

Implementasi Naïve Bayes pada Sistem Informasi Posyandu Digital untuk Klasifikasi Stunting Balita Berbasis Website

Mursalin ¹, Sirajunnasihin ¹, Asmaul Husna RS ¹, Hendra Setiawan ¹, Ari Kurniawati ²

¹ Program Studi D4 Teknologi Rekayasa Perangkat Lunak, Universitas Bima Internasional MFH, Indonesia

² Program Studi S1 Sains Biomedis, Universitas Bima Internasional MFH, Indonesia

* Korespondensi: mahfudmursalin@gmail.com

Sitasi: M. Mursalin, S. Sirajunnasihin, A. Husna RS, H. Setiawan, and A. Kurniawati, "Implementasi Naïve Bayes pada Sistem Informasi Posyandu Digital untuk Klasifikasi Stunting Balita Berbasis Website", *Jurnal Teknologi Informasi Dan Multimedia*, vol. 8, no. 3, hlm. 551-563, 2026. <https://doi.org/10.35746/jtim.v8i3.1035>

Diterima: 18-05-2026

Direvisi: 22-06-2026

Disetujui: 30-06-2026



Copyright: © 2026 oleh para penulis. Karya ini dilisensikan di bawah Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License. (<https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>).

Abstract: Posyandu plays a central role in child growth monitoring and stunting prevention at the community level; yet Posyandu Lelede 2, Desa Lelede, continues to rely on handwritten registers as its primary recording medium. This dependence generates three recurring operational problems: low data accuracy, difficulty retrieving children's growth histories, and chronic delays in submitting reports to the puskesmas, all of which compromise the effectiveness of early nutritional intervention. To address these limitations, the present study designed and implemented a web-based posyandu information system incorporating the Gaussian Naive Bayes algorithm for automated stunting classification. Development followed the Waterfall methodology through five sequential phases- requirements analysis, design, implementation, testing, and maintenance- with the system constructed in PHP using the Laravel framework and MySQL as the database management system. The anthropometric variables processed included age, body weight, height, and sex of the children. A total of 1,164 records were utilized, comprising 1,000 training records constructed based on WHO anthropometric standards and 164 primary testing records obtained directly from Posyandu Lelede 2 from December 2025 to February 2026. Evaluation via confusion matrix demonstrated a classification accuracy of 82.31% against WHO anthropometric standards, while Black Box Testing confirmed that all functional modules operated as specified. The system is therefore considered a viable digital model for strengthening posyandu services and child health data management at the grass-roots level.

Keywords: Digital Posyandu; Stunting; *Gaussian Naive Bayes*; Health Information System; MySQL

Abstrak: Posyandu memegang peran sentral dalam pemantauan pertumbuhan balita dan pencegahan stunting di tingkat komunitas; namun Posyandu Lelede 2, Desa Lelede, masih mengandalkan buku register tulisan tangan sebagai media pencatatan utama. Ketergantungan tersebut melahirkan tiga permasalahan operasional yang berulang: rendahnya akurasi data, sulitnya penelusuran riwayat pertumbuhan balita, dan keterlambatan kronis dalam pelaporan ke puskesmas, yang secara keseluruhan melemahkan efektivitas intervensi gizi dini. Berangkat dari permasalahan tersebut, penelitian ini merancang dan mengimplementasikan sistem informasi posyandu berbasis web yang mengintegrasikan algoritma Gaussian Naive Bayes untuk klasifikasi status stunting secara otomatis. Pengembangan sistem dilaksanakan melalui metode Waterfall dalam lima fase berurutan— analisis kebutuhan, perancangan, implementasi, pengujian, dan pemeliharaan—menggunakan bahasa pemrograman PHP, framework Laravel, dan basis data MySQL. Variabel antropometri yang diolah meliputi umur, berat badan, tinggi badan, dan jenis kelamin balita. Penelitian memanfaatkan total 1.164 rekam data yang terdiri atas 1.000 data latih hasil konstruksi berdasarkan standar antropometri WHO dan 164 data uji primer yang diperoleh secara langsung dari Posyandu Lelede 2 pada periode Desember 2025 hingga Februari 2026. Evaluasi menggunakan confusion matrix

menghasilkan akurasi klasifikasi sebesar 82,31% terhadap standar antropometri WHO, sementara pengujian Black Box Testing memverifikasi bahwa seluruh modul fungsional berjalan sesuai spesifikasi yang ditetapkan. Sistem yang dikembangkan dinilai layak sebagai model digital yang dapat direplikasi untuk memperkuat layanan posyandu dan pengelolaan data kesehatan balita secara terstruktur di tingkat masyarakat.

Kata kunci: Posyandu Digital; Stunting; Gaussian Naive Bayes; Sistem Informasi Kesehatan; MySQL

1. Pendahuluan

Posyandu (Pos Pelayanan Terpadu) merupakan institusi pelayanan kesehatan primer berbasis komunitas yang memiliki kedudukan strategis dalam sistem kesehatan nasional Indonesia, khususnya dalam upaya peningkatan derajat kesehatan ibu dan anak [1]. Melalui kader terlatih, posyandu menyelenggarakan serangkaian layanan terpadu yang meliputi pengukuran antropometri, pemberian imunisasi, dan penyuluhan gizi sebagai bagian dari strategi komprehensif pencegahan stunting [2].

Stunting merupakan kondisi kegagalan pertumbuhan linier akibat defisit gizi kronis yang berlangsung dalam kurun waktu panjang; WHO menetapkan kondisi ini ketika nilai Z-skor tinggi badan menurut usia berada di bawah -2 standar deviasi dari median populasi acuan [3]. Dampaknya yang bersifat permanen terhadap kapasitas kognitif dan produktivitas jangka panjang menjadikan deteksi dan intervensi dini sebagai prioritas yang tidak dapat ditunda dalam tata kelola kesehatan komunitas.

