

Klasifikasi Resiko Ibu Hamil menggunakan Metode Ensemble Naïve Bayes dengan Teknik Bagging

Classification of Pregnant Women's Risk Using the Naïve Bayes Ensemble Method with Bagging Technique

Firman Aziz¹; Jeffry²; Dhilan Sasmita^{3,*}

^{1,3} Universitas Pancasakti, Makassar 90121, Indonesia

² Institut Teknologi Bacharuddin Jusuf Habibie, Parepare 91122, Indonesia

¹ firman.aziz@unpacti.ac.id; ² jeffry@ith.ac.id; ³ dhilansasmita@gmail.com

* Corresponding author

Abstrak

Risiko ibu hamil adalah potensi terjadinya komplikasi atau masalah kesehatan yang dapat mempengaruhi ibu dan janin selama masa kehamilan dan persalinan. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui klasifikasi resiko ibu hamil menggunakan metode Naïve Bayes dengan teknik Ensemble Bagging dan juga untuk mengetahui kinerja naïve bayes dengan teknik bagging dalam mengklasifikasi ibu hamil yang beresiko dan tidak beresiko. Data ibu hamil yang digunakan adalah data yang di ambil dari puskesmas panambungan yang kemudian dilakukannya Pre-processing data untuk memperoleh kondisi data yang ideal untuk diproses. Keseluruhan data set akan dibagi menjadi data latih dan data uji ke dalam 9 partisi data. Hasil yang di peroleh menunjukkan bahwa metode Naïve Bayes dengan teknik Ensemble Bagging menggunakan bantuan Oversampling SMOTE untuk meningkatkan ketidak seimbangan data mendapatkan hasil peningkatan dengan Accuracy 8%, Precision 4%, Recall 8%, Dan F1-Score 8% lebih tinggi dibandingkan dengan Naïve Bayes.

Kata Kunci: Klasifikasi; Resiko Ibu Hamil; Naïve Bayes; Bagging

Abstract

The risk of pregnant women is the potential for complications or health problems that can affect the mother and fetus during pregnancy and childbirth. This study aims to determine the classification of the risk of pregnant women using the Naïve Bayes method with the Ensemble Bagging technique and also to determine the performance of naïve bayes with the bagging technique in classifying pregnant women who are at risk and not at risk. The data of pregnant women used is data taken from the Panambungan Health Center which is then Pre-processing data to obtain ideal data conditions for processing. The entire data set will be divided into training data and test data into 9 data partitions. The results obtained show that the Naïve Bayes method with the Ensemble Bagging technique using the help of Oversampling SMOTE to increase data imbalance gets an increase in Accuracy 8%, Precision 4%, Recall 8%, and F1-Score 8% higher compared to Naïve Bayes.

Keywords: Classification; Risk of Pregnant Women; Naïve Bayes; Bagging

Pendahuluan

Kehamilan merupakan proses penting dalam siklus kehidupan manusia yang harus dilalui oleh seorang wanita untuk mempertahankan regenerasi [1]. Periode kehamilan berperan krusial dalam menjamin kualitas sumber daya manusia di masa depan, karena pertumbuhan dan perkembangan seorang anak sangat dipengaruhi oleh kondisi janin selama dalam kandungan [2]. Oleh karena itu, selama masa kehamilan dibutuhkan perhatian dan energi ekstra untuk menjaga kesehatan ibu dan janin agar proses kehamilan dan persalinan berjalan dengan baik. Namun, tidak semua kehamilan berjalan normal—beberapa di antaranya tergolong berisiko tinggi, yang dapat membahayakan ibu maupun janin [3].

Risiko kehamilan mencerminkan gejala awal dari potensi komplikasi selama masa kehamilan. Ibu hamil dan janin sangat rentan terhadap berbagai kondisi medis yang dapat mengganggu keberlangsungan kehamilan [4]. Oleh karena itu, identifikasi risiko kehamilan secara dini sangat penting untuk mendeteksi potensi masalah kesehatan dan mencegah komplikasi serius. Menurut laporan WHO, terdapat sekitar 450 kematian ibu per 100.000 kelahiran hidup. Salah satu penyebab utamanya adalah kurangnya pengetahuan dan informasi mengenai kehamilan dan gangguan terkait, yang menyebabkan keterlambatan penanganan [5]. Keterbatasan jumlah dokter kandungan juga menjadi hambatan bagi ibu hamil untuk memperoleh konsultasi medis secara langsung [6]. Untuk itu, dibutuhkan sistem berbasis teknologi yang mampu memberikan informasi dan deteksi dini risiko kehamilan [7]. Deteksi dini risiko

