

**ANALISIS PERFORMA ALGORITMA MACHINE LEARNING
UNTUK KLASIFIKASI STATUS STUNTING PADA BALITA
SKRIPSI**

Diajukan untuk memenuhi salah satu syarat mencapai derajat Sarjana
S-1 Informatika



disusun oleh
AHMAD AROYANU STAIFEN
22.11.4784

Kepada

**FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA
YOGYAKARTA
2026**

**ANALISIS PERFORMA ALGORITMA MACHINE LEARNING
UNTUK KLASIFIKASI STATUS STUNTING PADA BALITA
SKRIPSI**

untuk memenuhi salah satu syarat mencapai derajat Sarjana
S-1 Informatika



disusun oleh
AHMAD AROYANU STAIFEN
22.11.4784

Kepada

**FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA
YOGYAKARTA
2026**

HALAMAN PERSETUJUAN

SKRIPSI

**ANALISIS PERFORMA ALGORITMA MACHINE LEARNING
UNTUK KLASIFIKASI STATUS STUNTING PADA BALITA**

yang disusun dan diajukan oleh

Ahmad Aroyanu Staifen

22.11.4784

telah disetujui oleh Dosen Pembimbing Skripsi
pada tanggal 18 Mei 2026

Dosen Pembimbing,



Majid Rahardi, S.Kom., M.Eng

NIK. 190302393

HALAMAN PENGESAHAN

SKRIPSI

ANALISIS PERFORMA ALGORITMA MACHINE LEARNING
UNTUK KLASIFIKASI STATUS STUNTING PADA BALITA

yang disusun dan diajukan oleh

Ahmad Aroyanu Staifen

22.11.4784

Telah dipertahankan di depan Dewan Penguji
pada tanggal 18 Mei 2026

Susunan Dewan Penguji

Nama Penguji

Tanda Tangan

Dr. Sri Ngudi Wahyuni, S.T., M.Kom.
NIK. 190302060

Nafiatun Sholihah, S.Kom., M.Cs.
NIK. 190302524

Majid Rahardi, S.Kom., M.Eng.
NIK. 190302393

Skrripsi ini telah diterima sebagai salah satu persyaratan
untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer
Tanggal 18 Mei 2026

DEKAN FAKULTAS ILMU KOMPUTER



Prof. Dr. Kusriani, M.Kom.
NIK. 190302106

HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI

Yang bertandatangan di bawah ini,

Nama mahasiswa : Ahmad Aroyanu Staifen
NIM : 22.11.4784

Menyatakan bahwa Skripsi dengan judul berikut:

**ANALISIS PERFORMA ALGORITMA MACHINE LEARNING UNTUK
KLASIFIKASI STATUS STUNTING PADA BALITA**

Dosen Pembimbing : Majid Rahardi, S.Kom., M.Eng

1. Karya tulis ini adalah benar-benar ASLI dan BELUM PERNAH diajukan untuk mendapatkan gelar akademik, baik di Universitas AMIKOM Yogyakarta maupun di Perguruan Tinggi lainnya.
2. Karya tulis ini merupakan gagasan, rumusan dan penelitian SAYA sendiri, tanpa bantuan pihak lain kecuali arahan dari Dosen Pembimbing.
3. Dalam karya tulis ini tidak terdapat karya atau pendapat orang lain, kecuali secara tertulis dengan jelas dicantumkan sebagai acuan dalam naskah dengan disebutkan nama pengarang dan disebutkan dalam Daftar Pustaka pada karya tulis ini.
4. Perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian ini sepenuhnya menjadi tanggung jawab SAYA, bukan tanggung jawab Universitas AMIKOM Yogyakarta.
5. Pernyataan ini SAYA buat dengan sesungguhnya, apabila di kemudian hari terdapat penyimpangan dan ketidakbenaran dalam pernyataan ini, maka SAYA bersedia menerima SANKSI AKADEMIK dengan pencabutan gelar yang sudah diperoleh, serta sanksi lainnya sesuai dengan norma yang berlaku di Perguruan Tinggi.

Yogyakarta, 18 Mei 2026

Yang Menyatakan,



Ahmad Aroyanu Staifen

HALAMAN PERSEMBAHAN

Skripsi ini dipersembahkan kepada kedua orang tua yang telah memberikan doa, dukungan, dan kasih sayang yang tiada henti selama penulis menempuh pendidikan. Kepada seluruh keluarga besar yang senantiasa memberikan semangat dan motivasi. Kepada para dosen pembimbing dan penguji yang telah memberikan arahan dan bimbingan selama proses penulisan skripsi ini. Serta kepada seluruh rekan mahasiswa Informatika Universitas AMIKOM Yogyakarta angkatan 2022 yang telah berjuang bersama.

KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah SWT atas rahmat, hidayah, dan karunia-Nya sehingga skripsi yang berjudul "Analisis Performa Algoritma Machine Learning untuk Klasifikasi Status Stunting pada Balita" dapat diselesaikan dengan baik.

Skripsi ini disusun sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer (S.Kom.) pada Program Studi S-1 Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas AMIKOM Yogyakarta. Penulis menyadari bahwa penyelesaian skripsi ini tidak terlepas dari bantuan, bimbingan, dan dukungan berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis menyampaikan ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Prof. Dr. Kusriani, M.Kom., selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer Universitas AMIKOM Yogyakarta.
2. Majid Rahardi, S.Kom., M.Eng., selaku Dosen Pembimbing yang telah memberikan bimbingan, arahan, dan masukan selama proses penulisan skripsi ini.
3. Seluruh Dosen dan Staf Fakultas Ilmu Komputer Universitas AMIKOM Yogyakarta yang telah memberikan ilmu dan pelayanan terbaik selama perkuliahan.
4. Kedua orang tua dan seluruh keluarga yang telah memberikan dukungan moral dan material selama penulis menempuh studi.
5. Seluruh rekan mahasiswa yang telah memberikan semangat dan dukungan selama proses penyusunan skripsi ini.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari sempurna. Oleh karena itu, saran dan kritik yang membangun sangat penulis harapkan demi perbaikan di masa mendatang. Semoga skripsi ini dapat memberikan manfaat bagi pembaca dan perkembangan ilmu pengetahuan.

Yogyakarta, 18 Mei 2026

Penulis.

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
HALAMAN PERSETUJUAN	ii
HALAMAN PENGESAHAN	iii
HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI	iv
HALAMAN PERSEMBAHAN	v
KATA PENGANTAR	vi
DAFTAR ISI	vii
DAFTAR TABEL	viii
DAFTAR GAMBAR	ix
DAFTAR LAMPIRAN	x
DAFTAR LAMBANG DAN SINGKATAN	xi
DAFTAR ISTILAH	xii
INTISARI	xiii
ABSTRACT	xiv
 BAB I PENDAHULUAN	 1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	2
1.3 Batasan Masalah	3
1.4 Tujuan Penelitian	4
1.5 Manfaat Penelitian	4
1.6 Sistematika Penulisan	4
 BAB II TINJAUAN PUSTAKA	 6
2.1 Studi Literatur	6
2.2 Dasar Teori	11
2.2.1 Stunting	11
2.2.2 Machine Learning	11
2.2.3 Klasifikasi	11
2.2.4 Ensemble Learning	11
2.2.5 Decision Tree	12
2.2.6 Random Forest	13
2.2.7 XGBoost	13
2.2.8 LightGBM	14
2.2.9 CatBoost	14
2.2.10 Preprocessing Data	14
2.2.11 Hyperparameter Tuning dan Cross-Validation	15
2.2.12 Evaluasi Model	15
2.2.13 Uji Signifikansi Statistik (McNemar's Test)	16
2.2.14 Analisis Error	17
2.2.15 Analisis Stabilitas Performa Cross-Validation	17
 BAB III METODE PENELITIAN	 18

3.1 Objek Penelitian	18
3.2 Alur Penelitian	19
3.2.1 Pengumpulan Data	20
3.2.2 Pemuatan dan Eksplorasi Data	20
3.2.3 Pembersihan Data	20
3.2.4 Transformasi Label dan Encoding Fitur	20
3.2.5 Persiapan Fitur dan Pembagian Data	21
3.2.6 Analisis Data Eksploratif	21
3.2.7 Pelatihan Model	21
3.2.8 Hyperparameter Tuning	22
3.2.9 Cross-Validation	22
3.2.10 Evaluasi Model	22
3.2.11 Analisis Perbandingan Model	23
3.2.12 Analisis Feature Importance	23
3.2.13 Uji Signifikansi Statistik Antar Model (McNemar's Test)	23
3.2.14 Analisis Error (Error Analysis)	24
3.2.15 Analisis Stabilitas Performa Cross-Validation	24
3.2.16 Penentuan Model Terbaik	25
3.3 Alat dan Bahan	25
3.3.1 Data Penelitian	25
3.3.2 Alat / Instrumen	25
3.3.3 Bahan Penelitian	27
3.3.4 Rancangan Pipeline Penelitian	27
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	28
4.1 Pengumpulan Data	28
4.2 Preprocessing Data	28
4.3 Analisis Data Eksploratif	34
4.4 Pelatihan Model dan Hyperparameter Tuning	39
4.5 Cross-Validation	43
4.6 Evaluasi Model	46
4.7 Analisis Perbandingan Model	53
4.8 Analisis Feature Importance	61
4.9 Uji Signifikansi Statistik Antar Model (McNemar's Test)	62
4.10 Analisis Error (Error Analysis)	64
4.11 Analisis Stabilitas Performa Cross-Validation	70
4.12 Pembahasan	72
BAB V PENUTUP	79
5.1 Kesimpulan	79
5.2 Saran	80
REFERENSI	83