Pelaksanaan posyandu di tingkat desa masih menghadapi hambatan struktural yang serius, terutama dalam aspek pengelolaan data balita. Di Posyandu Lelede 2, Desa Lelede, pencatatan tumbuh kembang balita masih sepenuhnya mengandalkan buku register manual sebagai media dokumentasi utama [4]. Ketergantungan pada metode konvensional ini melahirkan permasalahan yang bersifat sistemik: tingginya potensi galat entri, risiko kehilangan dokumen, sulitnya penelusuran riwayat pertumbuhan balita secara individual, serta keterlambatan kronis dalam penyampaian laporan kepada puskesmas [5]. Kondisi tersebut berdampak langsung pada melemahnya efektivitas pemantauan status gizi dan terlambatnya respons intervensi terhadap kasus stunting. Bertolak dari permasalahan ini, penelitian merumuskan dua pertanyaan pokok: (1) bagaimana merancang sistem informasi posyandu berbasis web yang mampu menggantikan metode pencatatan manual secara menyeluruh, dan (2) bagaimana mengintegrasikan algoritma *Gaussian Naive Bayes* ke dalam sistem tersebut guna menghasilkan klasifikasi status stunting yang otomatis dan akurat berdasarkan data antropometri balita.

Sejumlah penelitian terdahulu menunjukkan bahwa digitalisasi layanan posyandu mampu meningkatkan keakuratan dan kecepatan pengelolaan data. Penerapan sistem pencatatan berbasis web terbukti dapat mengurangi kesalahan pengelolaan data sekaligus mempercepat proses pelaporan [4]. Pengembangan sistem informasi pelayanan posyandu dengan metode Waterfall juga mampu meningkatkan keteraturan tata kelola data secara terstruktur [6]. Selain itu, penggunaan platform berbasis web dapat meningkatkan efisiensi kerja kader dalam mendokumentasikan perkembangan balita secara berkelanjutan [7]. Berbagai temuan tersebut menunjukkan bahwa transformasi digital pada layanan kesehatan berbasis komunitas memiliki peran penting dalam mendukung pengelolaan data yang lebih efektif. Transformasi tersebut juga sejalan dengan kebutuhan pengembangan sistem pemantauan stunting yang lebih responsif melalui pemanfaatan teknologi informasi [10],[11].

Pada dimensi klasifikasi status gizi, algoritma Gaussian Naive Bayes dipilih dalam penelitian ini berdasarkan sejumlah keunggulan yang relevan secara metodologis. Algo-

ritma tersebut mampu menangani variabel numerik berdistribusi kontinu, yang merupakan karakteristik data antropometri seperti umur, berat badan, dan tinggi badan. Selain memiliki kompleksitas komputasi yang relatif rendah, Gaussian Naive Bayes juga mampu menghasilkan performa klasifikasi yang andal pada dataset berukuran sedang [15]. Naive Bayes telah diterapkan untuk mengklasifikasikan status gizi bayi dan balita dengan tingkat akurasi yang memadai [8]. Efektivitas algoritma tersebut juga telah dibuktikan dalam proses deteksi dini risiko stunting berdasarkan data antropometri [9]. Selain itu, integrasi algoritma Naive Bayes ke dalam sistem berbasis web di lingkungan puskesmas dapat mempercepat proses identifikasi balita yang berisiko mengalami stunting [12]. Sistem manajemen posyandu berbasis framework Laravel juga telah dikembangkan untuk mempermudah pengelolaan data balita, tetapi sistem tersebut belum menyertakan modul klasifikasi stunting otomatis sebagai komponen yang terintegrasi [13].

Telaah komprehensif terhadap literatur yang ada mengungkap kesenjangan mendasar yang belum tertangani. Studi-studi terdahulu pada umumnya membangun dan mengevaluasi algoritma klasifikasi secara terisolasi, tanpa mewujudkannya dalam platform sistem informasi posyandu yang beroperasi nyata dan dapat digunakan langsung oleh kader di lapangan [10]. Kesenjangan inilah yang menjadi pijakan novelty penelitian ini: pengembangan sistem informasi posyandu digital berbasis web yang secara inheren mengintegrasikan algoritma Gaussian Naive Bayes sebagai modul klasifikasi stunting otomatis dalam satu alur kerja end-to-end yang siap dioperasikan di tingkat komunitas. Sistem dikembangkan menggunakan metode Waterfall dengan framework Laravel dan basis data MySQL, dengan tujuan akhir meningkatkan efisiensi pencatatan data balita, akurasi pemantauan status gizi, serta ketepatan deteksi dini stunting di Posyandu Lelede 2, Desa Lelede [13], [14].

2. Bahan dan Metode

Penelitian ini menggunakan pendekatan Research and Development (R&D) untuk membangun sistem informasi posyandu digital berbasis web yang terintegrasi dengan metode Gaussian Naive Bayes sebagai mesin klasifikasi status stunting. Kerangka pengembangan sistem mengacu pada model Waterfall yang bersifat sekuensial dan terstruktur, meliputi lima tahapan utama: analisis kebutuhan, perancangan sistem, implementasi, pengujian, serta pemeliharaan. Pendekatan ini dipilih karena setiap tahapan memiliki keluaran yang terukur sebelum berlanjut ke tahapan berikutnya, sehingga proses pembangunan sistem dapat berjalan secara terkendali dan terdokumentasi dengan baik [14].

Lokasi penelitian bertempat di Posyandu Lelede 2, Desa Lelede. Data primer yang dikumpulkan dari Posyandu Lelede 2 merupakan data antropometri balita yang meliputi usia, berat badan, tinggi badan, dan jenis kelamin. Pengumpulan data dilaksanakan melalui tiga pendekatan, yakni observasi langsung terhadap aktivitas pencatatan di posyandu, wawancara terstruktur bersama kader posyandu, serta dokumentasi rekam data yang tersimpan dalam sistem basis data digital.

2.1. Dataset Penelitian

Data penelitian terdiri atas data latih hasil konstruksi berdasarkan standar antropometri WHO dan data uji primer yang diperoleh dari catatan antropometri balita Posyandu Lelede 2, Desa Lelede. Seluruh data tersebut disimpan dalam basis data MySQL. Dataset yang digunakan mencakup lima atribut utama sebagai variabel input, yaitu jenis kelamin, usia (bulan), berat badan (kg), tinggi badan (cm), dan status stunting sebagai label kelas Kelima atribut tersebut digunakan sebagai parameter dalam proses klasifikasi status pertumbuhan balita.

Data latih berjumlah 1.000 rekam data yang dikonstruksi berdasarkan standar antropometri WHO, sedangkan data uji berjumlah 164 rekam data primer yang diperoleh langsung dari Posyandu Lelede 2 pada Desember 2025 hingga Februari 2026.