kehamilan dapat dilakukan dengan menggunakan teknik klasifikasi berdasarkan data pemeriksaan ibu hamil yang tercatat, misalnya pada buku Kesehatan Ibu dan Anak (KIA) di puskesmas. Pendekatan berbasis machine learning memungkinkan sistem menganalisis data tersebut untuk mengidentifikasi risiko kehamilan secara otomatis [8].

Beberapa penelitian sebelumnya telah mencoba mengimplementasikan metode klasifikasi untuk mendeteksi risiko kehamilan. Penelitian oleh Khoirunnisa dan Lestari menggunakan metode Naïve Bayes untuk mengklasifikasikan risiko kehamilan di Puskesmas Kelurahan Malaka Jaya, dengan tingkat akurasi mencapai 85,62%. Namun, model ini mengalami kesulitan dalam mengidentifikasi kelas risiko sedang (kelas 1), terutama dari sisi recall [9]. Penelitian lain oleh Setyawan et al. membandingkan performa Naïve Bayes Classifier (NBC) dan K-Nearest Neighbor (KNN), di mana KNN menunjukkan performa lebih tinggi dengan akurasi sebesar 86,95% dibandingkan NBC yang hanya mencapai 78,26% [10]. Penelitian oleh Mustamin et al. menunjukkan bahwa dari tiga model Naïve Bayes yang dibandingkan, model Multinomial dan Bernoulli memberikan hasil akurasi terbaik masing-masing 84,8%, dibandingkan model Gaussian sebesar 82,6% [11]. Sementara itu, penelitian oleh Dwinnie et al. menunjukkan bahwa KNN memiliki akurasi tertinggi (77,55%) dibandingkan NBC (69,39%) dan SVM (67,35%) [12]. Hanif et al. juga menunjukkan bahwa metode C4.5 memiliki akurasi 98,75% dibandingkan dengan Naïve Bayes yang hanya mencapai 81,88% [13].

Meskipun metode Naïve Bayes dikenal sederhana dan cepat, performanya cenderung menurun ketika dihadapkan pada jumlah fitur yang besar karena sifatnya yang sangat sensitif terhadap dimensi fitur [14]. Oleh karena itu, salah satu pendekatan yang dapat meningkatkan kinerja Naïve Bayes adalah dengan menerapkan teknik ensemble, khususnya metode bagging (Bootstrap Aggregating). Metode ini mampu mengurangi variansi model dan meningkatkan akurasi klasifikasi pada dataset berdimensi besar [15]. Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini mengusulkan pengembangan sistem klasifikasi risiko ibu hamil menggunakan metode Ensemble Naïve Bayes dengan teknik Bagging. Tujuannya adalah untuk meningkatkan akurasi prediksi dan mendukung proses deteksi dini risiko kehamilan secara otomatis, sehingga dapat membantu pengambilan keputusan medis yang lebih cepat dan tepat.

Metode

A. Analisis Kebutuhan

Pada tahap ini, dilakukan pengumpulan data untuk mengidentifikasi kebutuhan sistem yang akan dikembangkan. Beberapa teknik pengumpulan data yang digunakan antara lain:

- Studi Pustaka: Mengkaji literatur, laporan, dan jurnal terkait klasifikasi risiko ibu hamil menggunakan metode Naïve Bayes dengan teknik Bagging. Tahap ini penting untuk memperoleh pemahaman teori dan dasar ilmiah terkait masalah yang akan diselesaikan.
- Observasi: Mengamati dan mencatat data pasien ibu hamil dari Puskesmas Panambungan. Data yang diperoleh akan digunakan sebagai bahan untuk model klasifikasi.
- Wawancara: Melakukan wawancara dengan tenaga medis, termasuk dokter dan bidan, untuk mengidentifikasi faktor-faktor yang mempengaruhi risiko ibu hamil dan kriteria-kriteria yang dapat digunakan untuk klasifikasi.

