

## KLASIFIKASI STUNTING PADA BALITA MENGGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE (STUDI KASUS : KABUPATEN MALAKA)

Desilia Luruk<sup>1</sup>, Meliana O. Meo<sup>2</sup>, Hasibun Asikin<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>STIKOM Uyelindo Kupang

[desilialuruk96@gmail.com](mailto:desilialuruk96@gmail.com)

### ABSTRAK

Stunting merupakan masalah gizi kronis yang masih menjadi tantangan kesehatan masyarakat, khususnya di Kabupaten Malaka. Tingginya angka stunting dipengaruhi oleh berbagai faktor seperti keterbatasan akses Pelayanan kesehatan, koitas gizi, serta kondisi sosial ekonomi masyarakat. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan status stunting pada balita menggunakan metode Support Vector Machine (SVM) guna menghasilkan model yang akurat dan efisien. Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari Dinas Kesehatan Kabupaten Malaka sebanyak 601 data balita, dengan variabel jenis kelamin, umur, berat badan, dan tinggi badan. Tahapan penelitian meliputi pra-proses data, pembagian data menjadi data latih dan data uji dengan perbandingan 80:20, serta pelatihan model menggunakan SVM kernel linear. Evaluasi model dilakukan menggunakan metode Stratified 5-Fold Cross Validation dan confusion matrix untuk memperoleh nilai accuracy, precision, recall, dan F1-score. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode SVM mampu mengklasifikasikan status stunting dengan performa yang baik. Nilai akurasi pada setiap fold menunjukkan hasil yang tinggi, dengan performa terbaik mencapai akurasi sebesar 95,80% dan F1-score sebesar 0,970. Hal ini menunjukkan bahwa model yang dibangun memiliki kemampuan yang baik dalam mengklasifikasikan status stunting pada balita. Dengan demikian, sistem yang dikembangkan dapat membantu dalam proses deteksi dini stunting secara cepat dan akurat.

**Kata Kunci:** Balita, Klasifikasi, Stunting, SVM.

### ABSTRACT

*Stunting is a chronic nutritional problem that remains a public health challenge, particularly in Malaka Regency. High stunting rates are influenced by various factors, such as limited access to health services, nutritional quality, and the socioeconomic conditions of the community. This study aims to classify stunting status in toddlers using the Support Vector Machine (SVM) method to produce an accurate and efficient model. The data used in this study were obtained from the Malaka Regency Health Office, comprising 601 records of infants, with variables including gender, age, weight, and height. The research stages included data preprocessing, splitting the data into training and test sets in an 80:20 ratio, and training the model using a linear kernel SVM. Model evaluation was conducted using the Stratified 5-Fold Cross-Validation method and a confusion matrix to obtain accuracy, precision, recall, and F1-score values. The results of*

*the study indicate that the SVM method is capable of classifying stunting status with good performance. The accuracy values in each fold showed high results, with the best performance reaching an accuracy of 95.80% and an F1-score of 0.970. This indicates that the developed model has a strong ability to classify stunting status in infants. Thus, the developed system can assist in the rapid and accurate early detection of stunting.*

**Keywords:** *Classification, Infants, Stunting, SVM.*

## A. PENDAHULUAN

Stunting merupakan kondisi gagal tumbuh pada anak yang disebabkan oleh kekurangan gizi kronis dalam jangka panjang, sehingga mengakibatkan pertumbuhan anak berada di bawah standar usianya dan berdampak pada perkembangan fisik maupun kemampuan belajar di masa depan. Berdasarkan penelitian (Atamou et al., 2023) stunting merupakan masalah gizi kronis pada balita yang diukur berdasarkan tinggi badan menurut umur (Height-for-Age Z-score < -2 SD) sesuai standar WHO, yang mencerminkan kekurangan gizi jangka panjang serta pengaruh lingkungan yang buruk sejak masa kehamilan hingga dua tahun pertama kehidupan. Dampak stunting bersifat jangka panjang dan multidimensi, meliputi terhambatnya pertumbuhan fisik, gangguan perkembangan kognitif, penurunan kemampuan belajar dan daya tahan tubuh, serta berkurangnya produktivitas ekonomi di masa depan. Di Indonesia, stunting masih menjadi tantangan utama dalam kesehatan masyarakat, di mana Badan Pusat Statistik (BPS) melaporkan bahwa pada tahun 2024 sekitar 4,48 juta balita mengalami stunting dengan prevalensi sebesar 19,8%, meskipun angka tersebut menunjukkan penurunan dibandingkan tahun 2023 yang mencapai 21,5% (SSGI, 2024).

Permasalahan stunting di Provinsi Nusa Tenggara Timur (NTT) masih menjadi isu serius, terlihat dari tingginya kasus stunting pada anak. Meskipun prevalensi stunting nasional menurun, angkanya masih tinggi di beberapa wilayah, terutama di kawasan timur Indonesia. Berdasarkan penelitian (Jati et al., 2024), prevalensi stunting di Provinsi Nusa Tenggara Timur (NTT) mencapai 37,9%, jauh di atas rata-rata nasional sebesar 21,6%. Hal ini menjadikan NTT sebagai salah satu provinsi dengan prevalensi stunting tertinggi di Indonesia. Kondisi tersebut dipengaruhi oleh berbagai faktor seperti keterbatasan akses terhadap layanan kesehatan, rendahnya tingkat pendidikan orang tua, kondisi ekonomi rumah tangga, pola asuh yang kurang tepat, serta akses pangan yang terbatas.

Kabupaten Malaka, merupakan salah satu daerah otonom baru di NTT, menghadapi tantangan serius dalam mengatasi masalah stunting. Faktor geografis berupa wilayah pedesaan yang terpencil dan sulit dijangkau menyebabkan distribusi pelayanan gizi dan kesehatan belum merata. Selain itu rendahnya pengetahuan ibu dan praktik pengasuhan yang tidak tepat memiliki hubungan signifikan terhadap meningkatnya angka stunting Kabupaten Malaka terdiri dari 12 kecamatan dengan Masalah stunting masih menjadi tantangan besar di daerah ini berdasarkan data hasil Elektronik Pencatatan dan Pelaporan Gizi Berbasis Masyarakat (e-PPGBM), Pada tahun 2022 tercatat 16.289 balita dengan 2.582 anak (15,9%) mengalami stunting, kemudian pada tahun 2023 jumlah balita menurun menjadi 15.502 dengan kasus stunting ikut turun menjadi 2.401 anak (15,5%), namun pada tahun 2024 meskipun jumlah balita kembali turun menjadi 15.111 anak, kasus stunting justru meningkat menjadi 2.433 anak (16,3%). Jika dilihat persebarannya, kecamatan dengan jumlah balita besar seperti Malaka Tengah, Malaka Barat, dan Kobalima menyumbang kasus stunting tertinggi, sedangkan kecamatan dengan jumlah balita lebih kecil seperti Io Kufe'u, Botin Leobebe, dan Laenmanen mencatat angka stunting lebih rendah. Di sisi lain, kecamatan seperti Weliman dan Malaka Timur relatif lebih banyak memiliki balita dengan status gizi normal. Kondisi ini menunjukkan bahwa meskipun ada upaya penurunan stunting, hasilnya belum merata di semua kecamatan, sehingga diperlukan intervensi yang lebih konsisten dan menyeluruh di seluruh desa dan kecamatan di Kabupaten Malaka.