Proporsi pembagian data tersebut ditetapkan untuk memastikan model klasifikasi memperoleh sampel pelatihan yang mencukupi, sekaligus menyediakan data uji yang representatif guna mengevaluasi kemampuan generalisasi algoritma *Gaussian Naive Bayes* terhadap data aktual di lapangan.

Kriteria inklusi dataset dalam penelitian ini meliputi data balita berusia 0–60 bulan yang memiliki informasi jenis kelamin, usia, berat badan, tinggi badan, serta label status stunting berdasarkan indikator tinggi badan menurut usia (TB/U). Rentang usia dan indikator TB/U tersebut mengacu pada standar antropometri anak yang digunakan untuk menilai pertumbuhan balita [3]. Data uji yang digunakan berasal dari pencatatan antropometri Posyandu Lelede 2 yang dapat diverifikasi dan memiliki format nilai numerik sesuai dengan kebutuhan sistem.

Kriteria eksklusi meliputi data balita yang terduplikasi, memiliki usia di luar rentang 0–60 bulan, tidak memiliki label status stunting, serta mengandung nilai antropometri yang tidak logis atau berada di luar rentang pengukuran yang dapat diterima. Nilai kosong pada atribut numerik yang masih dapat ditangani diisi menggunakan nilai median data latih, sedangkan data dengan informasi utama yang tidak lengkap atau tidak dapat diverifikasi dikeluarkan dari dataset.

Kategori status stunting dalam penelitian ini terbagi menjadi tiga kelas mengikuti standar WHO berdasarkan indikator tinggi badan menurut usia (TB/U), yaitu normal, stunting, dan severe stunting. Sebelum digunakan dalam proses klasifikasi, seluruh data menjalani tahap preprocessing yang mencakup pemeriksaan dan penanganan missing value untuk menjaga kelengkapan setiap atribut, serta verifikasi rentang nilai guna memastikan seluruh data berada dalam batas parameter antropometri yang valid. Data yang telah memenuhi standar kualitas tersebut selanjutnya menjadi landasan pembangunan model klasifikasi sehingga sistem mampu menentukan status stunting balita secara otomatis dan terstruktur.

Tabel 1. Struktur Dataset Training

<i>Field</i>	<i>Tipe Data</i>	<i>Keterangan</i>
ID	<i>Bigint</i>	ID Data
Jenis_Kelamin	<i>Enum</i>	Jenis Kelamin Balita
Umur	<i>Int</i>	Umur Balita (Bulan)
Berat_Badan	<i>Decimal</i>	Berat Badan Balita
Tinggi_Badan	<i>Decimal</i>	Tinggi Badan Balita
Status_Stunting	<i>Varchar</i>	Kategori Status Stunting

Dataset melalui tahap preprocessing sebelum digunakan dalam proses klasifikasi. Tahap ini meliputi pemeriksaan missing value, validasi rentang data, dan encoding jenis kelamin. Nilai kosong pada atribut numerik ditangani menggunakan median dari data training. Data yang tidak valid dikeluarkan, sedangkan jenis kelamin dikodekan menjadi L = 0 dan P = 1. Contoh data setelah preprocessing ditunjukkan pada Tabel 2.

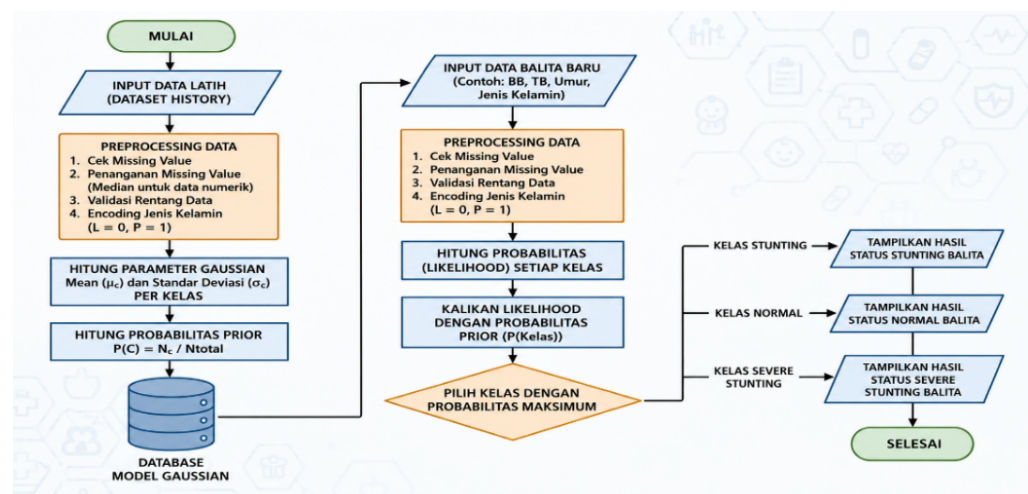
Tabel 2. Contoh Dataset Training

Jenis kelamin	umur	Berat badan	Tinggi badan	Status gizi
1	26	9.90	82.60	Stunting
0	41	15.70	104.80	Normal
1	55	12.80	98.10	Severe stunting
0	20	9.40	79.10	Stunting

2.2. Perancangan Sistem

Pengembangan sistem informasi posyandu ini memanfaatkan bahasa pemrograman PHP, framework Laravel, serta database MySQL. Fitur-fitur yang disediakan meliputi: pengelolaan data balita, pencatatan kunjungan, klasifikasi stunting, dan pembuatan laporan digital. Agar mudah dioperasikan oleh kader, antarmuka sistem sengaja dibuat sederhana.

Proses pembangunan sistem mengacu pada metode *Waterfall* yang berlangsung secara bertahap dan terstruktur. Tahap-tahapnya adalah sebagai berikut. Pertama, analisis kebutuhan dilakukan lewat observasi dan wawancara guna mengidentifikasi keperluan pengguna sekaligus masalah dalam pengelolaan data posyandu. Kedua, perancangan sistem menggunakan *flowchart* dan *Entity Relationship Diagram (ERD)* sebagai landasan alur proses serta struktur basis data. Ketiga, implementasi dengan PHP, Laravel, dan MySQL. Keempat, pengujian memakai *Black Box Testing* untuk memverifikasi bahwa semua fitur berfungsi sesuai kebutuhan. Kelima, penerapan dan pemeliharaan sistem agar dapat dimanfaatkan secara optimal serta mendukung pengelolaan data balita secara berkelanjutan.



