



Implementasi Algoritma LightGBM untuk Prediksi Status Gizi Bayi dan Balita di Desa Doko Kabupaten Kediri

Muhammad Thoriqulhaq^{1*}, Mohammad Idhom¹, dan Kartika Maulida Hindrayani¹

Sitasi: Thoriqulhaq, Muhammad; Idhom, Mohammad; Hindrayani, Kartika Maulida. (2025). Implementasi Algoritma LightGBM untuk Prediksi Status Gizi Bayi dan Balita di Desa Doko Kabupaten Kediri. J-TETA: Jurnal Teknik Terapan, V(4) N(2), hlm. 65-73

¹ Jurusan Sains Data, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pembangunan Nasional "Veteran" Jawa Timur

* thoriqulhaq03@gmail.com

Abstract: The issue of nutritional status among infants and toddlers remains a serious concern in Indonesia, particularly in rural areas. Doko Village was chosen as the research location due to its significant challenges in child health. This study aims to develop a nutritional status prediction model based on the LightGBM algorithm, capable of processing anthropometric data to classify nutritional categories such as "Underweight", "Normal", and "Overweight". Using an 80:20 training-to-testing data ratio, the model achieved 97% accuracy and a 94% F1-score. In addition to building the prediction model, this study also developed an interactive web application using Streamlit, and compared its results with the conventional WHO AnthroPlus method. The results indicate that LightGBM offers advantages in terms of speed, flexibility, and predictive accuracy based on local data.

Keywords: Infants and toddlers, LightGBM, Nutrition prediction, Nutritional status, Posyandu.

Abstrak: Masalah status gizi bayi dan balita masih menjadi perhatian serius di Indonesia, khususnya di daerah pedesaan. Desa Doko dipilih sebagai lokasi penelitian karena memiliki tantangan besar dalam hal kesehatan anak. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model prediksi status gizi berbasis algoritma LightGBM yang mampu mengolah data antropometri untuk menghasilkan klasifikasi status gizi "Kurang", "Normal", dan "Lebih". Dengan rasio data latih dan uji 80:20, model mencapai akurasi 97% dan F1-score 94%. Selain membangun model prediksi, penelitian ini juga mengembangkan aplikasi web interaktif menggunakan Streamlit, serta membandingkan hasilnya dengan metode konvensional WHO AnthroPlus. Hasil menunjukkan bahwa LightGBM memberikan keunggulan dalam kecepatan, fleksibilitas, dan akurasi prediksi berbasis data lokal.

Kata kunci: Bayi dan balita, LightGBM, Posyandu, Prediksi gizi, Status gizi.



Copyright: © 2025 oleh para penulis.
Karya ini dilisensikan di bawah Creative Commons Attribution-Share Alike 4.0 International License.
(<https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>).

1. Pendahuluan

Bangsa Indonesia tengah menghadapi tantangan besar dalam bidang kesehatan anak, khususnya terkait status gizi. Stunting merupakan salah satu masalah gizi kronis yang paling umum terjadi pada bayi dan balita, ditandai dengan kondisi gagal tumbuh akibat kekurangan gizi dalam jangka panjang, infeksi berulang, serta kurangnya stimulasi psikologis [1]. Berdasarkan laporan Kementerian Kesehatan Republik Indonesia (Kemenkes RI) dan UNICEF, prevalensi stunting di Indonesia mencapai 29,6% pada tahun 2017, menempatkan Indonesia di posisi kelima dunia dengan jumlah anak penderita stunting terbanyak [2].

Berbagai upaya telah dilakukan oleh pemerintah melalui program seperti Program Indonesia Sehat dengan Pendekatan Keluarga (PIS-PK) dan Gerakan Nasional Percepatan Gizi. Namun, tantangan seperti keterbatasan infrastruktur di daerah terpencil serta dampak pandemi COVID-19 masih menjadi hambatan signifikan [2]. Salah satu institusi yang memiliki peran strategis dalam pemantauan tumbuh kembang anak adalah Posyandu. Posyandu memberikan layanan seperti pengukuran berat badan, tinggi badan, pemberian imunisasi, hingga makanan tambahan bagi balita [3]. Namun, sebagian besar kegiatan di Posyandu masih dilakukan secara manual, menyulitkan kader dalam mengelola dan menganalisis data secara efisien [4].

