

SKRIPSI

**PREDIKSI PERKEMBANGAN TUMBUH KEMBANG ANAK UNTUK  
PENCEGAHAN RISIKO GIZI BURUK MENGGUNAKAN *SUPPORT  
VECTOR MACHINE (SVM) DENGAN *FEATURE SELECTION  
BACKWARD ELIMINATION****

DISUSUN OLEH

Raihanah Safira

2109020002



**UMSU**  
Unggul | Cerdas | Terpercaya

**PROGRAM STUDI TEKNOLOGI INFORMASI  
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI  
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA  
MEDAN  
2025**

**PREDIKSI PERKEMBANGAN TUMBUH KEMBANG ANAK UNTUK  
PENCEGAHAN RISIKO GIZI BURUK MENGGUNAKAN SUPPORT  
VECTOR MACHINE (SVM) DENGAN FEATURE SELECTION  
BACKWARD ELIMINATION**

**SKRIPSI**

**Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana  
Komputer (S.Kom) dalam Program Studi Teknologi Informasi Pada  
Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, Universitas  
Muhammadiyah Sumatera Utara**

**Raihanah Safira**

**NPM. 2109020002**

**PROGRAM STUDI TEKNOLOGI INFORMASI  
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI  
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA**

**MEDAN**

**2025**

## LEMBAR PENGESAHAN

Judul Skripsi : PREDIKSI PERKEMBANGAN TUMBUH KEMBANG ANAK UNTUK PENCEGAHAN RISIKO GIZI BURUK MENGGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) DENGAN FEATURE SELECTION BACKWARD ELIMINATION

Nama Mahasiswa : Raihanah Safira

NPM : 2109020002

Program Studi : TEKNOLOGI INFORMASI

Menyetujui  
Komisi Pembimbing



(Indah Purnama Sari, S.T., M.Kom)  
NIDN. 0116049001

Ketua Program Studi



(Fatma Sari Hutagalung, S.Kom., M.Kom)  
NIDN. 0117019301

Dekan



(Dr. Al-khowarizmi, S.Kom., M.Kom)  
NIDN. 0127099201

**PERNYATAAN ORISINALITAS**

**PREDIKSI PERKEMBANGAN TUMBUH KEMBANG ANAK UNTUK  
PENCEGAHAN RISIKO GIZI BURUK MENGGUNAKAN *SUPPORT  
VECTOR MACHINE (SVM) DENGAN FEATURE SELECTION  
BACKWARD ELIMINATION***

**SKRIPSI**

Saya menyatakan bahwa karya tulis ini adalah hasil karya sendiri, kecuali beberapa kutipan dan ringkasan yang masing-masing disebutkan sumbernya.

Medan, 21 April 2025

Yang membuat pernyataan



Raihanah Safira  
NPM. 2109020002

**PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI KARYA ILMIAH UNTUK  
KEPENTINGAN AKADEMIS**

Sebagai civitas akademika Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara, saya bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Raihanah Safira  
NPM : 2109020002  
Program Studi : Teknologi Informasi  
Karya Ilmiah : Skripsi

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara Hak Bebas Royalti Non-Eksekutif (*Non-Exclusive Royalty free Right*) atas penelitian skripsi saya yang berjudul:

**PREDIKSI PERKEMBANGAN TUMBUH KEMBANG ANAK UNTUK  
PENCEGAHAN RISIKO GIZI BURUK MENGGUNAKAN *SUPPORT  
VECTOR MACHINE (SVM) DENGAN FEATURE SELECTION BACKWARD  
ELIMINATION***

Beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Dengan Hak Bebas Royalti Non-Eksekutif ini, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara berhak menyimpan, mengalih media, memformat, mengelola dalam bentuk database, merawat dan mempublikasikan Skripsi saya ini tanpa meminta izin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis dan sebagai pemegang dan atau sebagai pemilik hak cipta.

Demikian pernyataan ini dibuat dengan sebenarnya.