Gambar 1. Flowchart Sistem Naive Bayes Gaussian

Gambar Flowchart menunjukkan proses klasifikasi status stunting menggunakan metode *Gaussian Naive Bayes* yang dimulai dari *preprocessing* data, perhitungan parameter statistik, proses *likelihood*, hingga penentuan hasil klasifikasi akhir.

2.3. Implementasi Metode Naive Bayes

Metode klasifikasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Gaussian Naive Bayes*. Metode ini digunakan karena mampu melakukan klasifikasi data numerik dengan proses perhitungan probabilitas yang sederhana dan efisien [15]. Adapun persamaan dasar *Naive Bayes* ditunjukkan pada Persamaan (1).

$$P(C|X) = \frac{P(C)P(X|C)}{P(X)}$$

Keterangan:

- $P(C|X)$ merupakan probabilitas posterior;
- $P(C)$ merupakan probabilitas prior yang dihitung berdasarkan frekuensi relatif setiap kelas pada data latih;
- $P(X|C)$ merupakan *likelihood*;
- $P(X)$ merupakan probabilitas fitur.

Karena data yang digunakan berupa data numerik, maka digunakan distribusi *Gaussian* untuk menghitung probabilitas setiap atribut. Persamaan *Gaussian* ditunjukkan pada Persamaan (2).

$$P(x_i|H) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x_i-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$

di mana x_i adalah nilai atribut, μ adalah nilai rata-rata (mean), dan σ adalah standar deviasi. Probabilitas dari setiap atribut kemudian dikombinasikan untuk menentukan kelas dengan nilai probabilitas tertinggi sebagai hasil klasifikasi status gizi balita.

Sebagai ilustrasi proses klasifikasi, digunakan satu data balita yang dihitung menggunakan metode *Gaussian Naive Bayes* berdasarkan parameter statistik *data training*.

Tabel 3. Parameter Statistik *Data training*

Kelas	μ Tinggi Badan	σ Tinggi Badan
Normal	90,65	15,47
Stunting	83,97	14,65
Severe stunting	78,96	15,98

Hasil perhitungan probabilitas ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Perhitungan Probabilitas

Komponen	Nilai
P(Normal)	0,50
P(Stunting)	0,30
P(Severe stunting)	0,20
Skor posterior Normal	0,000120
Skor posterior Stunting	0,000180
Skor posterior Severe stunting	0,009702

Berdasarkan hasil perhitungan tersebut, data balita diklasifikasikan ke dalam kategori *severe stunting* karena memiliki nilai probabilitas posterior tertinggi.

2.4. Pengujian Sistem

Pengujian sistem dalam penelitian ini dilaksanakan melalui dua pendekatan yang saling melengkapi, yaitu pengujian fungsional dan evaluasi performa model klasifikasi. Pengujian fungsional dilakukan menggunakan metode Black Box Testing, yakni teknik pengujian yang memverifikasi kesesuaian keluaran sistem terhadap spesifikasi fungsional yang ditetapkan tanpa mempertimbangkan struktur kode internal. Pendekatan ini dipilih karena mampu mensimulasikan perilaku pengguna nyata secara langsung terhadap antarmuka sistem, sebagaimana diterapkan pada pengembangan sistem informasi berbasis web dalam penelitian terdahulu [15]. Parameter yang diuji meliputi enam modul utama: proses autentikasi (*login*), pengelolaan data balita, pencatatan kunjungan, proses klasifikasi stunting, penyimpanan data, dan penyajian laporan digital.

Evaluasi performa model klasifikasi dilakukan menggunakan *confusion matrix*, yaitu tabel kontigensi yang merepresentasikan distribusi hasil prediksi model terhadap label kelas aktual pada data uji. Untuk klasifikasi tiga kelas *normal*, *stunting*, dan *severe stunting* *confusion matrix* berbentuk matriks 3×3 di mana nilai diagonal utama menunjukkan data yang diklasifikasikan dengan benar [15]. Akurasi keseluruhan model dihitung menggunakan Persamaan (3):

$$\text{Accuracy} = \frac{\sum TP_i}{N_{\text{total}}} \times 100\%$$

di mana $\sum TP_i$ adalah jumlah keseluruhan data yang diklasifikasikan benar pada seluruh kelas, yakni penjumlahan nilai diagonal matriks, dan N_{total} adalah jumlah keseluruhan data uji yang digunakan [14].

Selain akurasi, performa model pada setiap kelas juga dianalisis menggunakan precision, recall, dan F1-score. Precision digunakan untuk mengetahui tingkat ketepatan model ketika memberikan prediksi terhadap suatu kelas. Recall digunakan untuk mengukur kemampuan model dalam mengenali seluruh data yang sebenarnya termasuk dalam kelas tersebut. Adapun F1-score digunakan untuk melihat keseimbangan antara nilai precision dan recall.

$$Precision_i = \frac{TP_i}{TP_i + FP_i} \times 100\% \quad (4)$$

$$Recall_i = \frac{TP_i}{TP_i + FN_i} \times 100\% \quad (5)$$

$$F1 - Score_i = \frac{2 \times (Precision_i \times Recall_i)}{Precision_i + Recall_i} \quad (6)$$

TP_i merupakan jumlah data pada kelas ke- i yang berhasil diprediksi dengan benar. FP_i adalah jumlah data dari kelas lain yang keliru diprediksi sebagai kelas ke- i , sedangkan FN_i merupakan jumlah data pada kelas ke- i yang salah diprediksi sebagai kelas lain. Pada klasifikasi multikelas, perhitungan precision, recall, dan F1-score dilakukan secara terpisah untuk setiap kelas agar perbedaan kemampuan model dalam mengenali kelas normal, stunting, dan severe stunting dapat diketahui secara lebih jelas.