Saat ini kemajuan dalam bidang kecerdasan buatan dan pembelajaran mesin (machine learning) menawarkan pendekatan baru untuk memahami dan memprediksi kasus stunting secara lebih efisien. Salah satu algoritma yang banyak digunakan dalam klasifikasi data kesehatan adalah Support Vector Machine (SVM). SVM merupakan algoritma pembelajaran terawasi yang berfungsi untuk menemukan garis pemisah terbaik (hyperplane) antara dua atau lebih kelas data. Keunggulan SVM adalah kemampuannya dalam menangani data berdimensi tinggi dan data yang tidak terpisah secara linier melalui fungsi kernel seperti Radial Basis Function (RBF), Polynomial, dan Sigmoid.

Beberapa penelitian menunjukkan bahwa SVM memberikan hasil yang cukup akurat dalam klasifikasi diantaranya penelitian yang dilakukan oleh (Ramon et al., 2022) dalam klasifikasi status gizi dengan menggunakan algoritma SVM menunjukkan kinerja yang baik dengan skor F1 0.865, akurasi 0.876, presisi 0.871, dan recall 0.876. Sementara

itu, penelitian yang dilakukan oleh (Wahyuni & Kusumodestoni, 2024) untuk mengklasifikasikan data status gizi dan memprediksi faktor risiko stunting, wasting, dan underweight pada anak, hasil penelitian menunjukkan bahwa kernel RBF memberikan performa terbaik dengan akurasi 92,65% dan AUC 0,926, sehingga membuktikan efektivitas SVM dalam mendeteksi stunting pada balita.

Berdasarkan kondisi tersebut, penelitian ini penting dilakukan untuk mengembangkan model klasifikasi stunting pada balita menggunakan algoritma SVM dengan menggunakan data lokal Kabupaten Malaka. Hasil penelitian ini diharapkan dapat membantu pemerintah daerah dalam memetakan risiko stunting secara lebih akurat serta menjadi dasar dalam pengambilan kebijakan intervensi gizi dan kesehatan anak secara tepat sasaran.

## B. METODE PENELITIAN

### Maching Learning

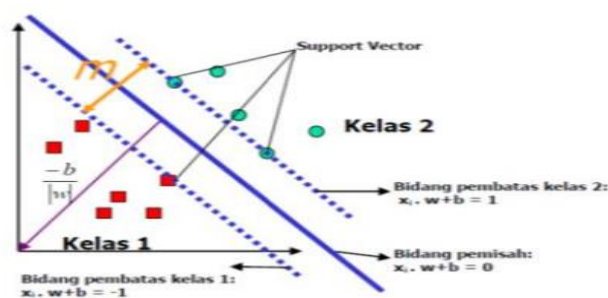
Pembelajaran mesin yaitu salah satu bagian dari kecerdasan buatan yang tujuannya adalah menggunakan mesin dengan cara yang memungkinkan mesin melakukan pekerjaannya dengan cerdas. Karena algoritma pembelajaran mesin memerlukan pengindeksan data, mereka harus terhubung ke database. Model pembelajaran mesin berkaitan erat dengan statistik komputer, dengan tujuan utamanya adalah menggunakan komputer untuk membuat prediksi (Rahayu et al., 2023). Pada era digital saat ini, *Machine Learning* (ML) menjadi komponen utama dalam berbagai inovasi dan perkembangan teknologi. Kemampuannya untuk memproses serta mempelajari data dalam jumlah besar telah membawa perubahan signifikan di berbagai sektor industri. Seperti dalam bidang kesehatan, ML dimanfaatkan untuk membantu proses diagnosis penyakit dengan cara yang lebih cepat dan akurat dibandingkan metode tradisional (Rahayu et al., 2023).

### Support Vector Machine (SVM)

Metode *Support Vector Machine* (SVM) adalah algoritma machine learning yang digunakan untuk klasifikasi dan regresi dengan mencari garis atau bidang pemisah terbaik (*hyperplane*) yang memiliki margin terbesar antara kelas sehingga pemisahan data menjadi optima. Menurut (Wahyuni & Kusumodestoni, 2024) *Metode Support Vector Machine* (SVM) salah satu teknik yang efektif dalam melakukan prediksi baik dalam

pengklasifikasian maupun regresi. Thorsten Joachim adalah salah satu yang pertama kali mengusulkan penggunaan algoritma SVM untuk klasifikasi teks dengan menggunakan bobot indeks term sebagai fitur. Penggunaan SVM dalam pembelajaran telah diperkenalkan sejak tahun 1992 oleh Boser, Guyon, dan Vapnik. SVM mampu menangani permasalahan baik yang bersifat linier maupun non-linear. *Support Vector Machine* (SVM) dipilih karena kemampuannya yang kuat dalam menangani data dengan margin yang jelas antara dua kelas. SVM sangat efektif dalam kasus-kasus di mana terdapat garis batas yang tegas antara kelompok data, seperti dalam klasifikasi (Nalatissifa et al., 2021).

*Hyperplane* optimal merupakan bidang pemisah yang terletak secara seimbang di antara dua kelompok data yang berasal dari kelas berbeda. Bidang ini diperoleh melalui proses pencarian margin maksimum di antara berbagai kemungkinan posisi hyperplane yang dapat dibentuk. Margin tersebut didefinisikan sebagai jarak minimum antara dua himpunan data dari masing-masing kelas. Besarnya margin ditentukan dengan menghitung jarak antara dua hyperplane pendukung yang merepresentasikan setiap kelas secara terpisah. Untuk memperoleh garis *hyperplane* yang paling optimal dalam memisahkan data ke dua buah kelas tersebut, maka digunakan perhitungan margin *hyperplane* dan menemukan titik maksimal (Husada & Paramita, 2021). Konsep kerja *Support Vector Machine* yaitu dengan mencari *hyperplane* atau garis pembatas paling optimal yang berfungsi untuk memisahkan dua kelas. Konsep kerja dari algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dapat dilihat pada gambar.