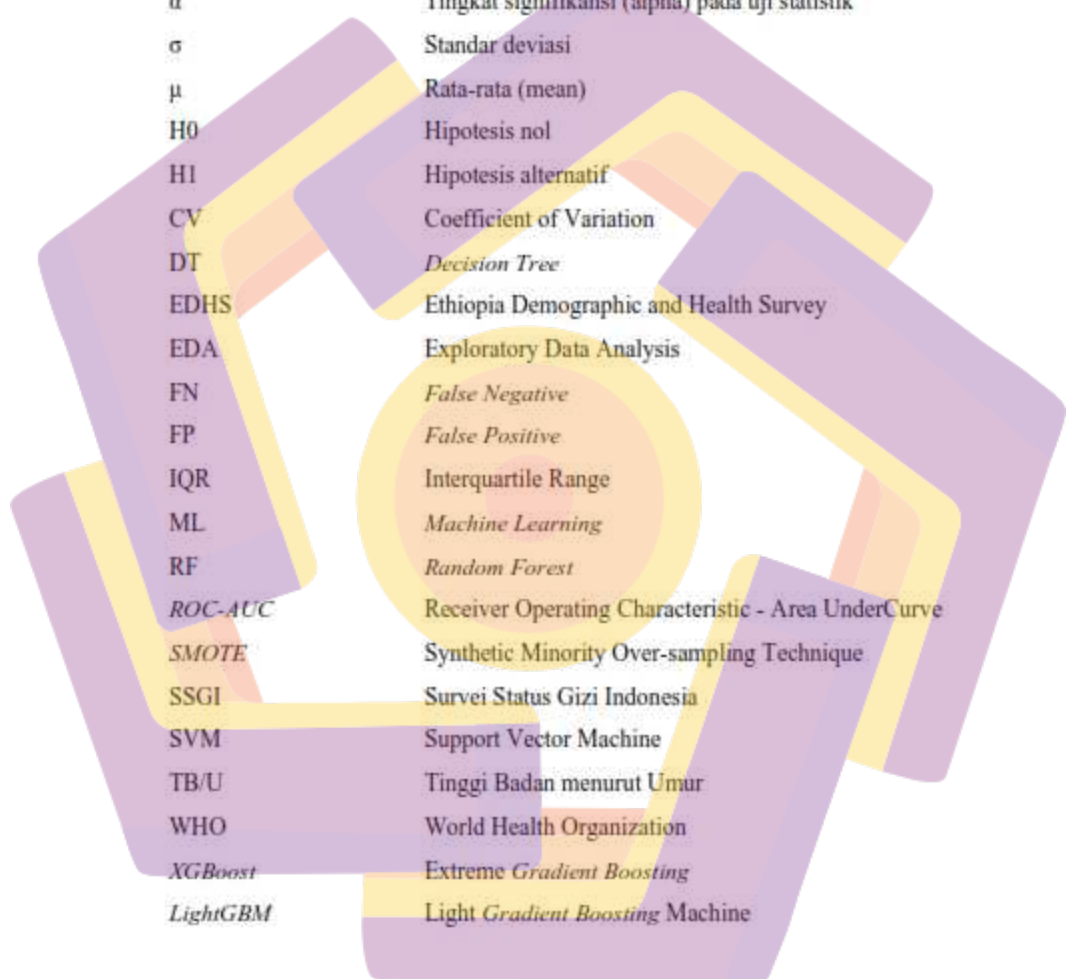
DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Keaslian Penelitian	8
Tabel 4.1 Struktur Dataset Awal	28
Tabel 4.2 Statistik Deskriptif Atribut Numerik	29
Tabel 4.3 Distribusi Kelas Status Gizi (Sebelum Transformasi)	30
Tabel 4.4 Hasil Pembersihan Data	31
Tabel 4.5 Pemetaan Label Biner	32
Tabel 4.6 Distribusi Kelas Biner	32
Tabel 4.7 Pembagian Data Latih dan Data Uji	33
Tabel 4.8 Grid Hyperparameter Tuning Decision Tree	40
Tabel 4.9 Grid Hyperparameter Tuning Random Forest	40
Tabel 4.10 Grid Hyperparameter Tuning XGBoost	41
Tabel 4.11 Grid Hyperparameter Tuning LightGBM	41
Tabel 4.12 Grid Hyperparameter Tuning CatBoost	42
Tabel 4.13 Hasil 10-Fold Stratified Cross-Validation	43
Tabel 4.14 Hasil Evaluasi Decision Tree pada Data Uji	46
Tabel 4.15 Confusion Matrix Decision Tree	46
Tabel 4.16 Hasil Evaluasi Random Forest pada Data Uji	48
Tabel 4.17 Confusion Matrix Random Forest	48
Tabel 4.18 Hasil Evaluasi XGBoost pada Data Uji	49
Tabel 4.19 Confusion Matrix XGBoost	50
Tabel 4.20 Hasil Evaluasi LightGBM pada Data Uji	51
Tabel 4.21 Confusion Matrix LightGBM	51
Tabel 4.22 Hasil Evaluasi CatBoost pada Data Uji	53
Tabel 4.23 Confusion Matrix CatBoost	53
Tabel 4.24 Perbandingan Performa Kelima Model	55
Tabel 4.25 Peringkat Model Berdasarkan Weighted F1-Score	55
Tabel 4.26 Peringkat Feature Importance pada Setiap Model	62
Tabel 4.27 Hasil Uji McNemar's Test Antar Model pada Data Uji	64
Tabel 4.28 Ringkasan Jenis Kesalahan Prediksi per Model	66
Tabel 4.29 Statistik Fitur pada Sampel yang Diklasifikasikan Benar vs Salah	66
Tabel 4.30 Hasil Analisis Stabilitas Cross-Validation Kelima Model	72