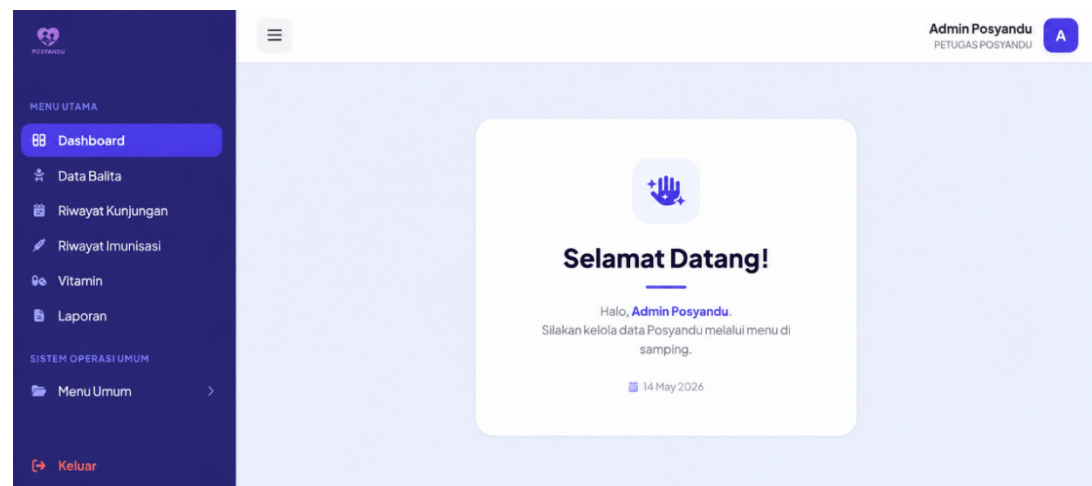
Penelitian ini tidak melibatkan intervensi medis terhadap manusia maupun hewan sehingga tidak memerlukan persetujuan etik khusus. Sebanyak 164 data uji primer diperoleh melalui prosedur dokumentasi resmi Posyandu Lelede 2.

3. Hasil

Bagian hasil penelitian menjelaskan implementasi sistem informasi posyandu digital berbasis *website* serta hasil klasifikasi status stunting menggunakan metode *Gaussian Naive Bayes*. Hasil penelitian meliputi jumlah dataset, implementasi sistem, hasil klasifikasi, serta evaluasi performa algoritma menggunakan data balita pada Posyandu Lelede 2 Desa Lelede.

3.1. Implementasi Sistem

Sistem informasi posyandu digital berhasil dikembangkan menggunakan bahasa pemrograman PHP dengan framework Laravel dan database MySQL. Sistem ini dirancang untuk membantu kader posyandu dalam melakukan pengelolaan data balita, pencatatan kunjungan, klasifikasi status stunting, serta penyajian laporan digital secara otomatis [16]. Fitur utama yang tersedia pada sistem meliputi: (1) pengelolaan data balita untuk menyimpan dan mengatur data identitas balita; (2) pencatatan kunjungan posyandu untuk mendokumentasikan hasil pemeriksaan setiap periode; (3) klasifikasi status stunting menggunakan metode Gaussian Naive Bayes; serta (4) pembuatan laporan digital yang dapat digunakan untuk membantu proses monitoring dan pelaporan data kesehatan balita secara lebih cepat dan terstruktur. Sistem memiliki antarmuka yang sederhana sehingga memudahkan pengguna dalam mengakses seluruh fitur yang tersedia.



Gambar 2. Tampilan Dashboard Sistem

Gambar 2 menunjukkan dashboard utama sistem informasi posyandu digital yang digunakan untuk mengakses fitur pengelolaan data balita, pemantauan pertumbuhan, dan klasifikasi status stunting. Penelitian ini menggunakan total 1.164 data yang terdiri atas 1.000 data training atau 85,9% dan 164 data testing atau 14,1%. Data training digunakan untuk membentuk model Gaussian Naïve Bayes, sedangkan data testing digunakan untuk mengevaluasi kemampuan model dalam mengklasifikasikan data yang belum pernah dipelajari sebelumnya. Data testing berasal dari hasil pemantauan pertumbuhan balita di Posyandu Lelede 2 selama periode Desember 2025 hingga Februari 2026. Distribusi data testing berdasarkan periode pengamatan dan kategori status stunting disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Jumlah Distribusi Data Uji (*Testing Set*)

Periode	Normal	Stunting	Severe stunting	Total
Desember 2025	30	8	16	54
Januari 2026	34	7	14	55
Februari 2026	34	6	15	55
total	98	21	45	164

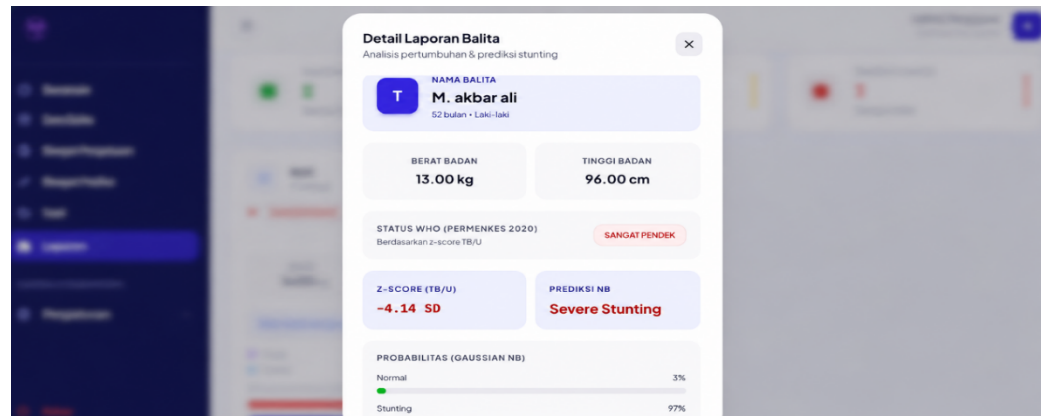
Berdasarkan Tabel 5, jumlah keseluruhan data tes yang digunakan dalam penelitian sebanyak 164 data balita yang terdiri dari tiga kategori status stunting, yaitu normal, stunting, dan *severe stunting*. Dataset tersebut kemudian diproses menggunakan metode *Gaussian Naive Bayes* untuk menentukan klasifikasi status stunting berdasarkan data antropometri balita.