Gambar SEQ Gambar \\* ARABIC 1. *Hyperplane*

Gambar tersebut menunjukkan konsep dasar *Support Vector Machine* (SVM) yang berfungsi memisahkan dua kelas data (Kelas 1 dan Kelas 2) menggunakan *hyperplane*

optimal. Garis tengah biru merupakan bidang pemisah dengan persamaan  $(x_i \cdot w + b = 0)$ , sedangkan dua garis pembatas  $((x_i \cdot w + b = 1)$  dan  $(x_i \cdot w + b = -1))$  menunjukkan batas margin. Titik-titik terdekat dari masing-masing kelas disebut *support vector*, yang menentukan posisi *hyperplane*. SVM bekerja dengan memaksimalkan margin (m) agar pemisahan antar kelas menjadi paling optimal dan mampu melakukan generalisasi dengan baik.

$$(w \cdot x_i) + b = 0 \dots\dots\dots (2)$$

Di dalam data  $x_i$ , yang termasuk pada kelas -1 dapat dirumuskan seperti pada persamaan.

$$(w \cdot x_i + b) \leq 1, y_i = -1 \dots\dots\dots (3)$$

Sedangkan data  $x_i$  yang termasuk pada kelas +1 dapat dirumuskan seperti pada persamaan.

$$(w \cdot x_i + b) \geq 1, y_i = +1 \dots\dots\dots (4)$$

Keterangan:

$w$  : bobot yang menentukan arah garis pemisah

$x_i$  : data atau titik fitur ke-i

$b$  : bias, yang menggeser posisi garis pemisah dari titik asal.

$Y_1$  : kelas data ke i.

**SVM Linear**

SVM linier merupakan metode klasifikasi yang memisahkan data secara linear. Dalam kasus klasifikasi dengan SVM linier, data terdiri dari sekumpulan titik yang masing-masing memiliki label kelas positif atau negatif. Tujuan utama metode ini adalah mencari garis pemisah atau hyperplane yang dapat membedakan dua kelompok kelas secara optimal.

**SVM Non Linear**

Pada beberapa kasus data, untuk mengatasi hal tersebut, SVM dikembangkan dengan memanfaatkan fungsi kernel yang berfungsi memetakan data ke ruang dengan

dimensi yang lebih tinggi. Dengan demikian, data yang awalnya sulit dipisahkan secara linier dapat diklasifikasikan dengan lebih baik. Beberapa jenis kernel yang sering digunakan dalam SVM antara lain linear, polynomial, dan radial basis function (RBF).

**Confusion Matrix**

Dalam penerapan proses klasifikasi, hasil keluaran model *Support Vector Machine* (SVM) umumnya dievaluasi menggunakan metode *Confusion Matrix*. *Confusion Matrix* merupakan suatu metode yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja suatu model klasifikasi yang telah dihasilkan (Husada & Paramita, 2021). Pada confusion matrix, hasil kelas prediksi akan dibandingkan dengan kelas data yang sebenarnya . Hasil tersebut kemudian akan digunakan untuk menghitung nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f-score*. Dilihat pada tabel:

**Tabel 2. Confusion Matrix**

	Kelas Prediksi	
	Positif	Negatif
Positif	TP	TN
Negatif	FP	FN

Akurasi:

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \tag{5}$$

Presisi:

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \dots\dots\dots \tag{6}$$

Recall:

$$Recall = \frac{TP}{FP+FN} \dots\dots\dots \tag{7}$$

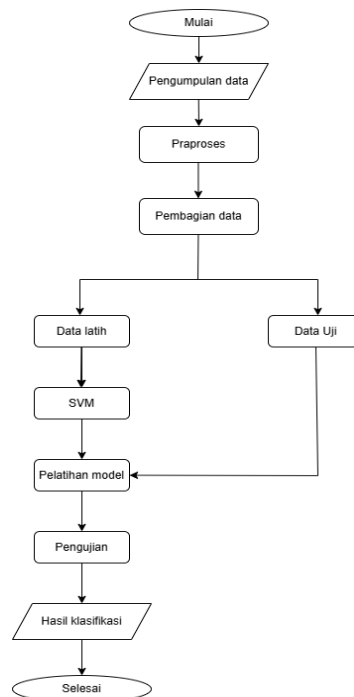
F1-Score:

$$F1-Score = 2 \times \frac{precision \times recall}{recall+precision} \times 100\% \tag{8}$$

Keterangan:

1. Positif benar (TP):diklasifikasikan dengan benar sebagai kelas diminati.
2. Negatif benar (TN) :diklasifikasikan dengan benar sebagai bukan kelas yang diminati.
3. Positif salah(FP):diklasifikasikan secara salah sebagai kelas yang diminati.
4. Negatif salah (FN): diklasifikasikan secara salah sebagai bukan kelas yang diminati.

**Prosedur Penelitian**



Berdasarkan gambar *flowchart* penelitian di atas, maka dapat dijelaskan berikut:

1. Pengumpulan data penelitian diperoleh dari Dinas Kesehatan Kabupaten Malaka. Data yang dikumpulkan meliputi berat badan, tinggi badan, umur Data ini digunakan sebagai acuan untuk menentukan status stunting balita dengan mengacu pada standar pertumbuhan yang ditetapkan oleh WHO.
2. Praproses  
 Tahap pra proses merupakan proses pembersihan dan persiapan data agar siap digunakan dalam model dengan meliputi penanganan data kosong, normalisasi, dan transformasi data untuk memastikan data memiliki format yang sesuai serta siap diolah oleh algoritma SVM.

### 3. Pem Bagian data

Setelah proses selesai, data dibagi menjadi dua bagian utama, yaitu sekitar 80% sebagai data latih untuk membentuk model SVM agar dapat mengenali pola, dan 20 % sebagai data uji yang digunakan untuk mengukur akurasi serta performa model yang telah dilatih.

### 4. *Support Vector Machine* (SVM)

Pada tahap ini, data latih dimanfaatkan untuk membentuk model *Support Vector Machine* (SVM). Algoritma SVM bertujuan menemukan *hyperplane* paling optimal yang dapat memisahkan kategori data berdasarkan berat badan, tinggi badan, dan umur. Jika data memiliki sifat non-linear atau tidak dapat dipisahkan dengan garis lurus, maka digunakan fungsi kernel yang berperan mentransformasikan data ke dalam ruang dengan dimensi lebih tinggi, sehingga proses pemisahan antar kelas dapat dilakukan dengan lebih tepat dan akurat.

### 5. Pelatihan model

Pada tahap pelatihan model, *Support Vector Machine* (SVM) dilatih menggunakan data latih untuk mengenali pola hubungan antara berat badan, tinggi badan, dan usia dengan status stunting. Tujuan dari proses ini adalah membangun model yang mampu melakukan klasifikasi data secara akurat, sehingga dapat memprediksi status stunting pada balita berdasarkan karakteristik fisiknya dengan tingkat keakuratan yang tinggi.

### 6. Pengujian

Pada tahap pengujian, data uji digunakan untuk mengevaluasi performa model yang telah dilatih. Hasil klasifikasi yang dihasilkan oleh model dibandingkan dengan label sebenarnya untuk menilai akurasi serta kemampuan model dalam mengklasifikasikan status stunting secara tepat. Tahap ini memiliki peran penting dalam memastikan bahwa model tidak hanya menunjukkan kinerja yang baik pada data latih, tetapi juga mampu melakukan generalisasi terhadap data baru.