B. Tahap Penelitian

1. Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 1.237 baris data dengan variabel yang mencakup umur, gravida, paritas, abortus, umur kehamilan, TVU, TB, BB, tekanan darah, LILA, dan detak jantung. Semua data ini digunakan untuk memprediksi kelas target, yaitu risiko kehamilan (berisiko atau tidak berisiko). Data diperoleh dari Puskesmas Panambungan yang berlokasi di Jl. Rajawali Lr 13 B, Komp. Rusunnawa Baru, Kec. Mariso, Makassar, dan telah dilabeli dengan kategori risiko kehamilan (berisiko dan tidak berisiko). Data ini akan digunakan untuk melatih model klasifikasi dan evaluasi kinerjanya.

2. Preprocessing Data

Langkah-langkah preprocessing dilakukan untuk menyiapkan data agar dapat digunakan oleh model klasifikasi. Proses preprocessing terdiri dari beberapa tahap sebagai berikut:

- Data Cleaning: Menghapus data yang tidak lengkap atau mengandung nilai pencilan (outlier). Pada tahap ini, sebanyak 139 baris data yang tidak valid atau outlier akan dihapus.
- Data Selection: Seleksi data merupakan proses pemilihan subset dari kumpulan data yang besar untuk digunakan dalam analisis. Setelah tahap data cleaning, data yang dipilih berjumlah 1.098 baris dengan 12 variabel.

- Normalisasi Data: Proses normalisasi dilakukan menggunakan Z-Score untuk menyamakan skala variabel. Z-Score digunakan untuk mengukur penyimpangan data dari rata-rata dalam satuan deviasi standar. Persamaan untuk menghitung Z-Score adalah sebagai berikut:

$$Z = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (1)$$

Di mana:

- x adalah nilai data,
- μ adalah rata-rata dari data,
- σ adalah deviasi standar dari data.

Setelah tahap normalisasi, data akan berada dalam skala yang lebih seragam, sehingga memudahkan proses pelatihan model.

C. Perancangan Sistem

Setelah tahap preprocessing selesai, tahap berikutnya adalah merancang sistem yang menggunakan metode Ensemble Naïve Bayes dengan teknik Bagging. Sistem ini akan dikembangkan menggunakan Python, dengan memanfaatkan berbagai pustaka dan algoritma machine learning yang ada, seperti scikit-learn untuk implementasi Naïve Bayes dan teknik bagging. Perancangan sistem ini bertujuan untuk memprediksi risiko kehamilan berdasarkan data yang telah diproses, serta membandingkan kinerja antara metode Naïve Bayes biasa dan metode Naïve Bayes dengan teknik bagging.

D. Tahap Uji Coba Sistem

Pada tahap ini, dilakukan uji coba terhadap sistem yang telah dirancang. Proses uji coba dilakukan dengan langkah-langkah sebagai berikut:

1. Pembagian Data: Data dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih (70%) dan data uji (30%) menggunakan fungsi `train_test_split`. Data latih digunakan untuk melatih model, sedangkan data uji digunakan untuk menguji kinerja model.
2. Pelatihan Model: Model Naïve Bayes dilatih menggunakan data latih, sedangkan model Bagging didefinisikan dengan estimator dari model Naïve Bayes yang telah dilatih.
3. Grid Search: Untuk mendapatkan hasil yang optimal, teknik Grid Search digunakan untuk mencari parameter terbaik untuk model Bagging.
4. Evaluasi Model: Setelah pencarian grid selesai, model terbaik dievaluasi menggunakan data uji. Beberapa metrik evaluasi yang digunakan untuk menilai kinerja model adalah:
 - Akurasi: Persentase data yang berhasil diklasifikasikan dengan benar.
 - Presisi: Mengukur seberapa banyak prediksi positif yang benar dibandingkan dengan seluruh prediksi positif.
 - Recall: Mengukur seberapa banyak data positif yang berhasil dikenali oleh model.
 - F1-Score: Merupakan rata-rata harmonis antara presisi dan recall.
 - Confusion Matrix: Matriks yang menggambarkan jumlah prediksi yang benar dan salah untuk setiap kelas.

E. Tahap Analisa Hasil

Pada tahap ini, hasil dari uji coba sistem akan dianalisis. Evaluasi dilakukan dengan membandingkan kinerja model Naïve Bayes dengan teknik Bagging dan model Naïve Bayes tanpa teknik Bagging. Perbandingan ini meliputi analisis terhadap metrik evaluasi yang diperoleh, serta melihat apakah penggunaan teknik bagging dapat meningkatkan akurasi dan kinerja klasifikasi risiko kehamilan.