3.2. Hasil Klasifikasi Gaussian Naive Bayes

Dalam proses klasifikasi menggunakan Gaussian Naive Bayes, sistem menghitung probabilitas posterior setiap kelas berdasarkan atribut umur, berat badan, tinggi badan, dan jenis kelamin balita. Kelas dengan probabilitas posterior tertinggi ditetapkan sebagai hasil klasifikasi. Sebagai contoh, data balita dengan atribut:

1. Umur: 52 bulan;
2. Berat badan: 13.00 kg;
3. Tinggi badan: 96.00 cm;
4. Jenis kelamin: Laki-laki;

Proses klasifikasi dilakukan dengan menghitung likelihood atribut umur, berat badan, tinggi badan, dan jenis kelamin terhadap setiap kelas. Nilai likelihood kemudian dikalikan dengan probabilitas prior untuk memperoleh skor posterior masing-masing kelas. Berdasarkan hasil perhitungan, diperoleh skor kelas normal sebesar 0,000120, stunting sebesar 0,000180, dan severe stunting sebesar 0,009702. Setelah dilakukan normalisasi terhadap jumlah seluruh skor kelas, diperoleh probabilitas posterior sebesar 1,20% untuk kelas normal, 1,80% untuk kelas stunting, dan 97,00% untuk kelas severe stunting. Oleh karena itu, data balita berusia 52 bulan dengan berat badan 13,00 kg, tinggi badan 96,00 cm, dan jenis kelamin laki-laki diklasifikasikan ke dalam kelas severe stunting karena memiliki probabilitas posterior tertinggi.



Gambar 3. Hasil Klasifikasi Status Stunting

Gambar 3 menunjukkan hasil klasifikasi status stunting berdasarkan data antropometri balita menggunakan metode *Gaussian Naive Bayes*. Selanjutnya, evaluasi performa algoritma dilakukan menggunakan *Confusion matrix* untuk mengetahui tingkat akurasi metode *Gaussian Naive Bayes* dalam mengklasifikasikan status stunting balita berdasarkan data antropometri yang diperoleh dari Posyandu Lelede 2 Desa Lelede. Hasil evaluasi model menggunakan *Confusion matrix* tersebut ditunjukkan pada Tabel 6.

Tabel 6. Confusion matrix Gaussian Naive Bayes

Aktual \ Prediksi	Normal	Stunting	Severe stunting
Normal	85	8	5
Stunting	4	13	4
Severe stunting	3	5	37

Berdasarkan confusion matrix pada Tabel 6, jumlah data yang berhasil diklasifikasikan dengan benar diperoleh dari penjumlahan nilai diagonal utama, yaitu 85 data kelas normal, 13 data kelas stunting, dan 37 data kelas severe stunting. Dengan demikian, jumlah prediksi yang benar adalah: $\sum TP = [85+13+37=135]$. Sedangkan jumlah keseluruhan data testing yang digunakan dalam penelitian sebanyak: 164 data balita

Perhitungan akurasi algoritma *Gaussian Naive Bayes* ditunjukkan pada Persamaan (3). Sehingga diperoleh hasil akurasi sebagai berikut.

$$Accuracy = \frac{135}{164} \times 100\% = 82.31\%$$

Berdasarkan hasil pengujian tersebut, metode *Gaussian Naive Bayes* memperoleh tingkat akurasi sebesar 82.31% dalam proses klasifikasi status stunting balita. Hasil tersebut menunjukkan bahwa algoritma mampu melakukan klasifikasi dengan cukup baik berdasarkan data antropometri balita yang digunakan dalam penelitian.

Tabel 7. Hasil Evaluasi *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score* Setiap Kelas

Kelas	Precision	Recall	F1-Score
Normal	92,39%	86,73%	89,47%
Stunting	50,00%	61,90%	55,32%
Severe stunting	80,43%	82,22%	81,32%

Berdasarkan Tabel 7, kelas normal memperoleh precision sebesar 92,39%, recall sebesar 86,73%, dan F1-score sebesar 89,47%. Kelas stunting memperoleh precision sebesar 50,00%, recall sebesar 61,90%, dan F1-score sebesar 55,32%. Sementara itu, kelas severe stunting memperoleh precision sebesar 80,43%, recall sebesar 82,22%, dan F1-score sebesar 81,32%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa performa terendah terdapat pada kelas stunting. Kondisi ini dipengaruhi oleh jumlah data kelas stunting yang lebih sedikit dibandingkan kelas normal sehingga model lebih sulit mengenali pola kelas minoritas secara optimal.

3.3. Pengujian Sistem

Pengujian sistem dilakukan menggunakan metode Black Box Testing untuk memastikan seluruh fitur sistem berjalan sesuai dengan kebutuhan pengguna. Hasil pengujian sistem ditunjukkan pada Tabel 8.

Tabel 8. Hasil pengujian sistem

No.	Fitur	Keterangan	Status
1	Login	Login berhasil	Berhasil
2	Login	Password salah	Berhasil
3	Data Balita	Tambah data balita	Berhasil
4	Data Balita	Validasi kolom kosong	Berhasil
5	Kunjungan	Tambah data kunjungan	Berhasil
6	Kunjungan	Validasi format input	Berhasil
7	Klasifikasi	Proses klasifikasi	Berhasil
8	Klasifikasi	Validasi tinggi badan	Berhasil
9	Kesesuaian Klasifikasi	Severe stunting	Berhasil
10	Kesesuaian Klasifikasi	Normal	Berhasil
11	Kesesuaian Klasifikasi	Stunting	Berhasil
12	Penyimpanan	Simpan data MySQL	Berhasil
13	Penyimpanan	Cegah data duplikat	Berhasil
14	Laporan	Unduh laporan	Berhasil
15	Laporan	Validasi data kosong	Berhasil

Hasil pengujian menunjukkan bahwa seluruh fitur utama pada sistem berjalan dengan baik tanpa mengalami kesalahan fungsional. Sistem mampu melakukan pengelolaan data balita, proses klasifikasi status stunting, serta penyajian laporan digital secara otomatis dan terstruktur.

4. Pembahasan

Penelitian ini menghasilkan dua luaran utama yang saling melengkapi, yakni sistem informasi posyandu digital berbasis website dan model klasifikasi status stunting berbasis Gaussian Naive Bayes. Dari sisi implementasi, platform yang dikembangkan menggunakan framework Laravel dan basis data MySQL berhasil mengakomodasi empat kebutuhan fungsional utama kader posyandu: pencatatan data balita, dokumentasi hasil kunjungan, klasifikasi status stunting secara otomatis, serta pembuatan laporan digital

yang dapat diakses kapan saja. Ketersediaan fitur-fitur tersebut menjadi alternatif pengelolaan data yang jauh lebih terstruktur dibandingkan metode pencatatan manual yang selama ini rentan terhadap kehilangan informasi dan keterlambatan pelaporan ke fasilitas kesehatan.