Medan, April 2025

Yang membuat pernyataan



Raihanah Safira

NPM. 2109020002

## RIWAYAT HIDUP

### DATA PRIBADI

Nama Lengkap : Raihanah Safira  
Tempat dan Tanggal Lahir : Medan, 25 Juli 2004  
Alamat Rumah : Jl. Gaharu Gg Berdikari No. 1 A  
Telepon/Faks/HP : 081262615072  
E-mail : [raihanahsafira2000@gmail.com](mailto:raihanahsafira2000@gmail.com)  
Instansi Tempat Kerja : -  
Alamat Kantor : -

### DATA PENDIDIKAN

SD : SD Swasta Medan Putri TAMAT : 2015  
SMP : SMP Negeri 37 Medan TAMAT : 2018  
SMA : SMA Dharmawangsa TAMAT : 2021

## KATA PENGANTAR



Puji syukur ke hadirat Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini. Laporan skripsi ini disusun untuk memenuhi salah satu syarat dalam memperoleh gelar Sarjana Komputer (S.Kom) pada Program Studi Teknologi Informasi, Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara.

Ucapan terima kasih yang tulus Penulis sampaikan kepada kedua orang tua tercinta, **Sonny Hidayat, S.E.** dan **Yosi Sry Wahyuni, S.S.**, atas segala doa, dukungan moril dan materil, serta semangat yang tak pernah henti diberikan kepada Penulis. Tanpa mereka, penyusunan skripsi ini tidak akan berjalan sebagaimana mestinya. Penulis juga menyadari bahwa penyusunan skripsi ini tidak terlepas dari bantuan, bimbingan, serta dukungan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, dengan segala kerendahan hati, Penulis menyampaikan terima kasih dan penghargaan yang sebesar-besarnya kepada:

1. Bapak Prof. Dr. Agussani, MAP, selaku Rektor Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara.
2. Bapak Prof. Dr. Muhammad Arifin, S.H., M.Hum, Bapak Prof. Dr. Akrim, M.Pd, dan Bapak Assoc. Prof. Dr. Rudianto, S.Sos., M.Si, selaku Wakil Rektor I, II, dan III Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara.
3. Bapak Dr. Al-Khowarizmi, S.Kom., M.Kom, selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi.
4. Bapak Halim Maulana, S.T., M.Kom, selaku Wakil Dekan I Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi
5. Bapak Dr. Lutfi Basit, S.Sos., M.I.Kom., selaku Wakil Dekan III Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi.

6. Bapak Halim Maulana, S.T., M.Kom, selaku Wakil Dekan I Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi
7. Bapak Dr. Lutfi Basit, S.Sos., M.I.Kom., selaku Wakil Dekan III Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi.
8. Ibu Indah Purnama Sari, S.T., M.Kom, selaku Dosen Pembimbing Penulis yang telah membantu dan membimbing penulis selama proses penyusunan skripsi ini sehingga penulis dapat menyelesaikan tugas akhir ini dengan baik.
9. Ibu Fatma Sari Hutagalung, S.Kom, M.Kom., Ketua Program Studi Teknologi Informasi
10. Bapak Mhd Basri, S.Si, M.Kom., Sekretaris Program Studi Teknologi Informasi
11. Adik Kandung Penulis, yaitu Azkal Azkiya, dan seluruh keluarga besar yang terus dan selalu mendukung penulis serta memberikan doa baik kepada penulis.
12. Sahabat penulis mulai dari SMP hingga SMA, yang telah memberikan semangat agar penulis tetap termotivasi dan tidak menyerah dalam menyelesaikan pendidikan hingga jenjang perguruan tinggi.
13. Teman-teman sekelas Penulis di kelas A2 Siang Program Studi Teknologi Informasi yang telah menjadi bagian penting dalam perjalanan akademik Penulis.
14. Keluarga besar HIMATIF yang telah memberikan banyak pengalaman berharga dalam organisasi bagi Penulis. Terutama kepada rekan-rekan yang senantiasa mendukung, berbagi semangat, dan membantu Penulis dalam menghadapi tantangan selama masa kuliah.

15. TREASURE, boy group Korea Selatan yang telah menjadi sumber semangat dan inspirasi bagi Penulis. Terutama melalui karya-karya dan pesan positif yang disampaikan, yang senantiasa menemani dan menguatkan Penulis dalam menjalani proses perkuliahan dan penyusunan skripsi ini.

Semoga segala kebaikan, dukungan, dan bantuan yang telah diberikan kepada penulis menjadi amal jariyah dan mendapatkan balasan yang setimpal dari Allah SWT. Penulis berharap skripsi ini dapat memberikan manfaat dan menjadi langkah awal untuk terus berkembang serta berkontribusi di bidang ilmu pengetahuan dan teknologi.