Hasil dan Diskusi

A. Hasil Evaluasi Model

Pada tahap ini, dilakukan evaluasi terhadap kinerja dua model, yaitu Naïve Bayes standar dan Naïve Bayes dengan teknik Bagging, menggunakan metrik evaluasi yang telah disebutkan sebelumnya: Akurasi, Presisi, Recall, F1-score, dan Confusion Matrix.

1. Pembagian Data

Langkah pertama dalam evaluasi adalah pembagian dataset menjadi dua bagian: data latih dan data uji. Dalam penelitian ini, data dibagi dengan rasio 70% untuk data latih dan 30% untuk data uji. Pembagian ini memastikan bahwa model dapat dilatih menggunakan data yang cukup besar dan diuji menggunakan data yang belum pernah dilihat sebelumnya, yang lebih representatif untuk mengukur kinerja model di dunia nyata.

- o Data Latih: 70% dari 1.237 baris data, yaitu sekitar 866 baris, digunakan untuk melatih model.
- o Data Uji: 30% dari 1.237 baris data, yaitu sekitar 371 baris, digunakan untuk menguji kinerja model yang telah dilatih.

2. Pelatihan Model

Model Naïve Bayes dan Naïve Bayes dengan Bagging dilatih menggunakan data latih yang telah dipisahkan pada langkah sebelumnya. Untuk Naïve Bayes, model ini dilatih menggunakan distribusi Gaussian (distribusi normal) pada setiap fitur yang digunakan untuk memprediksi kelas target.

- o Naïve Bayes Standard: Dilatih menggunakan dataset latih tanpa teknik penguatan atau bagging.
- o Naïve Bayes dengan Bagging: Dilatih dengan teknik bagging yang menggunakan beberapa model Naïve Bayes, dan menggabungkan hasilnya untuk meningkatkan akurasi dan mengurangi varians.

3. Prediksi dan Evaluasi

Setelah model dilatih, langkah selanjutnya adalah melakukan prediksi terhadap data uji. Prediksi ini kemudian digunakan untuk menghitung metrik evaluasi, seperti akurasi, presisi, recall, F1-score, dan confusion matrix.

- o Prediksi Naïve Bayes: Hasil prediksi pada data uji menggunakan model Naïve Bayes.
- o Prediksi Naïve Bayes dengan Bagging: Hasil prediksi pada data uji menggunakan model Naïve Bayes dengan teknik Bagging.

Berdasarkan perhitungan metrik evaluasi, hasil yang diperoleh untuk kedua model adalah sebagai berikut:

Tabel 1. Hasil Metrik Evaluasi Model

<i>Model</i>	<i>Akurasi</i>	<i>Presisi</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>
Naïve Bayes	81%	86%	81%	81%
Naïve Bayes dengan Bagging	89%	90%	89%	89%

Dari tabel di atas, dapat dilihat bahwa model Naïve Bayes dengan teknik Bagging memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan Naïve Bayes standar pada semua metrik evaluasi.

B. Diskusi

Berdasarkan hasil yang diperoleh, model Naïve Bayes dengan teknik Bagging menunjukkan peningkatan yang signifikan dibandingkan dengan Naïve Bayes standar. Berikut adalah analisis lebih lanjut terhadap hasil ini:

1. Akurasi: Model Naïve Bayes dengan Bagging menunjukkan peningkatan akurasi sebesar 8% dibandingkan dengan model Naïve Bayes standar (89% berbanding 81%). Teknik Bagging, yang menggabungkan hasil dari beberapa model untuk mengurangi varians dan meningkatkan ketahanan model, terbukti dapat meningkatkan kemampuan model untuk mengklasifikasikan data dengan lebih tepat.
2. Presisi: Naïve Bayes dengan Bagging juga menunjukkan peningkatan presisi sebesar 4% dibandingkan dengan Naïve Bayes standar (90% berbanding 86%). Hal ini berarti bahwa model Bagging berhasil lebih akurat dalam mengidentifikasi ibu hamil yang benar-benar berisiko, mengurangi jumlah false positives (kesalahan dalam mengklasifikasikan data tidak berisiko sebagai berisiko).
3. Recall: Dengan recall yang lebih tinggi (89% berbanding 81%), Naïve Bayes dengan teknik Bagging lebih mampu untuk mengidentifikasi ibu hamil yang berisiko. Recall yang lebih tinggi berarti model lebih sensitif dalam mengenali kasus berisiko, mengurangi jumlah false negatives (kesalahan dalam mengklasifikasikan ibu hamil berisiko sebagai tidak berisiko).
4. F1-Score: Naïve Bayes dengan Bagging juga menunjukkan peningkatan F1-score sebesar 8%, dengan nilai 89% dibandingkan dengan 81% pada model Naïve Bayes. F1-score yang lebih tinggi menunjukkan keseimbangan yang lebih baik antara presisi dan recall, yang sangat penting dalam masalah klasifikasi di mana baik kesalahan false positive maupun false negative harus diminimalkan.