Permasalahan status gizi juga tidak hanya disebabkan oleh kekurangan asupan makanan bergizi, tetapi juga oleh faktor-faktor lain seperti berat badan lahir rendah (BBLR), prematuritas, infeksi berulang, dan tidak optimalnya pemberian ASI serta MPASI [5]. Sebuah studi menunjukkan bahwa bayi dengan riwayat BBLR memiliki risiko lebih tinggi mengalami stunting dibanding bayi dengan berat lahir normal [6]. Selain itu, tingkat pendidikan dan pengetahuan ibu mengenai pemberian makanan bayi dan anak (PMBA) terbukti berkorelasi dengan status gizi anak [7]. Di sisi lain, status ekonomi keluarga juga menjadi faktor determinan penting yang memengaruhi kualitas gizi anak [8].

Kondisi-kondisi tersebut menegaskan perlunya inovasi dalam pemantauan dan klasifikasi status gizi anak. Salah satu pendekatan yang relevan dalam konteks ini adalah pemanfaatan teknologi machine learning. Salah satu algoritma yang menunjukkan kinerja tinggi dalam klasifikasi data numerik adalah Light Gradient Boosting Machine (LightGBM). Algoritma ini mampu mengatasi masalah data tidak seimbang, cepat dalam pelatihan, dan akurat dalam prediksi [9].

Penelitian oleh Azahra dan Kartikasari [10] menunjukkan bahwa LightGBM berhasil mengklasifikasikan status stunting balita dengan akurasi mencapai 97%. Model ini sangat sesuai untuk diterapkan pada data antropometri seperti berat badan, tinggi badan, dan usia anak. Studi serupa oleh Syam et al. [13] juga memperkuat efektivitas algoritma ini, di mana LightGBM digunakan untuk mengklasifikasikan status imunisasi Hepatitis B (HB-0) pada balita dan menunjukkan kinerja sebanding dengan Random Forest. Selain itu, Ivanoti et al. [14] memanfaatkan LightGBM dalam pengembangan sistem pendukung keputusan untuk prediksi cuti karyawan, membuktikan fleksibilitas algoritma ini dalam menangani berbagai jenis data klasifikasi. Toharudin et al. [12] juga membandingkan LightGBM dengan algoritma boosting lain seperti AdaBoost dan CatBoost, dan menemukan bahwa LightGBM menawarkan keunggulan dalam klasifikasi data tidak seimbang dengan efisiensi waktu pelatihan yang lebih baik.

Rangkaian penelitian tersebut menunjukkan bahwa LightGBM merupakan algoritma yang solid dan dapat diandalkan dalam berbagai konteks klasifikasi, khususnya untuk data tabular seperti antropometri balita. Hal ini memperkuat dasar pemilihan algoritma ini dalam penelitian ini sebagai model utama untuk mengklasifikasikan status gizi anak.

Untuk meningkatkan kecepatan dan ketepatan klasifikasi status gizi di lapangan, dibutuhkan sistem prediksi yang mudah digunakan oleh kader Posyandu. Penelitian ini bertujuan untuk membangun model klasifikasi status gizi balita berbasis algoritma LightGBM dan mengimplementasikannya ke dalam aplikasi web interaktif. Model ini dirancang menggunakan data lokal dari Desa Doko, Kecamatan Ngasem, Kabupaten Kediri—sebuah wilayah percontohan dalam program percepatan penanganan stunting. Program-program seperti “Srikandi Biru”, “Centing”, dan kolaborasi komunitas “Garpu Gaspol” telah dilaksanakan secara aktif di desa ini sebagai bagian dari upaya pemantauan keluarga berisiko [3].

Dengan pendekatan ini, diharapkan sistem yang dikembangkan dapat membantu kader Posyandu dalam mengklasifikasikan status gizi secara otomatis, akurat, dan efisien. Sistem ini juga diharapkan dapat menjadi alternatif kontekstual dan fleksibel dibanding metode konvensional seperti WHO AnthroPlus [11], serta menjadi bagian dari transformasi digital pelayanan kesehatan di tingkat desa.

2. Bahan dan Metode

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model prediksi status gizi bayi dan balita menggunakan pendekatan pembelajaran mesin, khususnya algoritma LightGBM, yang diimplementasikan ke dalam aplikasi web berbasis Streamlit. Pada bab ini dijelaskan secara rinci bahan dan metode yang digunakan selama proses penelitian, mulai dari sumber data, alat bantu yang digunakan, tahapan pengolahan data, hingga evaluasi kinerja model. Pemaparan disusun agar penelitian ini dapat direplikasi oleh peneliti lain dengan kondisi serupa, serta untuk mendukung transparansi data dan kode sumber yang digunakan.