Akhir kata, Penulis memohon maaf apabila terdapat kekurangan dalam penulisan skripsi ini. Segala kritik dan saran yang membangun sangat penulis harapkan demi perbaikan di masa yang akan datang.

Medan, 21 April 2025  
Penulis



Raihanah Safira

## ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model prediksi status gizi anak usia 0–5 tahun guna mencegah risiko gizi buruk, dengan memanfaatkan algoritma machine learning berbasis *Support Vector Machine* (SVM). Permasalahan gizi buruk yang masih tinggi di wilayah tertentu, seperti Kelurahan Gaharu, menjadi latar belakang penting dalam penelitian ini. Model dikembangkan dengan menggunakan data antropometri dan faktor sosial, seperti berat badan, tinggi badan, usia, imunisasi dasar, dan pendapatan keluarga. Untuk meningkatkan akurasi prediksi dan menyederhanakan model, diterapkan metode *feature selection* menggunakan *Backward Elimination*.

Proses pelatihan dan evaluasi model dilakukan menggunakan teknik *Stratified K-Fold Cross Validation* dan metrik evaluasi seperti akurasi, precision, recall, dan F1-score. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model SVM dengan kernel linear memberikan akurasi tinggi hingga 98,10% setelah dilakukan seleksi fitur. Dengan integrasi teknologi prediksi ini, sistem dapat membantu tenaga kesehatan dalam mendeteksi risiko gizi buruk secara lebih cepat, akurat, dan efisien, serta mendukung pengambilan keputusan intervensi gizi yang lebih tepat sasaran.

**Kata Kunci:** gizi buruk, tumbuh kembang anak, *machine learning*, *Support Vector Machine*, *feature selection*, *backward elimination*.

## DAFTAR ISI

<b>KATA PENGANTAR.....</b>	<b>i</b>
<b>ABSTRAK.....</b>	<b>iv</b>
<b>DAFTAR ISI.....</b>	<b>v</b>
<b>DAFTAR TABEL.....</b>	<b>vii</b>
<b>DAFTAR GAMBAR.....</b>	<b>viii</b>
<b>BAB I PENDAHULUAN.....</b>	<b>1</b>
1.1 Latar Belakang Masalah.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	4
1.3 Batasan Masalah.....	5
1.4 Tujuan Penelitian.....	5
1.5 Manfaat Penelitian.....	6
<b>BAB II LANDASAN TEORI.....</b>	<b>7</b>
2.1 Tumbuh Kembang Anak.....	7
2.2 Risiko Gizi Buruk.....	10
2.3 Posyandu.....	10
2.4 <i>Machine learning</i> .....	11
2.5 <i>Support Vector Machine (SVM)</i> .....	12
2.6 <i>Feature Selection Backward Elimination</i> .....	13
2.7 Python.....	15
<b>BAB III METODOLOGI PENELITIAN.....</b>	<b>16</b>
3.1 Jenis Penelitian.....	16
3.2 Sampel Data.....	16
3.3 Tempat dan Waktu Penelitian.....	16
3.4 Pengumpulan Data.....	17
3.5 Alur Penelitian.....	19
3.5.1 Pembagian Data.....	20
3.5.2 Pelatihan Model <i>Machine Learning</i> .....	21
3.5.3 Penerapan <i>Feature Selection Backward Elimination</i> .....	25
3.5.4 Implementasi SVM.....	26
3.5.5 Evaluasi Model.....	27
3.5.6 Pengolahan Data SVM Pada Python.....	30
3.5.7 Evaluasi Hasil.....	32
3.5.8 Deployment.....	32
3.6 Alur Sistem Kerja Python.....	33

3.7	<i>Use Case Diagram</i> .....	34
3.8	Rancangan Sistem Kerja Web.....	34
<b>BAB IV HASIL DAN ANALISIS PENELITIAN.....</b>		<b>36</b>
4.1	Hasil dan Analisis .....	36
4.1.1	Uji Kernel Terhadap Model.....	36
4.1.2	Pengujian Fitur .....	37
4.1.3	Pengujian Model Dengan Kernel <i>Linear</i> .....	40
4.1.4	Validasi Dengan <i>Statified K-Fold Cross-Validation</i> .....	40
4.1.5	Evaluasi Model Dengan <i>Confusion Matrix</i> Manual .....	42
4.2	<i>Deployment</i> .....	45
4.2.1	Serialisasi Model .....	45
4.2.2	<i>Deployment</i> Sistem.....	46
4.3	Pengujian Sistem .....	50
<b>BAB IV Kesimpulan Dan Saran.....</b>		<b>52</b>
5.1	Kesimpulan.....	52
5.2	Saran.....	53
<b>DAFTAR PUSTAKA .....</b>		<b>54</b>
<b>LAMPIRAN .....</b>		<b>56</b>

## DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Indikator Perkembangan Tumbuh Kembang	8
Tabel 2. 2 Kriteria Normal Berat dan Tinggi Badan Anak Usia 0-6 Bulan	9
Tabel 2. 3 Kriteria Normal Berat dan Tinggi Badan Anak Usia 1-5 Tahun	9
Tabel 3. 1 Variabel Penelitian	17
Tabel 3. 2 Nilai Atribut Data Tidak Ada Yang Kosong	21
Tabel 4. 1 Nilai Hasil Uji kernel dengan <i>Confusion Matrix</i>	36
Tabel 4. 2 TP, FP, FN, dan TN dari Model	43
Tabel 4. 3 Hasil Pengujian <i>Blackbox Testing</i>	51

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Flowchart Proses Klasifikasi SVM	12
Gambar 2. 2 Flowchart <i>Backward Elimination</i>	14
Gambar 3. 1 Alur Penelitian	19
Gambar 3. 2 Proses <i>Split</i> Data	20
Gambar 3. 3 Proses Untuk Cek Nilai Atribut Yang Kosong	21
Gambar 3. 4 Kode Untuk Menghasilkan Info Duplikasi	22
Gambar 3. 5 Label Encoding Dataset	23
Gambar 3. 6 Visualisasi Data	24
Gambar 3. 7 Proses Penelitian Kernel	26
Gambar 3. 8 <i>Use Case</i> Diagram	34
Gambar 3. 9 Alur Rancangan Sistem Kerja	35
Gambar 4. 1 Hasil Pengujian Menggunakan SVM	37
Gambar 4. 2 Hasil Fitur Yang Dipilih dan Ditambah	39
Gambar 4. 3 Hasil Pengujian Menggunakan SVM <i>Backward Elimination</i>	39
Gambar 4. 4 <i>Stratified K-Flod Cross-Validation</i> Model	41
Gambar 4. 5 Grafik <i>Confusion Matrix</i>	43
Gambar 4. 6 Proses Serialisasi Model	45
Gambar 4. 7 Tampilan Sistem	46
Gambar 4. 8 Tampilan Sistem Yang Telah Dilakukan <i>Deployment</i>	48

# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1 Latar Belakang Masalah**

Kualitas hidup anak di masa depan sangat dipengaruhi oleh proses tumbuh kembang yang optimal. Setiap keluarga tentu akan sangat menginginkan anak mereka dapat tumbuh dan berkembang dengan baik agar memiliki kualitas hidup yang tinggi. Namun untuk mencapai harapan tersebut, diperlukan adanya kebutuhan dasar yang memadai, seperti stimulasi, gizi, bahkan pendidikan yang tepat. Kebutuhan tersebut harus diberikan sedini mungkin, bahkan saat anak berada dalam masa kandungan hingga usia lima tahun, karena periode ini termasuk masa yang paling krusial dalam pertumbuhan dan perkembangan anak, dimana anak akan mengalami lonjakan pertumbuhan dan perkembangan otak yang sangat pesat hingga mencapai 90% di masa ini (Sebtalesy & Mulyati., 2023).

Namun, pada kenyataannya, tidak semua orang tua mampu memenuhi kebutuhan dasar ini, terutama dalam aspek gizi, karena setiap anak memiliki kebutuhan nutrisi yang berbeda dan hal tersebut harus disesuaikan dengan kondisi spesifik si anak. Ketidakseimbangan dalam pemenuhan gizi dapat menjadi salah satu faktor utama yang berkontribusi terhadap gangguan tumbuh kembang anak (Silawati et al., 2020). Jika dibiarkan, masalah ini dapat berkembang menjadi kondisi yang lebih serius, seperti gizi buruk, yang berdampak negatif pada kesehatan jangka panjang anak (Permatasari et al., 2022; Qomari et al., 2020).