DAFTAR GAMBAR

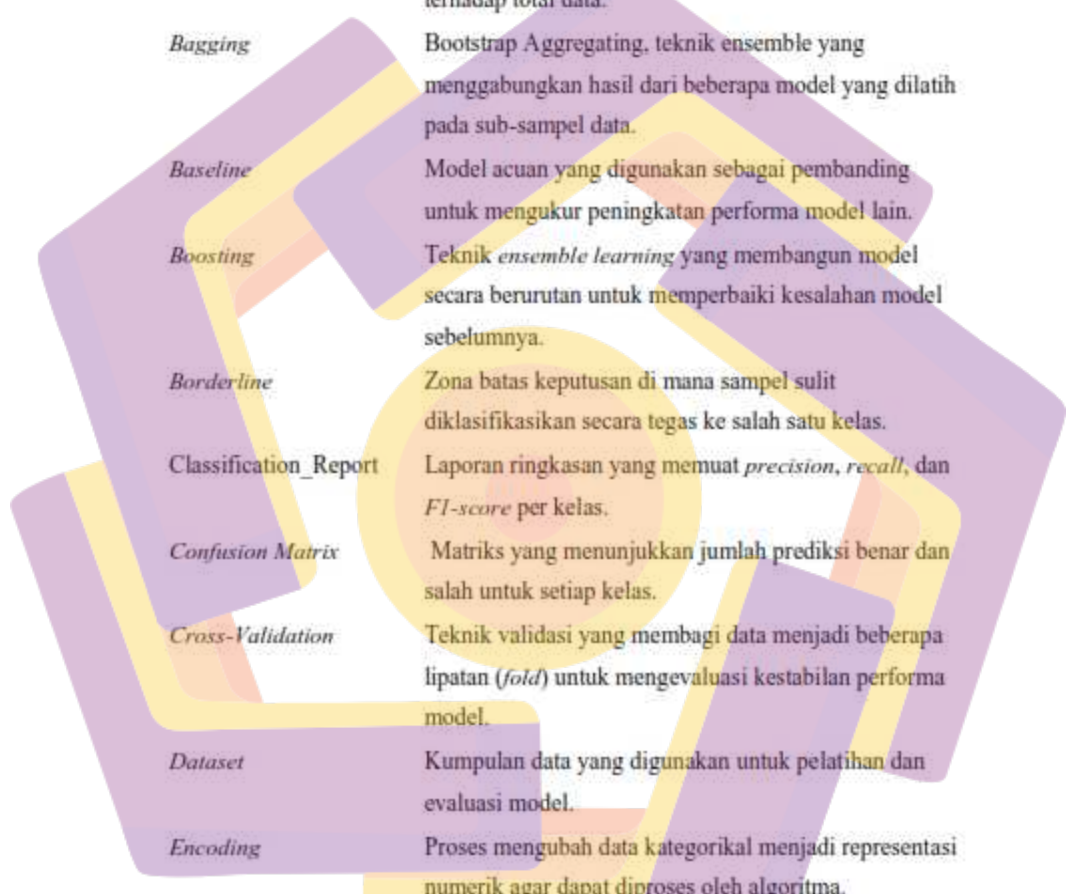
Gambar 3.1 Alur Penelitian	19
Gambar 4.1 Ringkasan Data Awal (Data Overview)	31
Gambar 4.2 Analisis Penghapusan Data Duplikat	31
Gambar 4.3 Distribusi Kelas Biner (Tidak Stunting vs Stunting)	33
Gambar 4.4 Visualisasi Pembagian Data dengan Diagram Lingkaran	34
Gambar 4.5 Visualisasi Pembagian Data dengan Diagram Batang	34
Gambar 4.6 Distribusi Fitur Numerik (Umur dan Tinggi Badan)	35
Gambar 4.7 Distribusi Tinggi Badan per Status Gizi	36
Gambar 4.8 Distribusi Umur per Status Gizi	36
Gambar 4.9 Distribusi Jenis Kelamin berdasarkan Status Gizi	37
Gambar 4.10 Heatmap Korelasi Antarvariabel Numerik	38
Gambar 4.11 Deteksi Outlier Menggunakan Metode IQR	39
Gambar 4.12 Perbandingan Hasil Akurasi Kelima Model	43
Gambar 4.13 Perbandingan Hasil Precision Kelima Model	44
Gambar 4.14 Perbandingan Hasil Recall Kelima Model	44
Gambar 4.15 Perbandingan Hasil F1-Score Kelima Model	45
Gambar 4.16 Confusion Matrix Decision Tree	47
Gambar 4.17 Confusion Matrix Random Forest	49
Gambar 4.18 Confusion Matrix XGBoost	50
Gambar 4.19 Confusion Matrix LightGBM	52
Gambar 4.20 Confusion Matrix CatBoost	54