2.1 Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode pengembangan sistem klasifikasi status gizi berbasis algoritma Light Gradient Boosting Machine (LightGBM). Tujuannya adalah membangun model prediksi status gizi bayi dan balita berdasarkan data antropometri, yang kemudian diimplementasikan dalam bentuk aplikasi web

interaktif menggunakan Streamlit. Penelitian dilakukan dalam beberapa tahap: pengumpulan data, pra-pemrosesan data, pelatihan model, evaluasi model, dan pembuatan antarmuka aplikasi.

2.2 Lokasi dan Waktu Penelitian

Penelitian dilaksanakan di Desa Doko, Kecamatan Ngasem, Kabupaten Kediri, yang merupakan salah satu wilayah percontohan dalam program percepatan penanganan stunting. Data diperoleh selama rentang waktu bulan Juni tahun 2024 hingga bulan Maret tahun 2025 melalui kegiatan Posyandu yang melibatkan pengukuran antropometri balita secara berkala.

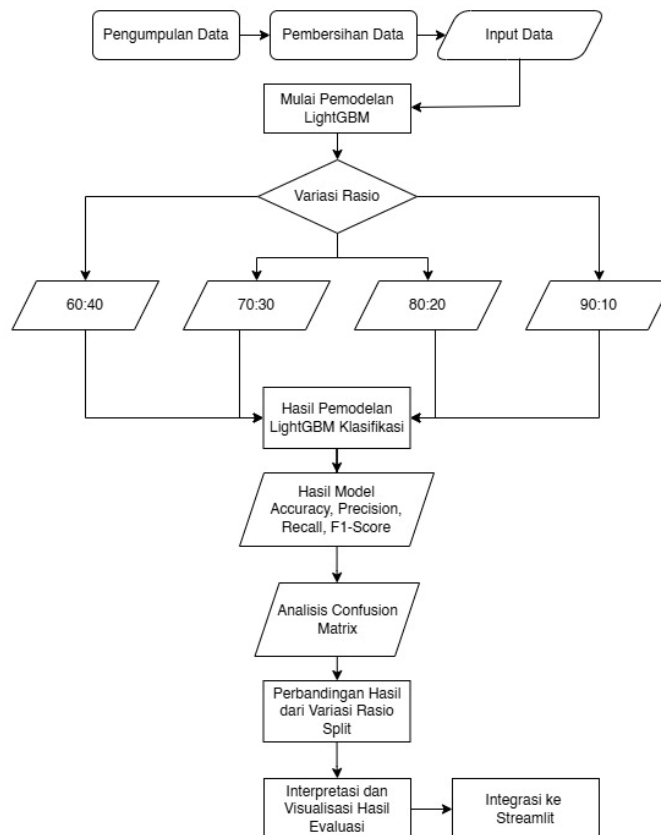
2.3 Bahan dan Peralatan

Data yang digunakan merupakan data sekunder dari Posyandu, yang mencakup usia anak dalam bulan, berat badan (kg), dan tinggi badan (cm). Data ini bersifat anonim dan telah diseleksi untuk menghindari informasi sensitif. Peralatan yang digunakan dalam penelitian ini meliputi:

- Perangkat keras: laptop dengan spesifikasi minimal Intel i5 dan RAM 8GB
- Perangkat lunak:
 - Python 3.9
 - Streamlit
 - LightGBM
 - Pandas, NumPy, Scikit-learn
 - Jupyter Notebook untuk pelatihan model
 - VSCode untuk pengembangan aplikasi

2.4 Prosedur Penelitian

Tahapan penelitian dilakukan secara berurutan sebagai berikut:



Gambar 1. Diagram Alur Penelitian

1. Pra-pemrosesan Data

Data dibersihkan dari nilai kosong (missing values) dan dilakukan encoding variabel jika diperlukan. Kemudian dilakukan normalisasi data untuk memastikan keseragaman skala antar fitur.

2. Pembagian Dataset

Dataset dibagi menjadi data latih dan data uji dengan rasio 80:20. Beberapa pengujian juga dilakukan dengan rasio lain (seperti 70:30 dan 90:10) untuk melihat konsistensi model.