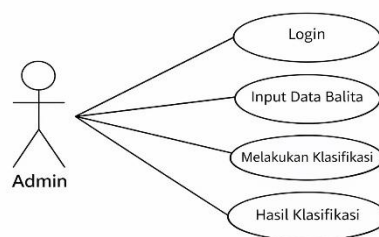
Evaluasi dilakukan menggunakan *Confusion Matrix*, yang berfungsi mengukur kinerja model berdasarkan jumlah prediksi yang benar dan salah pada setiap kategori status stunting. Melalui *Confusion Matrix*, diperoleh nilai akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* sebagai indikator utama dalam menilai efektivitas algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dalam melakukan klasifikasi status stunting balita.

## 7. Hasil Klasifikasi

Hasil dari tahap pengujian berupa output klasifikasi status stunting balita yang dihasilkan oleh model SVM. Setiap balita akan dikelompokkan ke dalam kategori status stunting. Berdasarkan prediksi yang dihasilkan oleh algoritma setelah memproses variabel antropometri yang tersedia.

## Perancangan Sistem

### Use Case Diagram



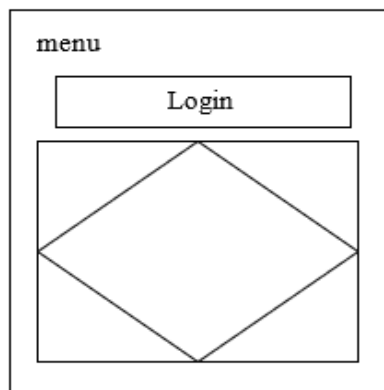
**Gambar 4. Usecase Diagram**

Pada Gambar 4. Menunjukkan *use case diagram* sistem klasifikasi status stunting pada balita yang melibatkan satu aktor utama, yaitu admin berperan sebagai pihak yang berinteraksi langsung dengan sistem dan dapat melakukan tiga aktivitas utama: menginput data balita, melakukan proses klasifikasi, serta melihat hasil klasifikasi.

### Perancangan Antarmuka

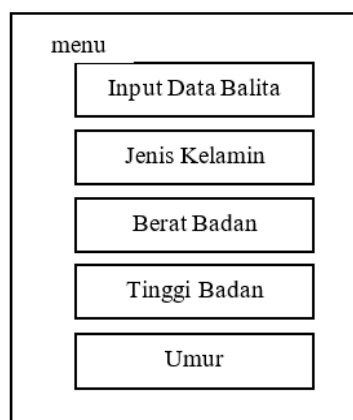
Antarmuka pengguna adalah komponen grafis yang berfungsi sebagai media interaksi antara pengguna dan sistem. Elemen ini menjadi penghubung yang memungkinkan pengguna berkomunikasi dan mengoperasikan sistem dengan lebih mudah.

## 1. Menu Login



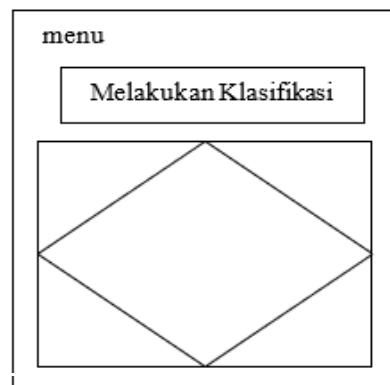
Pada gambar 5. Menunjukkan proses bagi admin untuk mengakses sistem dengan memasukkan identitas seperti nama admin dan kata sandi. Proses ini berfungsi untuk memverifikasi keaslian pengguna serta menjaga keamanan dan kerahasiaan data dalam sistem.

## 2. Menu Input Data Balita



Pada gambar 6. Menunjukkan menu Input Data Balita digunakan untuk memasukkan data balita yang meliputi jenis kelamin, berat badan, tinggi badan, dan umur sebagai data input sistem.

### 3. Menu Klasifikasi



Pada gambar 7. Menunjukkan proses klasifikasi data balita yang telah diinput meliputi jenis kelamin, berat badan, tinggi badan dan umur untuk menentukan status stunting atau tidak stunting.

## C. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 1) Implementasi Sistem

Pada penelitian ini dikembangkan sebuah sistem untuk mengklasifikasikan status stunting pada balita dengan menerapkan metode Support Vector Machine (SVM). Sistem ini bertujuan untuk mempermudah dan mempercepat proses penentuan status stunting secara lebih akurat dan efisien. Untuk mengklasifikasikan, metode SVM digunakan untuk membagi data balita ke dalam dua kategori, yaitu stunting dan tidak stunting, berdasarkan beberapa atribut seperti jenis kelamin, berat badan, dan tinggi badan. Prinsip kerja metode ini adalah menentukan hyperplane terbaik yang mampu memisahkan kedua kelas secara optimal. Pada penelitian ini digunakan kernel linear, sehingga proses pemisahan data dilakukan secara langsung pada ruang fitur asli tanpa transformasi ke dimensi yang lebih tinggi. Pemilihan kernel linear didasarkan pada kemampuannya dalam menangani data dengan karakteristik linear, serta memberikan keuntungan berupa model yang lebih sederhana dan efisiensi komputasi yang lebih baik.

### 2) Data Balita

Pada penelitian ini digunakan data balita yang diperoleh dari Dinas Kesehatan Kabupaten Malaka. Dataset terdiri dari total 601 data balita dengan atribut yang meliputi

jenis kelamin, berat badan, dan tinggi badan. Data tersebut digunakan untuk mengklasifikasikan status balita ke dalam dua kategori, yaitu stunting dan tidak stunting.

### 3) Praproses Data

Tahap praproses data dilakukan menggunakan Python dengan bantuan library *pandas*, meliputi seleksi fitur (usia, berat badan, dan tinggi badan), serta pembersihan data dengan menghapus duplikat sehingga data siap untuk tahap normalisasi dan pelatihan model.

### 4) Pembagian Data

Pada tahap ini, dataset dibagi menjadi data latih dan data uji menggunakan metode *train\_test\_split* dengan perbandingan 80% untuk data latih dan 20% untuk data uji. Data latih digunakan untuk membangun model *Support Vector Machine* (SVM), sedangkan data uji digunakan untuk mengevaluasi kinerja model terhadap data yang belum pernah digunakan sebelumnya. Proses pembagian data dilakukan dengan parameter *stratify* untuk menjaga keseimbangan distribusi kelas pada data latih dan data uji agar tetap sesuai dengan kondisi dataset awal.