Gambar 4.21 Perbandingan Metrik Kelima Model	56
Gambar 4.22 Perbandingan Confusion Matrix Kelima Model	57
Gambar 4.23 Perbandingan ROC Curve Kelima Model	58
Gambar 4.24 Perbandingan Precision-Recall Curve Kelima Model	59
Gambar 4.25 Perbandingan Semua Metrik dalam Diagram Batang	60
Gambar 4.26 Perbandingan Semua Metrik dalam Radar Chart	60
Gambar 4.27 Perbandingan Akurasi Kelima Model	61
Gambar 4.28 Perbandingan F1-Score Kelima Model	61
Gambar 4.29 Perbandingan Waktu Training Kelima Model	62
Gambar 4.30 Perbandingan Feature Importance Kelima Model	63
Gambar 4.31 Distribusi Umur pada Prediksi Benar vs Salah (Decision Tree dan Random Forest)	68
Gambar 4.32 Distribusi Umur pada Prediksi Benar vs Salah (XGBoost dan LightGBM)	68
Gambar 4.33 Distribusi Umur pada Prediksi Benar vs Salah (CatBoost)	69
Gambar 4.34 Distribusi Tinggi Badan pada Prediksi Benar vs Salah (Decision Tree dan Random Forest)	69
Gambar 4.35 Distribusi Tinggi Badan pada Prediksi Benar vs Salah (XGBoost dan LightGBM)	70
Gambar 4.36 Distribusi Tinggi Badan pada Prediksi Benar vs Salah (CatBoost)	70
Gambar 4.37 Perbandingan Standar Deviasi Cross-Validation antar Model	73