3. Pelatihan Model LightGBM

Model dilatih menggunakan parameter:

- learning_rate: 0.1
- n_estimators: 100
- max_depth: 5
- min_data_in_leaf: 20
- objective: multiclass

4. Evaluasi Model

Model diuji menggunakan data uji dan dievaluasi menggunakan metrik akurasi, precision, recall, F1-score, serta visualisasi confusion matrix.

5. Pengembangan Aplikasi Web

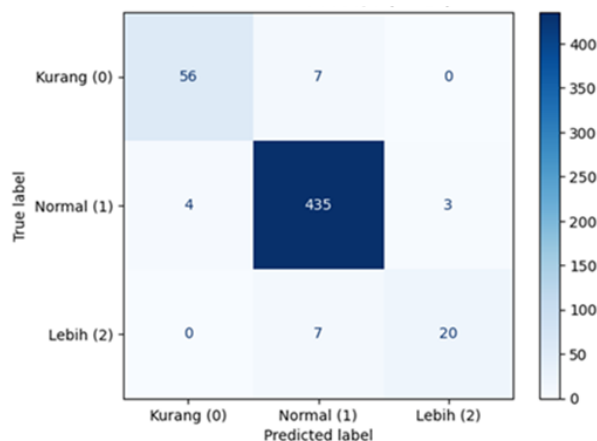
Model LightGBM yang telah dilatih disimpan dalam bentuk .pkl dan diintegrasikan dalam aplikasi Streamlit. Aplikasi dirancang untuk menerima input manual dari pengguna dan menampilkan hasil prediksi secara langsung.

2.5 Alat Evaluasi

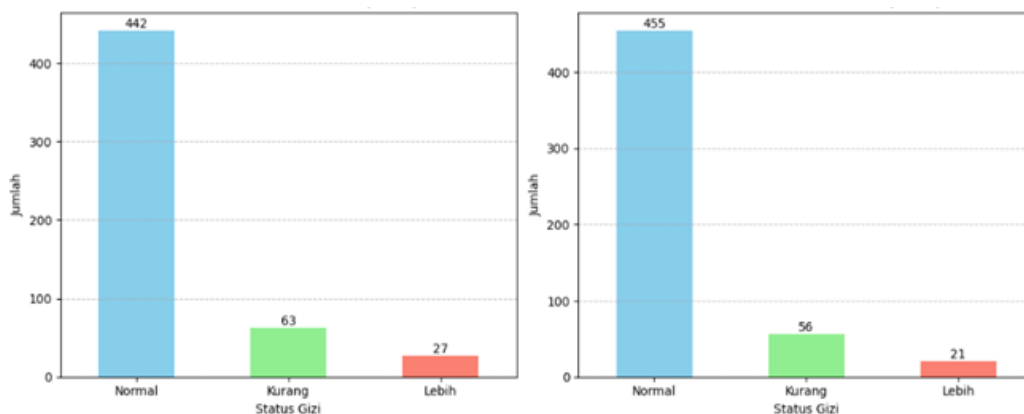
Evaluasi performa model dilakukan menggunakan beberapa metrik klasifikasi:

- Akurasi (Accuracy): jumlah prediksi benar dibandingkan total data
- Presisi (Precision): ketepatan prediksi per kelas
- Recall: kemampuan model mendeteksi semua data positif per kelas
- F1-Score: keseimbangan antara precision dan recall

Model juga dianalisis menggunakan confusion matrix untuk melihat distribusi prediksi antar kelas (Kurang, Normal, Lebih) terhadap label asli.



Gambar 2. Confusion Matrix



Gambar 3. Hasil: (a) Distribusi Status Gizi Aktual, dan (b) Distribusi Prediksi Status Gizi

2.6 Etika Penelitian

Penelitian ini menggunakan data sekunder dari Posyandu yang telah dianonimkan. Tidak ada intervensi langsung terhadap manusia atau pengumpulan data sensitif. Oleh karena itu, penelitian ini tidak memerlukan persetujuan etik formal dari komite etik medis, namun tetap mengikuti prinsip kehati-hatian dan menjaga kerahasiaan data.

2.7 Ketersediaan Data dan Kode

Dataset yang digunakan bersumber dari catatan pertumbuhan Posyandu Desa Doko dan tidak dapat dibuka secara publik karena memuat data lokal yang bersifat terbatas. Namun, peneliti bersedia memberikan data secara selektif untuk keperluan akademik melalui permintaan pribadi.