### 5) Tahap Pelatihan Model Menggunakan Stratified 5-Fold

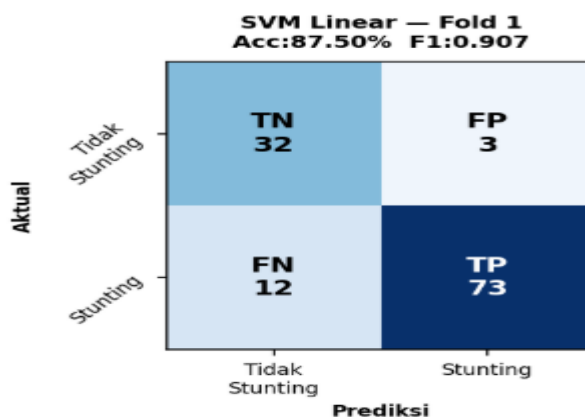
Pada tahap ini model *Support Vector Machine* (SVM) dengan kernel linear dilatih menggunakan data latih yang telah melalui proses preprocessing untuk memperoleh performa yang optimal, dilakukan pengujian menggunakan metode *Stratified 5-Fold Cross Validation*, di mana dataset dibagi menjadi lima bagian dengan proporsi kelas yang seimbang. Pada setiap iterasi, model dilatih menggunakan data latih dan diuji menggunakan data uji secara bergantian. Setiap hasil pengujian kemudian dievaluasi menggunakan metrik accuracy, precision, recall, dan F1-score. Nilai rata-rata dari seluruh fold digunakan untuk menilai kinerja model secara keseluruhan, dan model dengan performa terbaik dipilih sebagai model akhir untuk proses klasifikasi.

### 6) Confusion Matrix

Untuk memperoleh kinerja sistem yang optimal dalam klasifikasi status stunting pada balita, digunakan metode *5-Fold Cross Validation*. Pada setiap fold, hasil prediksi dibandingkan dengan data aktual dan disajikan dalam bentuk confusion matrix. Melalui

proses ini diperoleh informasi mengenai jumlah prediksi yang benar dan salah pada setiap kelas, yaitu stunting dan tidak stunting. Selanjutnya, informasi tersebut digunakan sebagai dasar dalam mengevaluasi kinerja model menggunakan metrik accuracy, precision, recall, dan F1-score.

1. *Confusion Matrix* pada Fold ke-1



Gambar 9 *Confusion Matrix* pada Fold ke-1

1) *Accuracy*

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

$$Accuracy = \frac{73 + 32}{120} = \frac{105}{120} = 0.8750$$

2) *Precision*

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$Precision = \frac{73}{73 + 3} = \frac{73}{76} = 0.9605$$

3) *Recall*

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

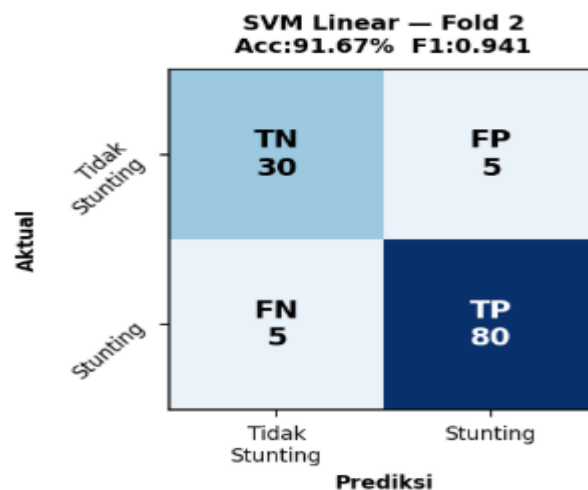
$$Recall = \frac{73}{73 + 12} = \frac{73}{85} = 0.8588$$

4) *F1-Score*

$$F1 = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

$$F1 = 2 \times \frac{0.9605 \times 0.8588}{0.9605 + 0.8588} = 2 \times \frac{0.8250}{1.8193} = 0.9068$$

2. *Confusion Matrix* pada Fold ke-2



Gambar 10. *Confusion Matrix* pada Fold ke-2

1) *Accuracy*

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

$$Accuracy == \frac{80 + 30}{120} = \frac{110}{120} = 0.9167$$

2) *Precision*

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$Precision = \frac{80}{80 + 5} = \frac{80}{85} = 0.9412$$

3) *Recall*

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

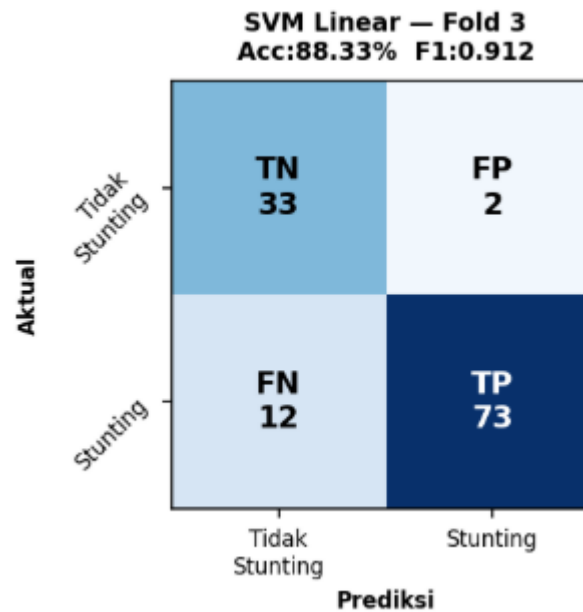
$$Recall == \frac{80}{80 + 5} = \frac{80}{85} = 0.9412$$

4) *F1-Score*

$$F1 = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

$$F1 = 2 = 2 \times \frac{0.9412 \times 0.9412}{0.9412 + 0.9412} = 2 \times \frac{0.8859}{1.8824} = 0.9412$$

3. *Confusion Matrix* pada Fold ke-3



Gambar 11. *Confusion Matrix* pada Fold ke-3

1. *Accuracy*

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

$$Accuracy == \frac{73 + 33}{120} = \frac{106}{120} = 0.8833$$

2. *Precision*

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$Precision == \frac{73}{73 + 2} = \frac{73}{75} = 0.9733$$

3. *Recall*

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

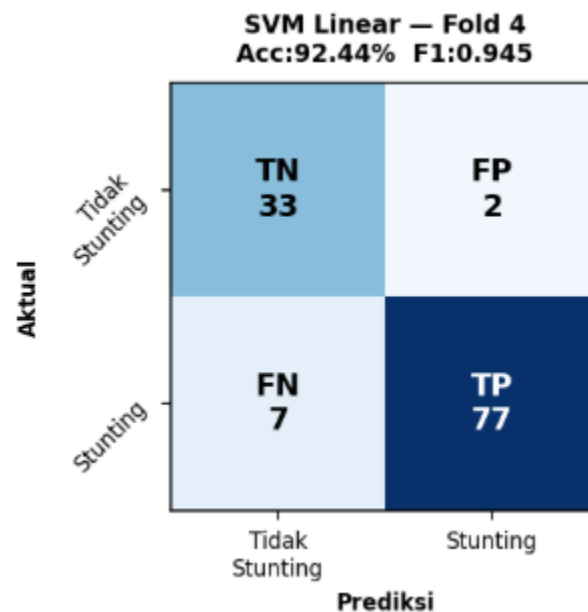
$$Recall == \frac{73}{73 + 12} = \frac{73}{85} = 0.8588$$