Di Indonesia, khususnya di Provinsi Sumatera Utara, permasalahan gizi masih menjadi isu yang belum sepenuhnya teratasi. Hal ini dapat dilihat berdasarkan data Survei Kesehatan Indonesia (SKI) tahun 2023, yang

menunjukkan prevalensi stunting di Sumatera Utara sebesar 18,9%. Angka ini masih tergolong tinggi jika dibandingkan dengan target penurunan prevalensi stunting nasional. Selain stunting, permasalahan lain yang berkaitan dengan gizi buruk juga masih menjadi perhatian serius.

Salah satu wilayah dengan potensi risiko tinggi terhadap kasus gizi buruk adalah Kecamatan Medan Timur, terutama di Kelurahan Gaharu, sebagaimana dilaporkan oleh Puskesmas Glugur Darat. Di daerah ini, masih banyak anak yang mengalami gizi kurang yang hampir mengarah ke gizi buruk. Faktor lingkungan, hingga pendapatan keluarga menjadi penyebab utama yang memengaruhi status gizi anak di wilayah ini. Kondisi ini tentu sangat memerlukan intervensi serius seperti pemantauan kesehatan dan pemeriksaan secara berkala di posyandu, agar permasalahan segera ditangani. Namun, hingga saat ini, proses pemantauan di posyandu masih tergolong manual, dimana memerlukan waktu dan tenaga cukup besar, sehingga kurang efektif dalam mendeteksi gangguan perkembangan. Selain itu, tidak semua kader posyandu memiliki kemampuan yang memadai dalam menghitung dan menganalisis data perkembangan anak secara akurat.

Untuk mengatasi permasalahan ini, teknologi kecerdasan buatan dapat dimanfaatkan untuk membantu proses pemantauan tumbuh kembang anak. Salah satu metode yang dapat digunakan adalah *Support Vector Machine* (SVM). SVM merupakan sebuah teknik pembelajaran mesin yang bekerja dengan mencari *hyperplane* optimal untuk memisahkan dua kelas data (Saputra et al., 2021). SVM dikenal memiliki keunggulan dalam menangani data berdimensi tinggi dan mampu menghasilkan keputusan yang lebih akurat dalam klasifikasi dibandingkan metode lain seperti regresi logistik atau decision tree.

Dalam penelitian ini, SVM digunakan untuk mengklasifikasikan anak ke dalam dua kategori, yaitu anak dengan tumbuh kembang normal dan anak yang berisiko mengalami gizi buruk. Model ini akan bekerja dengan mencari pola hubungan antara variabel-variabel yang berkontribusi terhadap status gizi anak, seperti berat badan, tinggi badan, usia, hingga pendapatan keluarga. SVM akan menggunakan fungsi kernel untuk mengubah data yang tidak terpisahkan ke dalam dimensi yang lebih tinggi yang memungkinkan model untuk menemukan pemisahan yang lebih optimal. Namun, dalam penerapannya, SVM sering menghadapi kendala dalam pemilihan fitur paling relevan yang dapat memengaruhi akurasi prediksi. Data yang digunakan dalam pemantauan tumbuh kembang anak juga umumnya mengandung banyak variabel, tetapi tidak semuanya memiliki dampak signifikan terhadap hasil prediksi.

Tanpa seleksi fitur yang tepat, model dapat menjadi kurang efektif dan rentan terhadap overfitting, yang menyebabkan prediksi tidak akurat dan sulit digeneralisasi. Untuk itu, peneliti menggunakan metode seleksi fitur *Backward Elimination* (BE). BE sendiri secara bertahap dapat menghapus fitur yang kurang berpengaruh berdasarkan evaluasi model pada tahap preprocessing. Metode ini dipilih karena sudah banyak penelitian yang membuktikan bahwa BE cukup efisien dibandingkan teknik seleksi berbasis statistik sederhana, terutama dalam menangani data dengan jumlah fitur yang besar. Dengan melakukan seleksi fitur yang tepat, model SVM dapat bekerja lebih optimal, serta meningkatkan interpretabilitas hasil prediksi. Setelah tahap seleksi fitur selesai, model SVM akan diuji dan dievaluasi menggunakan metrik seperti akurasi, *precision*, *recall*, dan *Confusion Matrix* untuk mengukur kinerja sistem dalam mengklasifikasikan

status gizi anak. Jika model menunjukkan hasil evaluasi yang baik, maka sistem ini dapat dimanfaatkan sebagai alat bantu bagi tenaga kesehatan dan orang tua dalam mendeteksi dini risiko gizi buruk pada anak.