Kode aplikasi Streamlit dan model LightGBM dapat diberikan kepada pembaca yang memerlukan untuk replikasi atau pengembangan lebih lanjut. Permintaan dapat diajukan langsung kepada penulis melalui email.

3. Hasil

Bagian ini menyajikan hasil dari proses pelatihan dan pengujian model prediksi status gizi bayi dan balita menggunakan algoritma LightGBM. Data yang digunakan telah melalui tahap pra-pemrosesan dan dibagi menjadi data latih dan data uji. Hasil pengujian disajikan dalam bentuk matrik evaluasi seperti akurasi dan F1-score, serta visualisasi confusion matrix dan fitur penting. Hasil implementasi ke dalam aplikasi web berbasis Streamlit juga ditampilkan sebagai bentuk pemanfaatan akhir dari model yang dikembangkan.

Seluruh hasil disampaikan secara kuantitatif dan objektif tanpa interpretasi mendalam, karena pembahasan terhadap temuan akan dijelaskan pada Bab 4.

3.1 Pre-pemrosesan dan Pembagian Data

Data yang digunakan terdiri dari 532 baris dengan tiga fitur utama: usia (bulan), berat badan (kg), dan tinggi badan (cm), serta satu label target berupa status gizi yang dikategorikan ke dalam tiga kelas: Kurang (0), Normal (1), dan Lebih (2). Setelah dilakukan pembersihan data dan penghapusan nilai kosong, dataset dibagi menggunakan rasio 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian.

3.2 Hasil Pelatihan Model LightGBM

Model LightGBM dilatih menggunakan parameter default yang dimodifikasi, antara lain: `learning_rate` = 0.1, `n_estimators` = 100, dan `max_depth` = 5. Proses pelatihan dilakukan secara bertahap dan menunjukkan konvergensi yang baik tanpa overfitting signifikan.

Setelah pelatihan selesai, model diuji menggunakan data uji. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan status gizi dengan cukup akurat pada distribusi kelas yang tidak seimbang.

3.3 Evaluasi Kinerja Model

Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan metrik akurasi dan F1-score. Model LightGBM menghasilkan akurasi sebesar:

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{jumlah Prediksi benar}}{\text{Jumlah total data}} = \frac{517}{532} = 0.971 \quad (1)$$

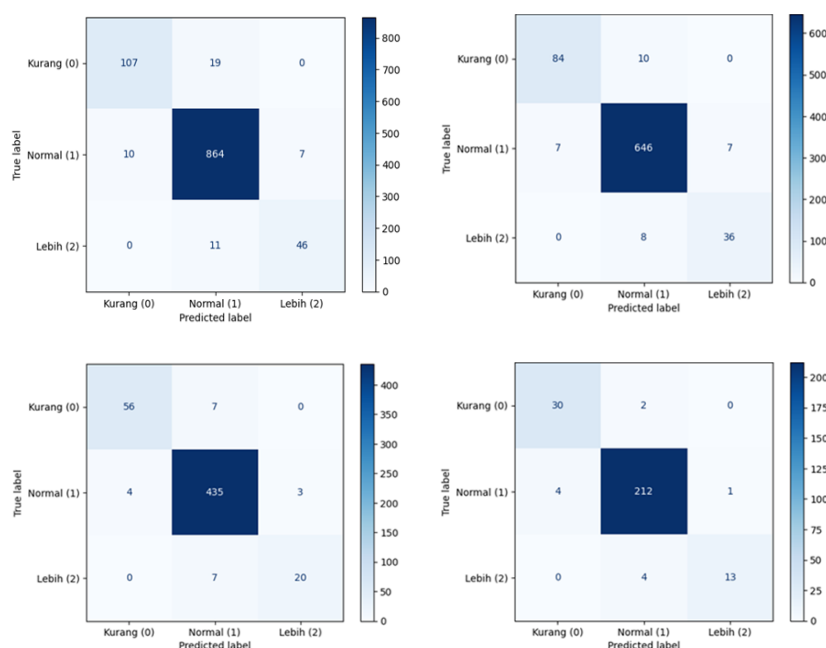
Selain itu, nilai rata-rata F1-score yang diperoleh adalah:

$$F1 - \text{score rata - rata} = \frac{2 \times (\text{Precision} \times \text{Recall})}{\text{Precision} + \text{Recall}} = 0.94 \quad (2)$$

Confusion matrix juga digunakan untuk melihat performa model per kelas. Model dapat memisahkan kelas "Normal" dengan sangat baik, dan hanya sedikit terjadi misclass antara kelas "Kurang" dan "Normal".