C. Pembahasan

Model Naïve Bayes standar memiliki keterbatasan terutama dalam hal kemampuan untuk menangani ketidakseimbangan data dan ketidakmampuan untuk mengatasi noise yang ada dalam data. Sebaliknya, dengan mengimplementasikan teknik Bagging, yang bekerja dengan menggabungkan beberapa model dasar (dalam hal ini, model Naïve Bayes), model menjadi lebih robust terhadap varians dan error. Bagging membantu meningkatkan stabilitas model dengan melakukan pelatihan pada subset data yang berbeda dan menggabungkan hasilnya, sehingga meningkatkan kinerja secara keseluruhan.

Metode Grid Search yang digunakan untuk mencari parameter terbaik pada model Bagging juga memainkan peran penting dalam peningkatan kinerja. Dengan mengoptimalkan parameter seperti `n_estimators`, `max_samples`, `max_features`, dan `bootstrap`, model dapat mencapai kombinasi optimal yang lebih baik dalam memprediksi risiko kehamilan.

D. Perbandingan dengan Penelitian Sebelumnya

Beberapa penelitian sebelumnya juga menguji Naïve Bayes dalam klasifikasi risiko ibu hamil, dan hasilnya menunjukkan bahwa metode ini memberikan akurasi yang cukup baik, namun masih memiliki kelemahan dalam mengidentifikasi data berisiko. Misalnya, penelitian oleh Khoirunnisa & Lestari (2023) yang menggunakan Naïve Bayes di Puskesmas Kelurahan Malaka Jaya memperoleh akurasi sebesar 85.62%, meskipun dengan recall yang rendah pada kelas 1 (ibu hamil berisiko).

Penelitian lainnya, seperti yang dilakukan oleh Setyawan et al. (2023) yang membandingkan Naïve Bayes dengan K-Nearest Neighbor, menunjukkan bahwa K-Nearest Neighbor (KNN) memberikan akurasi yang lebih tinggi (86,95%) dibandingkan Naïve Bayes (78,26%). Namun, dalam penelitian ini, Naïve Bayes dengan teknik Bagging terbukti memberikan hasil yang lebih optimal daripada metode Naïve Bayes standar, dengan akurasi yang mencapai 89%.

E. Keterbatasan dan Rekomendasi untuk Penelitian Selanjutnya

Meskipun hasil yang diperoleh cukup memuaskan, ada beberapa keterbatasan dalam penelitian ini. Salah satu keterbatasan adalah bahwa model ini hanya mengandalkan fitur-fitur yang ada pada dataset yang terbatas. Di masa depan, penelitian ini dapat diperluas dengan memasukkan fitur-fitur tambahan, seperti faktor sosial ekonomi atau data dari pemeriksaan laboratorium lainnya yang dapat mempengaruhi tingkat risiko kehamilan.

Selain itu, teknik lainnya seperti Boosting atau Random Forest dapat diuji untuk membandingkan kinerjanya dengan metode Bagging, sehingga dapat diketahui apakah ada metode lain yang dapat lebih meningkatkan kinerja klasifikasi risiko kehamilan.

Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa penerapan metode Naïve Bayes dan Naïve Bayes dengan teknik Bagging untuk klasifikasi risiko ibu hamil memberikan hasil yang signifikan dalam mendeteksi kondisi kehamilan berisiko. Dataset yang digunakan sebanyak 1.237 baris data dari Puskesmas Panambungan mencakup berbagai atribut medis seperti umur, paritas, tekanan darah, hingga detak jantung janin. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model Naïve Bayes dengan teknik Bagging mampu meningkatkan performa klasifikasi dibandingkan model Naïve Bayes standar. Model dengan teknik Bagging mencapai akurasi sebesar 89%, presisi 90%, recall 89%, dan F1-score 89%, sedangkan model Naïve Bayes standar hanya mencapai akurasi 81%, presisi 86%, recall 81%, dan F1-score 81%. Peningkatan kinerja ini disebabkan oleh kemampuan Bagging dalam mengurangi variansi dan meningkatkan generalisasi model melalui kombinasi beberapa model pembelajaran. Oleh karena itu, penggunaan teknik ensemble seperti Bagging dalam pengembangan sistem klasifikasi risiko kehamilan sangat direkomendasikan untuk mendukung diagnosa awal dan pengambilan keputusan medis yang lebih akurat.

Daftar Pustaka

- [1] A. Hidayat, *Ilmu Kesehatan Reproduksi*, Jakarta: Prenadamedia Group, 2021.
- [2] N. Nurvembrianti, L. Amalia, dan R. K. Septiani, "Pentingnya Periode Kehamilan dalam Pembangunan SDM," *Jurnal Kebidanan dan Kesehatan*, vol. 12, no. 1, pp. 20–25, 2021.
- [3] F. Mariyona, "Analisis Risiko Kehamilan pada Ibu Hamil," *Jurnal Kesehatan Ibu dan Anak*, vol. 10, no. 2, pp. 14–18, 2019.
- [4] D. Setyawan et al., "Klasifikasi Resiko Ibu Hamil Menggunakan Algoritma Naïve Bayes dan KNN," *Jurnal Teknologi Informasi dan Komputer*, vol. 5, no. 1, pp. 33–40, 2023.
- [5] R. Paramitha et al., "Tingkat Kematian Ibu di Indonesia dan Faktor Penyebabnya," *Jurnal Kesehatan Masyarakat*, vol. 8, no. 2, pp. 45–50, 2019.
- [6] M. Mustafa dan D. Kusriani, "Sistem Pakar Deteksi Penyakit Kandungan," *Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Multimedia*, pp. 127–132, 2019.

- [7] A. Aulya dan R. Putri, “Sistem Informasi Deteksi Dini Risiko Kehamilan,” *Jurnal Ilmiah Teknologi dan Informatika*, vol. 6, no. 2, pp. 89–95, 2023.
- [8] Anela et al., “Penerapan Machine Learning untuk Klasifikasi Risiko Kehamilan,” *Jurnal Sains Data dan Informatika*, vol. 4, no. 1, pp. 66–71, 2023.
- [9] Khoirunnisa dan A. Lestari, “Implementasi Naive Bayes untuk Klasifikasi Kehamilan Berisiko,” *Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi*, vol. 11, no. 1, pp. 24–30, 2023.
- [10] D. Setyawan et al., “Perbandingan NBC dan KNN untuk Klasifikasi Resiko Kehamilan,” *Jurnal Ilmu Komputer dan Informatika*, vol. 10, no. 2, pp. 101–108, 2023.
- [11] H. Mustamin, M. Rahman, dan S. Ahmad, “Classification Of Maternal Health Risk Using Three Models Naive Bayes Method,” *Indonesian Journal of Artificial Intelligence and Data Mining*, vol. 6, no. 1, pp. 12–18, 2023.
- [12] Dwinnie et al., “Application of the Supervised Learning Algorithm for Classification of Pregnancy Risk Levels,” *Jurnal Teknik Informatika*, vol. 8, no. 3, pp. 45–53, 2023.
- [13] M. Hanif et al., “Komparasi Metode Naive Bayes dan C4.5 Pada Klasifikasi Persalinan Prematur,” *Jurnal Sistem Informasi*, vol. 18, no. 2, pp. 71–78, 2022.
- [14] R. Wibawa et al., “Evaluasi Naïve Bayes dalam Dimensi Fitur Besar,” *Seminar Nasional Informatika*, pp. 53–58, 2018.
- [15] A. Nursimpati dan M. Saifudin, “Peningkatan Akurasi Naïve Bayes dengan Bagging,” *Jurnal Sistem Informasi dan Teknologi*, vol. 5, no. 2, pp. 88–94, 2019.