Sebagai hasil akhir, prediksi yang dihasilkan oleh model SVM diharapkan dapat mendukung pengambilan keputusan yang lebih cepat, tepat, dan akurat dalam intervensi gizi anak, sehingga efektivitas program pencegahan meningkat dan angka kejadian gizi buruk dapat ditekan. Dibandingkan dengan metode pemantauan gizi konvensional yang sering mengalami kendala pencatatan data, sistem berbasis AI ini menawarkan pendekatan yang lebih efisien dan presisi dalam mendeteksi gangguan tumbuh kembang anak. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya memberikan kontribusi dalam meningkatkan derajat kesehatan anak, tetapi juga berperan dalam upaya meningkatkan kualitas hidup generasi mendatang serta mendukung pembangunan kesehatan masyarakat yang lebih baik.

## 1.2 Rumusan Masalah

Adapun rumusan masalah dari penelitian ini, yaitu:

1. Bagaimana model *machine learning* berbasis *Support Vector Machine* (SVM) dapat dikembangkan untuk memprediksi risiko gizi pada anak selama proses tumbuh kembang di Posyandu Kelurahan Gaharu?.
2. Faktor-faktor atau fitur apa saja yang paling berpengaruh dalam memprediksi status gizi anak, dan bagaimana teknik *Backward Elimination* dapat digunakan untuk menyaring fitur-fitur yang paling relevan?.
3. Bagaimana kinerja model prediksi yang dikembangkan jika dibandingkan dengan metode pemantauan gizi konvensional di Posyandu?.

### 1.3 Batasan Masalah

Beberapa batasan masalah yang ditetapkan, diantaranya adalah:

1. Pengumpulan Data yang digunakan dalam penelitian ini terbatas pada data antropometri anak, seperti berat badan, tinggi badan, dan usia, serta faktor yang relevan. Data diperoleh dari rekam medis atau hasil survei di Posyandu Kelurahan Gaharu dan tidak mencakup variabel lain seperti data genetik atau riwayat kesehatan keluarga yang lebih mendalam.
2. Model *machine learning* yang dikembangkan hanya berfokus pada metode *Support Vector Machine* (SVM) sebagai teknik utama dalam prediksi status gizi anak. Teknik *Backward Elimination* digunakan untuk seleksi fitur guna menyaring variabel yang memiliki kontribusi signifikan dalam prediksi. Model lain seperti deep learning atau pendekatan statistik lainnya tidak menjadi fokus penelitian ini.
3. Penelitian ini hanya mencakup anak usia 0-5 tahun yang terdaftar di Posyandu Kelurahan Gaharu dan tidak mencakup anak di luar rentang usia tersebut atau daerah lain dengan karakteristik sosial ekonomi yang berbeda.

### 1.4 Tujuan Penelitian

1. Mengembangkan model *machine learning* berbasis *Support Vector Machine* (SVM) yang dapat memprediksi tumbuh kembang anak guna mencegah gizi buruk berdasarkan data kesehatan dan faktor lainnya.
2. Menentukan faktor-faktor yang paling signifikan dalam menentukan status gizi anak, sehingga dapat dijadikan sebagai indikator utama dalam pengembangan model prediksi.

3. Menyusun rekomendasi bagi instansi kesehatan dan pemerintah dalam memanfaatkan model *machine learning* untuk meningkatkan efektivitas program intervensi gizi dan pemantauan kesehatan anak secara lebih efisien dan berbasis data.

### **1.5 Manfaat Penelitian**

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi sebagai berikut:

1. Mempermudah terkait proses pemantauan status gizi anak secara lebih sistematis dengan menggunakan metode *machine learning*, sehingga memungkinkan deteksi dini terhadap risiko gizi buruk.
2. Memastikan pertumbuhan dan perkembangan anak lebih terjamin dengan sistem prediksi yang lebih baik, sehingga anak bisa atau dalam kata lain akan tumbuh lebih sehat juga produktif di masa depan.
3. Membantu tenaga kesehatan dalam mengidentifikasi anak-anak yang memerlukan intervensi segera, sehingga memungkinkan tindakan pencegahan yang jauh lebih tepat bahkan efektif.