Tabel 1. Hasil Evaluasi Kinerja Model

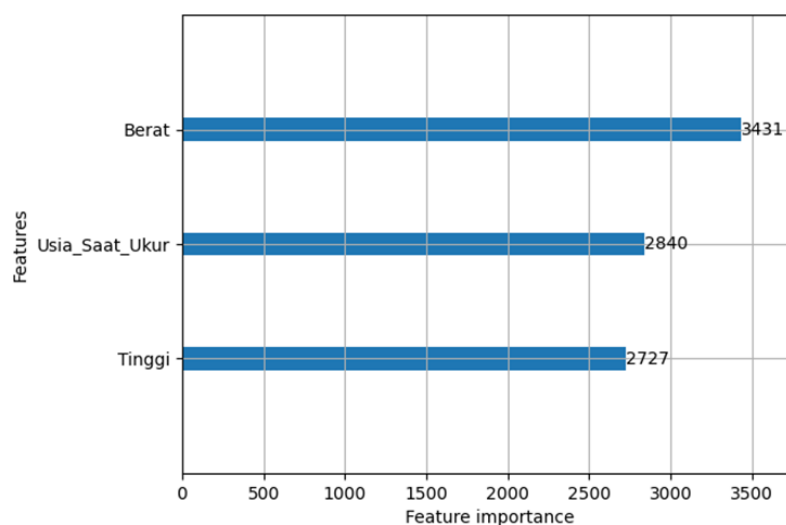
Metrik	Nilai (%)
Akurasi	97.00
Presisi	94.87
Recall	93.55
F1-Score	94.00



Gambar 4. Confusion Matrix (a) 60:40, (b) 70:30, (c) 80:20, dan (d) 90:10

3.4 Visualisasi Fitur Penting

LightGBM secara otomatis menghitung nilai kepentingan (feature importance) dari setiap fitur input berdasarkan kontribusinya dalam proses pemisahan data pada setiap cabang pohon keputusan. Visualisasi ini digunakan untuk memahami fitur mana yang paling dominan dalam menentukan prediksi klasifikasi status gizi.



Gambar 5. Visualisasi Fitur Penting

Gambar 5. menunjukkan hasil visualisasi feature importance yang dihasilkan oleh model LightGBM. Dari grafik tersebut, dapat dilihat bahwa fitur "Berat" memiliki skor tertinggi yaitu 3431, yang menunjukkan bahwa variabel ini memberikan kontribusi terbesar dalam proses prediksi. Fitur ini diikuti oleh "Usia Saat Ukur" dengan skor 2840, dan "Tinggi" dengan skor 2727.

Hasil ini sesuai dengan prinsip dasar antropometri status gizi BB/U (Berat Badan menurut Umur), di mana berat badan dan usia anak merupakan indikator utama dalam menentukan apakah anak mengalami gizi kurang, normal, atau lebih. Informasi ini dapat digunakan oleh tenaga kesehatan sebagai acuan untuk fokus pada fitur yang paling relevan ketika melakukan penilaian gizi, serta untuk mengembangkan strategi intervensi yang lebih efektif berdasarkan variabel yang paling mempengaruhi status gizi.

3.5 Implementasi dalam Aplikasi Web

Model LightGBM yang telah dilatih kemudian diintegrasikan ke dalam aplikasi web berbasis Streamlit. Aplikasi ini menerima input berupa usia, berat, dan tinggi badan anak, kemudian menampilkan hasil klasifikasi status gizi secara langsung kepada pengguna.

Gambar 6. Tampilan Aplikasi Web

Gambar 7. Hasil Prediksi Berat dan Tinggi

Aplikasi telah diuji secara lokal dan online menggunakan browser modern, dan dapat berjalan dengan responsif pada perangkat laptop dan ponsel. Aplikasi juga menampilkan hasil klasifikasi dalam bahasa yang mudah dipahami oleh pengguna umum, seperti “Status Gizi: Normal”.

4. Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model LightGBM mampu memberikan prediksi status gizi bayi dan balita dengan akurasi tinggi, mencapai 97% dan F1-score sebesar 94%. Hal ini menunjukkan bahwa metode pembelajaran

mesin, khususnya algoritma boosting seperti LightGBM, sangat potensial untuk diterapkan dalam klasifikasi data antropometri, yang bersifat numerik dan terstruktur. Hasil ini mendukung temuan pada penelitian sebelumnya yang menyatakan bahwa LightGBM unggul dalam hal efisiensi, kecepatan, dan akurasi dibandingkan metode lain seperti Random Forest atau Decision Tree [7], [13].

Visualisasi confusion matrix dalam penelitian ini menunjukkan bahwa sebagian besar prediksi model berada pada kelas yang tepat, terutama untuk kategori "Normal". Namun, masih terdapat sedikit kesalahan klasifikasi antara kelas "Kurang" dan "Normal". Hal ini dapat disebabkan oleh nilai z-score pada batas antara dua kategori yang sangat berdekatan. Studi lain juga menemukan bahwa ambang batas z-score yang ketat dapat menyebabkan potensi kesalahan klasifikasi meskipun perbedaan tersebut tidak signifikan secara klinis. Oleh karena itu, dalam praktik lapangan, hasil klasifikasi oleh model sebaiknya dikonfirmasi kembali oleh tenaga kesehatan, khususnya jika hasilnya berada dekat dengan batas kategori.

Hasil feature importance yang ditampilkan oleh model LightGBM menunjukkan bahwa fitur berat badan menjadi penentu paling signifikan dalam klasifikasi status gizi, diikuti oleh usia saat ukur dan tinggi badan. Hal ini sejalan dengan prinsip dasar penilaian status gizi anak berdasarkan indikator Berat Badan menurut Umur (BB/U), yang umum digunakan dalam standar antropometri nasional [9]. Oleh karena itu, hasil ini mengindikasikan bahwa algoritma LightGBM telah berhasil mengenali pola sesuai dengan dasar teori antropometri yang berlaku secara global.

Dalam hal implementasi, aplikasi berbasis web yang dikembangkan menggunakan Streamlit berhasil mengintegrasikan model prediksi ke dalam sistem antarmuka yang ramah pengguna. Aplikasi ini memungkinkan kader Posyandu atau orang tua untuk menginput data usia, berat, dan tinggi badan anak secara mandiri dan menerima hasil prediksi dalam hitungan detik. Implementasi ini diharapkan dapat membantu proses skrining awal secara cepat dan efisien, khususnya di wilayah pedesaan seperti Desa Doko. Inovasi seperti ini sejalan dengan arahan transformasi digital sektor kesehatan yang dicanangkan oleh pemerintah dan lembaga terkait [12].

Namun, terdapat beberapa keterbatasan pada penelitian ini. Pertama, data yang digunakan hanya berasal dari satu wilayah, sehingga model belum diuji untuk generalisasi ke populasi yang lebih luas. Kedua, fitur yang digunakan terbatas pada data antropometri dasar tanpa mempertimbangkan faktor eksternal seperti riwayat kesehatan, imunisasi, atau status sosial ekonomi. Ketiga, aplikasi masih bersifat prototipe dan belum terintegrasi secara langsung dengan sistem informasi kesehatan desa atau puskesmas.

Sebagai usulan pengembangan ke depan, penelitian ini dapat diperluas dengan menambahkan variabel tambahan seperti status imunisasi, pemberian ASI, dan kondisi lingkungan keluarga. Selain itu, aplikasi web yang telah dibangun dapat diintegrasikan ke dalam sistem e-Posyandu atau platform kesehatan desa berbasis cloud, sehingga dapat digunakan secara real-time dalam kegiatan pemantauan tumbuh kembang anak.

5. Kesimpulan

Penelitian ini bertujuan untuk membangun model klasifikasi status gizi bayi dan balita menggunakan algoritma LightGBM, serta mengimplementasikannya dalam bentuk aplikasi berbasis web. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model yang dibangun mampu mengklasifikasikan status gizi dengan akurasi tinggi mencapai 97% dan F1-score sebesar 94%. Model ini mengandalkan data antropometri berupa usia, berat badan, dan tinggi badan, dengan fitur berat badan menjadi indikator yang paling berpengaruh dalam proses prediksi. Evaluasi menggunakan confusion matrix memperlihatkan bahwa prediksi model cukup stabil, terutama pada kategori "Normal".