4. *F1-Score*

$$F1 = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

$$F1 == 2 \times \frac{0.9733 \times 0.8588}{0.9733 + 0.8588} = 2 \times \frac{0.8359}{1.8321} = 0.9125$$

4. *Confusion Matrix* pada Fold ke-4



Gambar 12. *Confusion Matrix* pada Fold ke-4

1) Accuracy

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

$$Accuracy = \frac{77 + 33}{119} = \frac{110}{119} = 0.9244$$

2) Precision

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$Precision == \frac{77}{77 + 2} = \frac{77}{79} = 0.9747$$

3) Recall

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

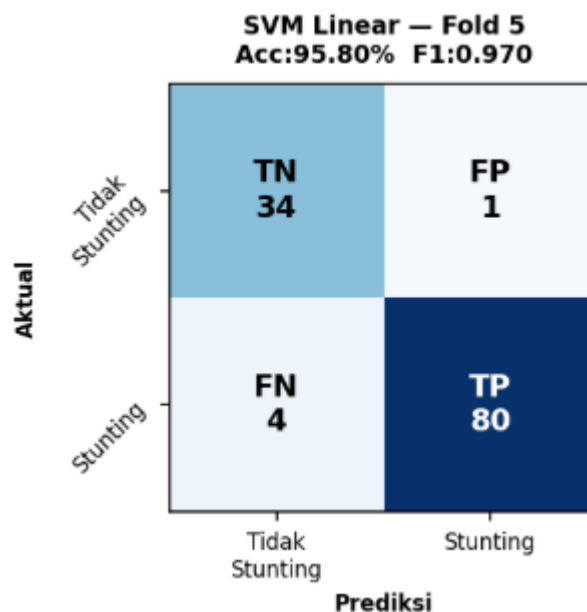
$$Recall == \frac{77}{77 + 7} = \frac{77}{84} = 0.9167$$

4) F1-Score

$$F1 = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

$$F1 == 2 \times \frac{0.9747 \times 0.9167}{0.9747 + 0.9167} = 2 \times \frac{0.8935}{1.8914} = 0.9448$$

5. *Confusion Matrix* pada Fold ke-5



Gambar 13. *Confusion Matrix* pada Fold ke-5

1) Accuracy

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

$$Accuracy = \frac{80 + 34}{119} = \frac{114}{119} = 0.9580$$

2) Precision

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$Precision = \frac{80}{80 + 1} = \frac{80}{81} = 0.9877$$

3) Recall

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$Recall = \frac{80}{80 + 4} = \frac{80}{84} = 0.9524$$

4) F1-Score

$$F1 = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

$$F1 = 2 \times \frac{0.9877 \times 0.9524}{0.9877 + 0.9524} = 2 \times \frac{0.9407}{1.9401} = 0.9697$$

**Tabel 6. Hasil Pengujian**

No	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
1	0.8750	0.9605	0.8588	0.9068
2	0.9167	0.9412	0.9412	0.9412
3	0.8833	0.9733	0.8588	0.9125
4	0.9244	0.9747	0.9167	0.9448
5	0.9580	0.9877	0.9524	0.9697
Rata	0.9115	0.9675	0.9056	0.93350
Std	0.0299			0.0230

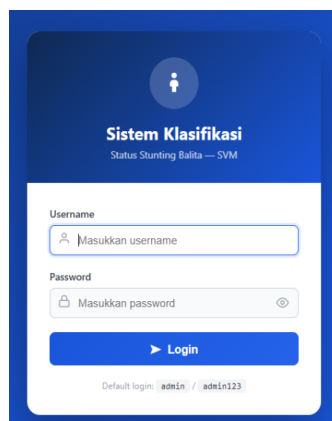
Berdasarkan hasil pengujian menggunakan metode *5-Fold Cross Validation*, model *Support Vector Machine* (SVM) dengan kernel linear menunjukkan performa yang baik dan stabil dalam klasifikasi status stunting. Hal ini ditunjukkan oleh nilai rata-rata akurasi sebesar 91,15% dengan standar deviasi 0,0299, yang mengindikasikan konsistensi model pada setiap fold. Nilai precision sebesar 96,75% menunjukkan bahwa sebagian besar

prediksi positif (stunting) yang dihasilkan model adalah benar dengan tingkat kesalahan positif yang rendah. Sementara itu, nilai recall sebesar 90,56% menunjukkan bahwa sebagian besar kasus stunting berhasil terdeteksi, meskipun masih terdapat beberapa kasus yang tidak teridentifikasi. Nilai F1-score sebesar 93,50% mencerminkan keseimbangan yang baik antara precision dan recall.

## 7) Implementasi Sistem

Sistem klasifikasi status stunting diimplementasikan dalam bentuk berbasis web menggunakan bahasa pemrograman Python.

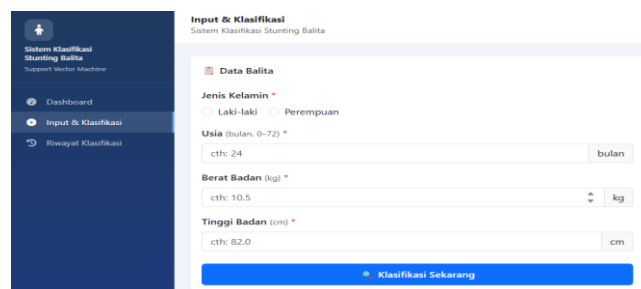
### 1. Halaman Login



Gambar 14. Tampilan Halaman login

Pada gambar 14. Menunjukkan halaman login dari sistem klasifikasi status stunting balita menggunakan metode SVM. Pengguna diminta memasukkan username dan password untuk masuk ke sistem sebelum melakukan analisis atau prediksi.

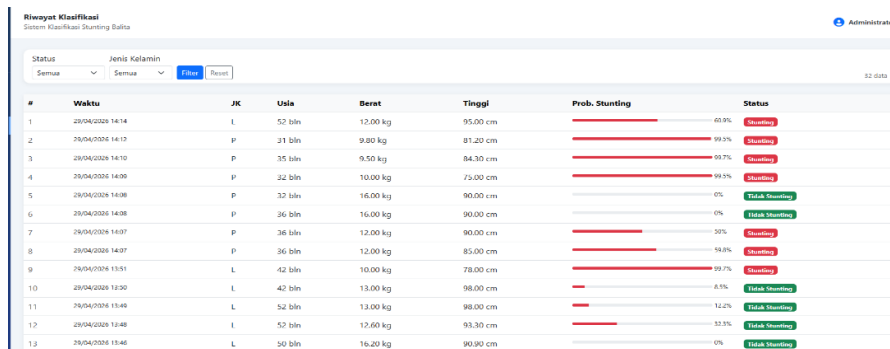
### 2. Halaman Input Data Balita



Gambar 15. Tampilan Halaman Input Data Balita

Pada gambar 15. Menunjukkan halaman input data pada sistem klasifikasi stunting balita berbasis SVM. Pada halaman ini, pengguna memasukkan data balita seperti jenis kelamin, usia, berat badan, dan tinggi badan, kemudian menekan tombol Klasifikasi Sekarang untuk mengetahui apakah balita termasuk stunting atau tidak stunting.