DAFTAR LAMBANG DAN SINGKATAN

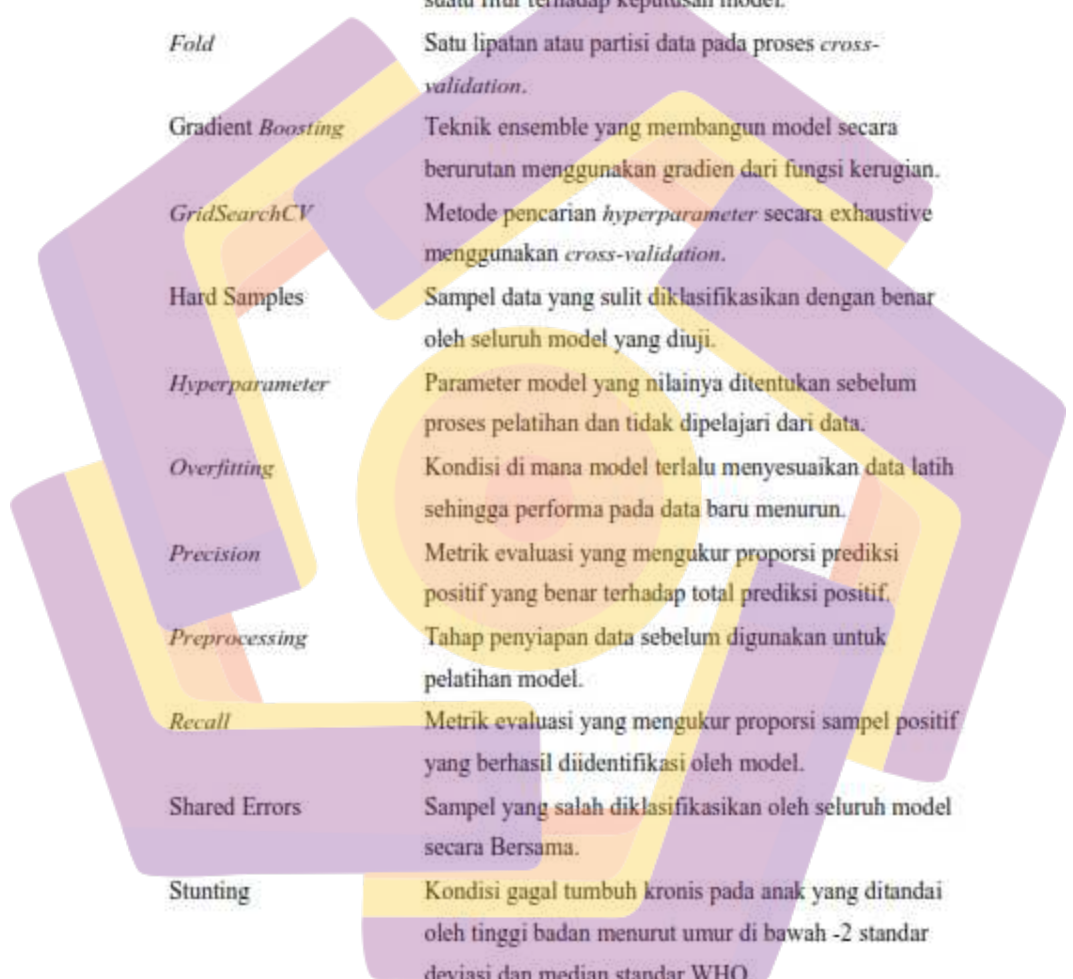


χ^2	Statistik uji chi-square pada <i>McNemar's</i> test
α	Tingkat signifikansi (<i>alpha</i>) pada uji statistik
σ	Standar deviasi
μ	Rata-rata (mean)
H0	Hipotesis nol
H1	Hipotesis alternatif
CV	Coefficient of Variation
DT	<i>Decision Tree</i>
EDHS	Ethiopia Demographic and Health Survey
EDA	Exploratory Data Analysis
FN	<i>False Negative</i>
FP	<i>False Positive</i>
IQR	Interquartile Range
ML	<i>Machine Learning</i>
RF	<i>Random Forest</i>
ROC-AUC	Receiver Operating Characteristic - Area UnderCurve
SMOTE	Synthetic Minority Over-sampling Technique
SSGI	Survei Status Gizi Indonesia
SVM	Support Vector Machine
TB/U	Tinggi Badan menurut Umur
WHO	World Health Organization
XGBoost	<i>Extreme Gradient Boosting</i>
LightGBM	<i>Light Gradient Boosting Machine</i>

DAFTAR ISTILAH



<i>Accuracy</i>	Metrik evaluasi yang mengukur proporsi prediksi benar terhadap total data.
<i>Bagging</i>	Bootstrap Aggregating, teknik ensemble yang menggabungkan hasil dari beberapa model yang dilatih pada sub-sampel data.
<i>Baseline</i>	Model acuan yang digunakan sebagai pembanding untuk mengukur peningkatan performa model lain.
<i>Boosting</i>	Teknik <i>ensemble learning</i> yang membangun model secara berurutan untuk memperbaiki kesalahan model sebelumnya.
<i>Borderline</i>	Zona batas keputusan di mana sampel sulit diklasifikasikan secara tegas ke salah satu kelas.
<i>Classification_Report</i>	Laporan ringkasan yang memuat <i>precision</i> , <i>recall</i> , dan <i>F1-score</i> per kelas.
<i>Confusion Matrix</i>	Matriks yang menunjukkan jumlah prediksi benar dan salah untuk setiap kelas.
<i>Cross-Validation</i>	Teknik validasi yang membagi data menjadi beberapa lipatan (<i>fold</i>) untuk mengevaluasi kestabilan performa model.
<i>Dataset</i>	Kumpulan data yang digunakan untuk pelatihan dan evaluasi model.
<i>Encoding</i>	Proses mengubah data kategorikal menjadi representasi numerik agar dapat diproses oleh algoritma.
<i>Ensemble Learning</i>	Pendekatan <i>machine learning</i> yang menggabungkan beberapa model untuk meningkatkan performa dan generalisasi.
<i>Error Rate</i>	Proporsi kesalahan prediksi terhadap total data uji.