Dari sisi performa klasifikasi, model Gaussian Naive Bayes yang dikembangkan mencapai akurasi keseluruhan sebesar 82,31% berdasarkan pengujian terhadap 164 data uji. Validasi dilakukan melalui dua pendekatan yang saling melengkapi, yaitu evaluasi kuantitatif menggunakan confusion matrix beserta metrik precision, recall, dan F1-score pada setiap kelas, serta pengujian fungsional menggunakan Black Box Testing terhadap seluruh modul sistem, termasuk skenario pengujian negatif. Kedua pendekatan tersebut menunjukkan bahwa model klasifikasi dan sistem yang dikembangkan telah berfungsi sesuai dengan tujuan penelitian.

Meskipun demikian, hasil evaluasi pada setiap kelas menunjukkan adanya kesenjangan performa yang perlu dicermati lebih lanjut. Kelas stunting memperoleh F1-score terendah sebesar 55,32%, sedangkan kelas normal memperoleh F1-score sebesar 89,47% dan kelas severe stunting sebesar 81,32%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan klasifikasi terbaik pada kelas normal, sedangkan performa klasifikasi terendah terdapat pada kelas stunting. Rendahnya performa kelas stunting berkaitan dengan ketidakseimbangan distribusi data uji, karena kelas normal mendominasi dengan proporsi 59,76%, sedangkan kelas stunting hanya mencakup 12,80% dari keseluruhan data uji.

Pada kondisi distribusi data yang tidak seimbang, probabilitas prior kelas mayoritas pada Gaussian Naive Bayes dapat memberikan pengaruh lebih besar terhadap hasil prediksi sehingga kemampuan model dalam mengenali pola pada kelas minoritas menjadi lebih rendah [8]. Kondisi tersebut perlu mendapat perhatian karena kelas stunting merupakan kategori yang penting untuk dideteksi secara dini guna mencegah dampak jangka panjang terhadap pertumbuhan dan perkembangan balita.

Hasil penelitian ini dapat dikomparasikan dengan beberapa kajian terdahulu dalam konteks yang serupa. Abas et al. menerapkan algoritma Naive Bayes pada 700 data balita berusia 0–59 bulan untuk klasifikasi status gizi dan menemukan pola serupa di mana prediksi model cenderung condong ke kelas mayoritas pada kondisi distribusi yang tidak seimbang [8]. Sementara itu, Mirantika et al. mengembangkan model deteksi dini risiko stunting menggunakan Naive Bayes dengan 3.155 data dan pembagian 50% training serta 50% testing, dengan lima variabel prediktor yang turut menyertakan variabel asupan nutrisi [9]. Dibandingkan dengan penelitian tersebut, penelitian ini menggunakan data uji yang lebih terbatas dari satu posyandu dengan empat variabel antropometri tanpa menyertakan variabel asupan nutrisi, yang kemungkinan menjadi salah satu faktor pembatas capaian akurasi. Perbedaan ini mengindikasikan bahwa penambahan variabel prediktor yang lebih beragam serta perluasan cakupan data lintas posyandu berpotensi meningkatkan performa model secara signifikan.

Sejumlah keterbatasan teknis juga perlu diakui secara eksplisit. Model yang dikembangkan tidak melalui proses *cross-validation*, sehingga estimasi performa yang diperoleh belum sepenuhnya mencerminkan kemampuan generalisasi model secara statistik. Di samping itu, tidak dilakukan uji *usability* terhadap kader posyandu sebagai pengguna akhir, sehingga tingkat kemudahan penggunaan sistem belum terukur secara empiris. Keterbatasan cakupan data pada satu lokasi posyandu juga berimplikasi pada potensi model yang tidak dapat digeneralisasi ke posyandu lain dengan karakteristik populasi berbeda. Pada penelitian selanjutnya, penerapan *cross-validation*, teknik penyeimbangan kelas seperti *Synthetic Minority Oversampling Technique* (SMOTE), pengujian *usability* terhadap kader, serta perbandingan dengan algoritma lain seperti *Decision Tree*, *Random Forest*, atau *Support Vector Machine* layak dipertimbangkan guna menghasilkan sistem yang

lebih *robust* dan siap diadopsi secara lebih luas. Terlepas dari keterbatasan tersebut, integrasi sistem informasi posyandu digital dengan metode Gaussian Naive Bayes terbukti dapat menjadi pendekatan yang layak dalam mendukung deteksi dini stunting dan pengelolaan data kesehatan balita secara lebih efektif di tingkat komunitas.

5. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem informasi posyandu digital berbasis website yang terintegrasi dengan metode Gaussian Naive Bayes sebagai solusi atas permasalahan pengelolaan data balita dan keterbatasan proses deteksi dini stunting secara manual di Posyandu Lelede 2, Desa Lelede. Sistem yang dibangun menggunakan framework Laravel dan basis data MySQL mampu menjalankan empat fungsi utama secara terstruktur, yaitu pencatatan data balita, dokumentasi kunjungan posyandu, klasifikasi status stunting berdasarkan data antropometri, serta penyusunan laporan digital. Ketersediaan fungsi tersebut menunjukkan bahwa sistem dapat mendukung proses pengelolaan data balita secara lebih efisien dibandingkan dengan pencatatan konvensional. Penerapan Gaussian Naive Bayes dengan menggunakan atribut usia, berat badan, tinggi badan, dan jenis kelamin menghasilkan akurasi sebesar 82,31% berdasarkan pengujian confusion matrix terhadap 164 data uji. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model mampu mengidentifikasi pola antropometri balita dengan tingkat ketepatan yang memadai untuk mendukung proses deteksi dini stunting. Meskipun demikian, hasil evaluasi pada setiap kelas menunjukkan bahwa kelas stunting masih memperoleh F1-score sebesar 55,32%, lebih rendah dibandingkan kelas lainnya. Kondisi tersebut mengindikasikan bahwa ketidakseimbangan distribusi data masih memengaruhi kemampuan model dalam mengenali kelas minoritas. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya perlu mempertimbangkan penambahan data pada kelas stunting, penerapan teknik penyeimbangan kelas, perluasan dataset dari beberapa posyandu, serta perbandingan dengan algoritma lain seperti Decision Tree, Random Forest, dan Support Vector Machine. Secara keseluruhan, penelitian ini membuktikan bahwa integrasi sistem informasi posyandu dengan metode Gaussian Naive Bayes dapat diterapkan secara praktis untuk mendukung pemantauan status gizi dan pengelolaan data kesehatan balita secara lebih cepat, sistematis, dan terstruktur di tingkat komunitas.