3. Tampilan Hasil Klasifikasi



Gambar 16. Tampilan Halaman Hasil Klasifikasi

Pada gambar 16. Menunjukkan adalah hasil klasifikasi pada sistem klasifikasi stunting.

8) Pengujian sistem

Pada tahapan ini pengujian melakukan pengujian sistem menggunakan metode Black Box Testing, Pengujian ini bertujuan untuk memastikan bahwa setiap fitur, seperti login, input data balita, proses klasifikasi menggunakan SVM, serta tampilan hasil dan riwayat klasifikasi, dapat berjalan dengan baik sesuai dengan yang diharapkan.

Tabel 7. Pengujian Sistem

No	Fitur yang Diuji	Skenario Pengujian	Input	Output yang Diharapkan	Hasil	Keterangan
1	Login	Input username & password benar	Username & Password valid	Berhasil masuk ke dashboard	Berhasil	Sesuai
2	Login	Input password salah	Password salah	Muncul pesan error	Berhasil	Sesuai

3	Input Data Balita	Input data lengkap	JK, usia, berat, tinggi	Data berhasil diproses	Berhasil	Sesuai
4	Input Data Balita	Input data kosong	Tidak diisi	Muncul peringatan validasi	Berhasil	Sesuai
5	Klasifikasi SVM	Proses klasifikasi data	Data balita	Menampilkan hasil stunting/tidak	Berhasil	Sesuai
6	Hasil Klasifikasi	Menampilkan hasil	Data sudah diproses	Hasil klasifikasi tampil	Berhasil	Sesuai
7	Riwayat Klasifikasi	Menampilkan data riwayat	Data tersimpan	Riwayat muncul di tabel	Berhasil	Sesuai
8	Filter Data	Filter berdasarkan status	Pilih stunting/tidak	Data sesuai filter tampil	Berhasil	Sesuai

## 9) Analisis Kelebihan dan Kekurangan Sistem

### Kelebihan Sistem

1. Sistem mampu melakukan klasifikasi status stunting dengan tingkat akurasi yang tinggi.
2. Menggunakan metode SVM yang terbukti efektif untuk klasifikasi data.
3. Tampilan website sederhana dan mudah digunakan oleh pengguna.
4. Proses klasifikasi dilakukan secara cepat dan otomatis.
5. Tersedia fitur riwayat untuk melihat hasil klasifikasi sebelumnya.

### Kekurangan Sistem

1. Sistem masih bergantung pada data input, sehingga jika data tidak akurat maka hasil juga kurang tepat.
2. Model belum mampu mendeteksi seluruh kasus stunting secara sempurna (masih terdapat kesalahan).
3. Fitur sistem masih terbatas dan belum memiliki analisis lanjutan.

4. Belum tersedia fitur visualisasi data (grafik).
5. Sistem hanya menggunakan beberapa variabel (jenis kelamin, berat, tinggi), sehingga faktor lain belum dipertimbangkan.

#### D. KESIMPULAN DAN SARAN

##### Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan mengenai klasifikasi status stunting pada balita menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM), dapat ditarik beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Penerapan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dengan kernel linear terhadap data balita di Kabupaten Malaka melalui tahapan preprocessing, pembagian data, pelatihan model, serta pengujian menggunakan metode *Stratified 5-Fold Cross Validation* berhasil mengklasifikasikan status stunting secara sistematis dan efektif. Dari hasil pengujian diperoleh nilai rata-rata accuracy sebesar 91,15%, precision sebesar 96,75%, recall sebesar 90,56%, dan F1-score sebesar 93,50%, yang menunjukkan bahwa model memiliki performa yang baik dan stabil dalam melakukan klasifikasi.
2. Sistem klasifikasi yang dibangun dalam bentuk aplikasi berbasis web mampu mengimplementasikan model *Support Vector Machine* (SVM) untuk melakukan klasifikasi status stunting secara cepat dan efisien. Hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa sistem ini dapat membantu dalam mendeteksi status stunting pada balita secara lebih tepat.

##### Saran

Berdasarkan hasil penelitian serta keterbatasan yang ditemukan, berikut saran yang dapat dijadikan sebagai bahan pertimbangan untuk penelitian maupun pengembangan sistem selanjutnya. Disarankan untuk menggunakan jumlah dataset yang lebih besar serta mencakup periode yang lebih luas guna meningkatkan kemampuan model dan akurasi yang dihasilkan. Selain itu, perlu diperhatikan keseimbangan jumlah data antara kategori stunting dan tidak stunting agar model dapat belajar secara optimal dan menghasilkan klasifikasi yang lebih akurat. Penelitian selanjutnya juga dapat menambahkan variabel

lain yang berpengaruh terhadap stunting, seperti asupan gizi, sehingga hasil klasifikasi menjadi lebih komprehensif dan akurat.

#### DAFTAR PUSTAKA

- Jati, T. W. U., Sukin, M. dan Ultanti, A. (2024) “Analisis Faktor-Faktor yang Memengaruhi Stunting di Provinsi Nusa Tenggara Timur Tahun 2019-2023”, *Jurnal Statistika Terapan* (ISSN 2807-6214), 4(2), hlm. 83–93. doi: 10.64930/jstar.v4i2.71 [internet]. [diakses pada 22 September 2025]. Tersedia pada: <https://jstar.id/ojs/index.php/JSTAR/article/view/71>
- Atamou,L.; Rahmadiyah, D.C.; Hassan, H.; Setiawan, A. Analysis of the Determinants of Stunting among Children Aged below Five Years in Stunting Locus Villages in Indonesia. *Healthcare* 2023, 11, 810. <https://doi.org/10.3390/healthcare11060810>. [internet]. [diakses pada 22 September 2025]. Tersedia pada: <https://www.mdpi.com/2227-9032/11/6/810>
- Abdul, & Jalil, Ahmad Homaidi, Z. F. (2024). *G-Tech : Jurnal Teknologi Terapan*. *G-Tech : Jurnal Teknologi Terapan*, 8(1), 186–195. [internet] [diakses pada 22 September 2025] Tersedia pada <https://doi.org/10.33379/gtech.v8i3.4811>
- Atamou, L., Rahmadiyah, D. C., Hassan, H., & Setiawan, A. (2023). Analysis of the Determinants of Stunting among Children Aged below Five Years in Stunting Locus Villages in Indonesia. *Healthcare (Switzerland)*, 11(6), 1–12. [internet][diakses pada 3 Oktober 2025]. Tersedia pada: <https://doi.org/10.3390/healthcare11060810>
- Abdul, & Jalil, Ahmad Homaidi, Z. F. (2024). *G-Tech : Jurnal Teknologi Terapan*. *G-Tech : Jurnal Teknologi Terapan*, 8(1), 186–195. [internet] [diakses pada 22 September 2025] Tersedia pada <https://doi.org/10.33379/gtech.v8i3.4811>
- Atamou, L., Rahmadiyah, D. C., Hassan, H., & Setiawan, A. (2023). Analysis of the Determinants of Stunting among Children Aged below Five Years in Stunting Locus Villages in Indonesia. *Healthcare (Switzerland)*, 11(6), 1–12. [internet][diakses pada 3 Oktober 2025]. Tersedia pada: <https://doi.org/10.3390/healthcare11060810>
- Candra, A., Erkamim, M., Muharrom, M., & Prayitno, E. (2024). Klasifikasi Stunting Pada Balita Berdasarkan Status Gizi Menggunakan Pendekatan Support Vector Machine (SVM). *Jurnal Ilmiah FIFO*, 16(2), 171. [internet] [diakses pada 24 September 2025] Tersedia pada: <https://doi.org/10.22441/fifo.2024.v16i2.007>