Feature	Atribut atau variabel input yang digunakan oleh model untuk melakukan prediksi.
Feature Importance	Skor yang menunjukkan seberapa besar kontribusi suatu fitur terhadap keputusan model.
Fold	Satu lipatan atau partisi data pada proses <i>cross-validation</i> .
Gradient Boosting	Teknik ensemble yang membangun model secara berurutan menggunakan gradien dari fungsi kerugian.
GridSearchCV	Metode pencarian <i>hyperparameter</i> secara exhaustive menggunakan <i>cross-validation</i> .
Hard Samples	Sampel data yang sulit diklasifikasikan dengan benar oleh seluruh model yang diuji.
Hyperparameter	Parameter model yang nilainya ditentukan sebelum proses pelatihan dan tidak dipelajari dari data.
Overfitting	Kondisi di mana model terlalu menyesuaikan data latih sehingga performa pada data baru menurun.
Precision	Metrik evaluasi yang mengukur proporsi prediksi positif yang benar terhadap total prediksi positif.
Preprocessing	Tahap penyiapan data sebelum digunakan untuk pelatihan model.
Recall	Metrik evaluasi yang mengukur proporsi sampel positif yang berhasil diidentifikasi oleh model.
Shared Errors	Sampel yang salah diklasifikasikan oleh seluruh model secara Bersama.
Stunting	Kondisi gagal tumbuh kronis pada anak yang ditandai oleh tinggi badan menurut umur di bawah -2 standar deviasi dan median standar WHO.
Imputasi	Teknik pengisian data yang hilang (<i>missing value</i>) menggunakan nilai pengganti seperti median atau modus

Supervised_Learning

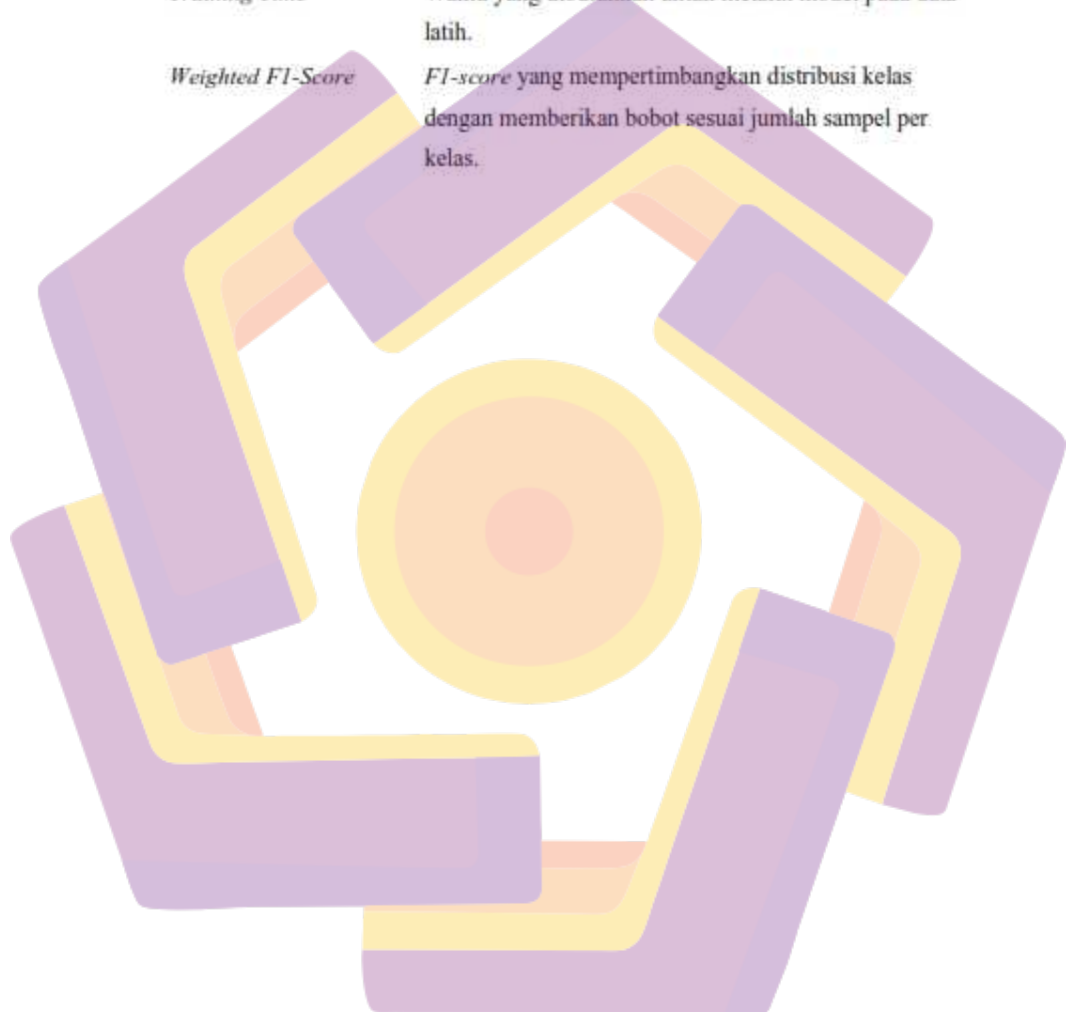
Paradigma *machine learning* di mana model dilatih menggunakan data berlabel.