Selain keberhasilan dalam pengembangan model, aplikasi web yang dibangun menggunakan Streamlit terbukti efektif dalam menyajikan hasil klasifikasi dengan antarmuka yang mudah diakses oleh pengguna. Aplikasi ini berpotensi digunakan oleh kader Posyandu maupun orang tua dalam pemantauan status gizi anak secara mandiri. Dengan kata lain, sistem ini dapat menjadi salah satu solusi inovatif dalam mendukung kegiatan skrining dini gizi anak di tingkat desa.

Referensi

- [1] A. Subayu, "Penerapan Metode K-Means untuk Analisis Stunting Gizi pada Balita: Systematic Review," *Jurnal Sains, Nalar, dan Aplikasi Teknologi Informasi*, pp. 42–50, 2022. World Health Organization, *World Health Statistics 2017*, Geneva: WHO, 2017.
- [2] E. A. Setiono, "Kejar Target Satu Digit, Mbak Cicha Pantau Program Percepatan Penurunan Stunting," *Jatim Times*, 2024. [Online]. Available: <https://jatimtimes.com/baca/269251/20220707/192000/>.
- [3] F. Duran, F. Wijaya, Y. R. Hulu, M. Harahap, and A. Prabowo, "Perbandingan Kinerja Algoritma Random Forest Classifier dan LightGBM Classifier untuk Prediksi Penyakit Jantung," *Data Sciences Indonesia*, pp. 98–103, 2023.

-
- [4] F. Hafid, A. Ansar, N. Nasrul, K. Ramadhan, and A. Ardiansyah, "Prevalence and Determinants Stunting Among Children Under Two Years in Indonesian District," *Poltekita: Jurnal Ilmu Kesehatan*, vol. 16, no. 4, pp. 553–563, 2023.
 - [5] G. S. Azahra and M. D. Kartikasari, "Child Stunting Classification using the LightGBM Method: A Case Study in the Rowosari District of Kendal, Central Java," *Journal of Mathematics, Computations and Statistics*, vol. 8, no. 1, pp. 102–113, 2025.
 - [6] I. Aristiyani, "Dampak Status Ekonomi pada Status Gizi Balita," *Jurnal Keperawatan Widya Gantari Indonesia*, 2023.
 - [7] Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, *Peraturan Menteri Kesehatan Republik Indonesia Nomor 2 Tahun 2020 tentang Standar Antropometri Anak*, Jakarta: Kemenkes RI, 2020.
 - [8] M. T. Utami and E. N. Widiyaningsih, "Status Berat Badan Lahir Rendah dengan Kejadian Stunting pada Balita di Desa Sukadadi, Lampung," *Ilmu Gizi Indonesia*, pp. 95–104, 2023.
 - [9] R. R. Tanuwijaya, W. P. S. T. Djati, and S. Manggabarani, "Hubungan Pengetahuan Pemberian Makanan Bayi dan Anak (PMBA) Ibu terhadap Status Gizi pada Balita," *Jurnal Dunia Gizi*, pp. 74–79, 2020.
 - [10] S. Helmyati et al., "Monitoring Continuity of Maternal and Child Health Services, Indonesia," *Bulletin of the World Health Organization*, vol. 100, no. 2, p. 144, 2021.
 - [11] U. A. Syam, I. Irdyanti, I. Magfirrah, B. Sartono, and A. R. Firdawanti, "Evaluasi Kinerja Model Random Forest dan LightGBM untuk Klasifikasi Status Imunisasi Hepatitis B (HB-0) pada Balita," *Euler: Jurnal Ilmiah Matematika, Sains dan Teknologi*, vol. 13, no. 1, pp. 1–8, 2025.
 - [12] T. Toharudin et al., "Boosting Algorithm to Handle Unbalanced Classification of PM 2.5 Concentration Levels by Observing Meteorological Parameters in Jakarta-Indonesia Using AdaBoost, XGBoost, CatBoost, and LightGBM," *IEEE Access*, vol. 11, pp. 35680–35696, 2023.
 - [13] V. I. Ivanoti, G. Triyono, and D. P. Utami, "Decision Support System for Predicting Employee Leave Using the Light Gradient Boosting Machine (LightGBM) and K-Means Algorithm," *Jurnal Teknik Informatika (JUTIF)*, pp. 657–667, 2023.
 - [14] W. M. P. Duhita, "Clustering Menggunakan Metode K-Means Untuk Menentukan Status Gizi Balita," *Jurnal Informatika*, pp. 160–174, 2015.