- Damayanti, D. K. D., & Jakfar, M. (2023). Klasifikasi Status Stunting Balita Menggunakan Algoritma Fuzzy C-Means (Studi Kasus Posyandu Rw 01 Kelurahan Jepara Surabaya). *MATHunesa: Jurnal Ilmiah Matematika*, 11(3), 533–542. [internet] [diakses pada 24 September 2025]. Tersedia pada: <https://doi.org/10.26740/mathunesa.v11n03.p524-533>
- Gaffar, A. W. M., Halis, A. M., Purnawansyah, P., & Jabir, S. R. (2024). Penerapan Algoritma Support Vector Machine untuk Klasifikasi Stunting pada Balita di Kabupaten Enrekang. *Jurnal Minfo Polgan*, 13(1), 286–292. [internet] [diakses pada 24 September 2025]. Tersedia pada: <https://doi.org/10.33395/jmp.v13i1.13620>
- Husada, H. C., & Paramita, A. S. (2021). Analisis Sentimen Pada Maskapai Penerbangan di Platform Twitter Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM). *Teknika*, 10(1), 18–26. [internet] [diakses pada 25 September 2025]. Tersedia pada: <https://doi.org/10.34148/teknika.v10i1.311>
- Husna, L. N., & Nur Izzah. (2021). Gambaran Status Gizi Pada Balita. *Prosiding Seminar Nasional Kesehatan*, 1, 385–392. [internet] [diakses pada 26 September 2025] Tersedia pada: [https://r.search.yahoo.com/\\_ylt](https://r.search.yahoo.com/_ylt)
- Jati, U., Sukin, M., & Ultanti, A. (2024). Analisis Faktor-Faktor yang Memengaruhi Stunting di Provinsi Nusa Tenggara Timur Tahun 2019-2023 Penyedia Data Statistik Berkualitas untuk Indonesia Maju Analisis Faktor-Faktor yang Memengaruhi Stunting di Provinsi Nusa. *Jurnal Statistika Terapan*, 4(2), 83–93. [internet] [diakses pada 26 September 2025]. Tersedia pada: <https://doi.org/10.64930/jstar.v4i2.71>
- Junaidi, A., & Meiyanti, R. (2025). KLASIFIKASI STATUS ANAK STUNTING MENGGUNAKAN METODE K- NEAREST NEIGHBOR PENDAHULUAN Stunting merupakan kondisi gagal tumbuh pada anak balita akibat kekurangan gizi kronis yang berlangsung dalam jangka waktu lama , terutama pada 1 . 000 hari pertama kehidu. *10(2)*, 1435–1445. [internet]. [diakses pada 3 Oktober 2025] Tersedia pada: <https://r.search.yahoo.com/>
- Lonang,S.,& Normawati, D. (2022).Klasifikasi Status Stunting Pada Balita Menggunakan K-Nearest Neighbor Dengan Feature Selection Backward Elimination. *Jurnal Media Informatika Budidarma*,6(1),49. [internet]. [diakses pada 4 Oktober 2025]. Tersedia pada: <https://doi.org/10.30865/mib.v6i1.3312>

- 
- Mulyanto, Y., Idifitriani, F., & Wati, A. (2024). Klasifikasi Data Mining Untuk Penentuan Stunting Pada Balita Menggunakan Metoden Naïve Bayes. *Jurnal Mnemonic*, 7(2), 129–135. [internet]. [diakses pada 5 Oktober 2025] Tersedia pada:<https://doi.org/10.36040/mnemonic.v7i2.8849>
- Nalatissifa, H., Gata, W., Diantika, S., & Nisa, K. (2021). Perbandingan Kinerja Algoritma Klasifikasi Naive Bayes, Support Vector Machine (SVM), dan Random Forest untuk Prediksi Ketidakhadiran di Tempat Kerja. *Jurnal Informatika Universitas Pamulang*, 5(4), 578. [internet]. [diakses pada 6 Oktober 2025] Tersedia pada:<https://doi.org/10.32493/informatika.v5i4.7575>
- Rahayu, K., Fitria, V., Septhya, D., & ... (2023). Klasifikasi Teks untuk Mendeteksi Depresi dan Kecemasan pada Pengguna Twitter Berbasis Machine Learning: Text Classification for Detecting Depression and .... *Indonesian Journal of ...*, 3(October), 108–114. [internet]. [diakses pada 10 Oktober 2025] Tersedia pada:<https://journal.irpi.or.id/index.php/malcom/article/view/780>
- Ramon, E., Nazir, A., Novriyanto, N., Yusra, Y., & Oktavia, L. (2022). Klasifikasi Status Gizi Bayi Posyandu Kecamatan Bangun Purba Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (Svm). *Jurnal Sistem Informasi Dan Informatika (Simika)*, 5(2), 143–150. [internet]. [diakses pada 10 Oktober 2025]. Tersedia pada:<https://doi.org/10.47080/simika.v5i2.2185>
- Rusliani, N., Hidayani, W. R., & Sulistyoningsih, H. (2022). Literature Review: Faktor-Faktor yang Berhubungan dengan Kejadian Stunting pada Balita. *Buletin Ilmu Kebidanan Dan Keperawatan*, 1(01), 32–40. [internet]. [diakses pada 11 Oktober 2025] Tersedia pada:  
<https://doi.org/10.56741/bikk.v1i01.39>
- Wahyuni, S. D., & Kusumodestoni, R. H. (2024). Optimalisasi Algoritma Support Vector Machine (SVM) Dalam Klasifikasi Kejadian Data Stunting. *Bulletin of Information Technology (BIT)*, 5(2), 56–64. [internet]. [diakses pada 11 Oktober 2025]. Tersedia pada: <https://doi.org/10.47065/bit.v5i2.1247>