Training Time

Waktu yang dibutuhkan untuk melatih model pada data latih.

Weighted F1-Score

F1-score yang mempertimbangkan distribusi kelas dengan memberikan bobot sesuai jumlah sampel per kelas.



INTISARI

Stunting merupakan gangguan pertumbuhan kronis pada balita akibat kurang gizi berkepanjangan yang berdampak serius terhadap kemampuan kognitif dan produktivitas anak di masa depan. Masalah ini seringkali terlambat dideteksi karena keterbatasan alat bantu diagnosis yang presisi, sehingga diperlukan pendekatan teknologi cerdas untuk membantu deteksi dini status gizi balita secara cepat dan akurat.

Penelitian ini menerapkan metode *Ensemble Learning* untuk mengklasifikasikan status stunting secara biner menggunakan lima algoritma, yaitu *Decision Tree* sebagai *baseline*, *Random Forest*, *XGBoost*, *LightGBM*, dan *CatBoost*. Evaluasi kinerja dilakukan menggunakan *Stratified 10-Fold Cross-Validation* pada 39.425 data bersih dengan atribut jenis kelamin, umur, dan tinggi badan.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa seluruh algoritma memperoleh performa sangat tinggi: *Decision Tree* 99,62%, *Random Forest* 99,72%, *XGBoost* 99,67%, *LightGBM* 99,59%, dan *CatBoost* 99,67% (akurasi dan *F1-Score*). *Random Forest* menempati peringkat pertama berdasarkan *weighted F1-Score*, namun uji *McNemar's test* menunjukkan bahwa perbedaan antarmodel tidak signifikan secara statistik ($\alpha = 0,05$).

Tinggi badan dan umur terbukti sebagai indikator dominan pada seluruh model. Hasil penelitian ini dapat dimanfaatkan oleh instansi kesehatan, Puskesmas, dan kader Posyandu sebagai dasar sistem pendukung keputusan klinis untuk screening awal stunting secara massal dan efisien.

Kata Kunci: Stunting, *Machine Learning*, *Ensemble Learning*, Klasifikasi, *Random Forest*.

ABSTRACT

Stunting is a chronic growth disorder in toddlers caused by prolonged malnutrition that seriously affects cognitive ability and future productivity. This condition is often detected late due to the lack of precise diagnostic tools, necessitating an intelligent technological approach to enable early and accurate detection of toddler nutritional status.

This study applies Ensemble Learning methods to classify stunting status in a binary scheme using five algorithms: Decision Tree as a baseline, Random Forest, XGBoost, LightGBM, and CatBoost. Model performance was evaluated using Stratified 10-Fold Cross-Validation on 39,425 clean data records with gender, age, and height as features.

The results show that all algorithms achieved very high performance: Decision Tree 99.62%, Random Forest 99.72%, XGBoost 99.67%, LightGBM 99.59%, and CatBoost 99.67% (accuracy and F1-Score). Random Forest ranked first based on weighted F1-Score; however, McNemar's test indicated that the performance differences among models were not statistically significant ($\alpha = 0.05$).

Height and age were consistently identified as the dominant indicators across all models. These findings can be utilized by health institutions, community health centers, and Posyandu cadres as a foundation for clinical decision support systems for mass and efficient early stunting screening.

Keywords: Stunting, Machine Learning, Ensemble Learning, Classification, Random Forest .