Referensi

- [1] F. Nusu, E. Rachman, and J. Kadir, "Peran Kader Pos Pelayanan Terpadu (Posyandu) dalam Meningkatkan Kesehatan Ibu dan Anak di Desa," *Jurnal Agama, Sosial, dan Budaya*, vol. 8, no. 3, pp. 646–659, 2025.
- [2] Muslimin and L. Mursyidah, "The Role of Posyandu Cadres in Reducing Stunting in the Community," *Indonesian Journal of Cultural and Community Development*, vol. 15, no. 3, 2024. <https://doi.org/10.21070/ijccd.v15i3.1117>
- [3] A. S. Hibatulloh and U. Zaky, "Aplikasi Deteksi Dini Stunting pada Balita Menggunakan Klasifikasi Tinggi Badan terhadap Umur Berdasarkan Z-Score World Health Organization," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 9, no. 6, pp. 1563–1572, 2025. <https://doi.org/10.36040/jati.v9i6.15632>
- [4] S. F. Moreng, "Sistem Informasi Pencatatan Data Posyandu Berbasis Web Studi Kasus: Puskesmas Tobelo," Skripsi S1, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Kristen Duta Wacana, Yogyakarta, 2024.
- [5] D. S. Dwiyantri and M. A. Saptari, "Perancangan Sistem Informasi Status Gizi Balita (Stunting) di UPTD Puskesmas Muara Satu dan Muara Dua Menggunakan Metode Naïve Bayes Classification dan K-Nearest Neighbor Berbasis Web," *SISFO: Jurnal Ilmiah Sistem Informasi*, vol. 7, no. 2, pp. 89–102, 2023. <https://doi.org/10.29103/sisfo.v7i2.14626>
- [6] A. Mulyanto and A. F. Shobirin, "Implementasi Waterfall pada Perancangan Sistem Informasi Pelayanan Posyandu Berbasis Web di Posyandu Dusun Karajan Jayakarta Kota Kabupaten Karawang," *Jurnal Informatika SIMANTIK*, vol. 9, no. 3, pp. 245–258, 2023. <https://simantik-panca-sakti.ac.id/index.php/simantik/article/view/94>
- [7] S. Lestari, A. P. Ramadhan, S. P. Wibowo, and N. Marthy, "Implementasi Sistem Informasi Perkembangan Balita Berbasis Website di Posyandu Melati RW 2 Kelurahan Munjul," *Devote: Jurnal Pengabdian Masyarakat Global*, vol. 4, no. 2, pp. 156–169, 2025. <https://doi.org/10.55681/devote.v4i2.4113>

-
- [8] M. I. Abas et al., "Penerapan Algoritma Naive Bayes untuk Sistem Klasifikasi Status Gizi Bayi Balita," *Bulletin of Computer Science Research*, vol. 5, no. 5, pp. 1249–1260, 2025. <https://doi.org/10.47065/bulletincsr.v5i5.508>
 - [9] N. Mirantika, R. Trisudarmo, and T. S. Syamfithriani, "Implementation of Naive Bayes Algorithm for Early Detection of Stunting Risk," *Journal of Applied Informatics and Computing*, vol. 9, no. 2, pp. 356–363, 2025. <https://doi.org/10.30871/jaic.v9i2.9144>
 - [10] H. N. Rahman et al., *Cegah Stunting sebagai Upaya Wujudkan Generasi Emas*. Pekalongan: NEM., 2023. ISBN: 9786231151650.
 - [11] I. P. Sari, D. Setiawan, and D. W. Marwan, "Sosialisasi Pelaksanaan Posyandu Melalui Transformasi Digital Kesehatan Menggunakan Aplikasi Mobile Posyandu Q," *Jurnal Abdidias*, vol. 3, no. 5, pp. 678–689, 2022. <https://doi.org/10.31004/abdidias.v3i5.691>
 - [12] K. E. Sembiring, Z. Indra, and D. Y. Niska, "Penerapan Algoritma Naive Bayes untuk Mengklasifikasikan Stunting pada Anak Balita Berbasis Web di Puskesmas Mayor Umar Damanik Kota Tanjungbalai," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 8, no. 6, pp. 1195–1206, 2024. <https://doi.org/10.36040/jati.v8i6.11953>
 - [13] R. Uliyanti and E. Maiyana, "Perancangan Sistem Informasi Manajemen Posyandu Balita Berbasis Web di Desa Marsawa Menggunakan Laravel," *Jurnal Sutasoma*, vol. 3, no. 2, pp. 98–112, 2025. <https://doi.org/10.58878/sutasoma.v3i2.384>
 - [14] Y. S. Rahayu, Y. Saputra, and D. Irawan, "Implementasi Metode Waterfall pada Pengembangan Sistem Informasi Mobile E-Disarpus," *Zona: Jurnal Sistem Informasi*, vol. 6, no. 2, pp. 145–158, 2024. <https://doi.org/10.31849/zn.v6i2.20538>
 - [15] D. D. Purwanto and E. S. Honggara, "Klasifikasi Kategori Hasil Perhitungan Indeks Standar Pencemaran Udara dengan Gaussian Naïve Bayes (Studi Kasus: ISPU DKI Jakarta 2020)," *Journal of Intelligent Systems and Computation*, vol. 4, no. 2, pp. 67–78, 2022. <https://doi.org/10.52985/insyst.v4i2.259>
 - [16] B. T. Wicaksana, R. A. A. Ningtias, and T. Wijayanti, "Sistem Informasi Skrining Risiko Kesehatan Ibu Hamil (Sikomil) Berbasis Web (Studi Kasus di UPT Puskesmas Sukorejo Kota Blitar)," *Tugas Akhir, Universitas Islam Indonesia, Yogyakarta*, 2022.