2616>
- Apriliah, W., Kurniawan, I., Baydhowi, M., & Haryati, T. (2021). Prediksi Kemungkinan Diabetes pada Tahap Awal Menggunakan Algoritma Klasifikasi Random Forest. *Sistemasi*, 10(1), 163. <https://doi.org/10.32520/stmsi.v10i1.1129>
- Ardhiyanti, Y., & Susanti, S. (2016). Faktor Ibu yang Berhubungan dengan Kejadian

Persalinan Lama di RSUD Arifin Achmad Pekanbaru. *Jurnal Kesehatan Komunitas*, 3(2), 83–87. <https://doi.org/10.25311/keskom.vol3.iss2.108>

- Arga, H., Rani, D., & Zuhri, S. (2020). *Klasifikasi Naive Bayes*. 3.
- Baru, K. (2022). *Penerapan K-Means Clustering Pada Penerimaan*. 1(November), 403–408.
- Celena, A., Kirana, K., Furqon, M. T., & Ridok, A. (2022). *Klasifikasi Berat Badan Lahir Rendah (BBLR) menggunakan Metode Support Vector Machine dengan Teknik SMOTE*. 6(7), 3442–3451.
- Hikmatulloh, H., Rahmawati, A., Wintana, D., & Ambarsari, D. A. (2019). Penerapan Algoritma Iterative Dichotomiser Three (Id3) Dalam Mendiagnosa Kesehatan Kehamilan. *Klik - Kumpulan Jurnal Ilmu Komputer*, 6(2), 116. <https://doi.org/10.20527/klik.v6i2.189>
- Ningsih, M. P. S. D., & Noranita, B. (2018). Status Proses Persalinan Menggunakan Algoritma C4.5. *Jurnal Masyarakat Informatika*, 9(1), 1–13.
- Primajaya, A., & Sari, B. N. (2018). Random Forest Algorithm for Prediction of Precipitation. *Indonesian Journal of Artificial Intelligence and Data Mining*, 1(1), 27. <https://doi.org/10.24014/ijaidm.v1i1.4903>
- Sari, C. A., Sari, W. S., Nilawati, F. E., Doheir, M., & Sari, C. A. (2022). *Analysis of Childbirth Methods Using Random Forest Algorithms*. 1(1). <https://doi.org/10.12487/AMRI.v1i1.xxxx>
- Setia, I. C., & Arifin, T. (2021). Penentuan Penanganan Persalinan Caesar dengan Neural Network dan Particle Swarm Optimization. *Sistemasi*, 10(2), 346. <https://doi.org/10.32520/stmsi.v10i2.1235>
- Sihombing, P. R., & Yuliati, I. F. (2021). Penerapan Metode Machine Learning dalam Klasifikasi Risiko Kejadian Berat Badan Lahir Rendah di Indonesia. *MATRIK: Jurnal Manajemen, Teknik Informatika Dan Rekayasa Komputer*, 20(2), 417–426. <https://doi.org/10.30812/matrik.v20i2.1174>
- Wibowo, A., Darwati, I., & Irnawati, O. (2020). Prediksi Operasi Sesar Dengan Machine Learning. *J I M P - Jurnal Informatika*

Merdeka Pasuruan, 4(3), 25-29.
<https://doi.org/10.37438/jimp.v4i3.228>