## **BAB II**

### **LANDASAN TEORI**

#### **2.1 Tumbuh Kembang Anak**

Tumbuh kembang anak merupakan proses berkesinambungan antara pertumbuhan dan perkembangan yang dimulai sejak masa konsepsi hingga anak dewasa. Kedua aspek tersebut memiliki perbedaan yang cukup berbeda, tetapi keduanya masih memiliki peran penting dalam mendampingi anak melalui setiap fase tumbuh kembang. Baik pertumbuhan maupun perkembangan merepresentasikan proses perubahan dalam diri individu. Meski demikian, pertumbuhan dapat mencakup aspek perkembangan, tetapi tidak semua bentuk perkembangan dapat dikategorikan sebagai pertumbuhan. Pertumbuhan sendiri merujuk pada suatu perubahan kuantitatif yang bisa diukur dari peningkatan berat maupun tinggi badan, sedangkan perkembangan lebih berfokus terhadap perubahan kualitatif yang mencakup peningkatan proses biologis dan kompleksitas tubuh akibat pertumbuhan (Nardina et al., 2021).

Perlu diketahui, bahwa ada dua kategori untuk tahap pertumbuhan anak:

1. Periode perkembangan anak pada usia emas (0-5 tahun) yang meliputi:
  - Fase embrio (dari pembuahan hingga 8 minggu) dan fase janin (dari 9 minggu hingga kelahiran) yang membentuk fase prenatal.
  - Neonatus (0-28 hari), bayi (29 hari-1 tahun), anak kecil (1-2 tahun), dan anak prasekolah (3-5 tahun), semuanya termasuk dalam periode pascakelahiran.
2. Tahap tumbuh kembang usia 5 Tahun ke atas, yang mencakup:
  - Masa sekolah (5-12 tahun).
  - Masa remaja (12-18 tahun).

Pencapaian tumbuh kembang yang optimal bergantung pada potensi biologis individu itu sendiri. Pencapaian tersebut bisa diukur berdasarkan suatu penilaian. Penilaian tumbuh kembang anak secara medis maupun statistik sangat penting untuk menentukan status pertumbuhan dan perkembangan anak, baik dalam keadaan sehat maupun sakit.

Secara garis besar, ada tiga indikator yang sering digunakan untuk mengukur tumbuh kembang anak di Indonesia. Indikator tersebut adalah berat badan menurut tinggi badan (BB/TB), tinggi badan menurut usia (TB/U), dan berat badan menurut usia (BB/U). Masing-masing indeks ini memiliki ambang batas, dimana dapat membantu dalam mengidentifikasi tumbuh kembang.

**Tabel 2. 1** Indikator Perkembangan Tumbuh Kembang

Indeks	Kategori Status Gizi	Ambang Batas (Z-Score)
Berat Badan menurut Umur (BB/U) anak usia 0 - 60 bulan	Berat badan sangat kurang ( <i>severely underweight</i> )	<-3 SD
	Berat badan kurang ( <i>underweight</i> )	- 3 SD s.d. <- 2 SD
	Berat badan normal	-2 SD s.d. +1 SD
	Risiko Berat badan lebih <sup>1</sup>	> +1 SD
Panjang Badan atau Tinggi Badan menurut Umur (PB/U atau TB/U) anak usia 0 - 60 bulan	Sangat pendek ( <i>severely stunted</i> )	<-3 SD
	Pendek ( <i>stunted</i> )	- 3 SD s.d. <- 2 SD
	Normal	-2 SD s.d. +3 SD
	Tinggi <sup>2</sup>	> +3 SD
Berat Badan menurut Panjang Badan atau Tinggi Badan (BB/PB atau BB/TB) anak usia 0 - 60 bulan	Gizi buruk ( <i>severely wasted</i> )	<-3 SD
	Gizi kurang ( <i>wasted</i> )	- 3 SD s.d. <- 2 SD
	Gizi baik (normal)	-2 SD s.d. +1 SD
	Berisiko gizi lebih ( <i>possible risk of overweight</i> )	> + 1 SD s.d. + 2 SD
	Gizi lebih ( <i>overweight</i> )	> + 2 SD s.d. + 3 SD
	Obesitas (obese)	> + 3 SD

Sumber : (ahligizi.id, 2020)

Dalam Tabel 2.1 Indikator Perkembangan Tumbuh Kembang, disajikan parameter utama yang digunakan untuk menilai pertumbuhan anak. Untuk mengetahui status gizi tersebut dapat dihitung dengan rumus *Z-Score* berikut:

- Rumus BB/U :

$$Z \text{ score} = \frac{BB \text{ hitung} - \text{median baku rujukan}}{\text{simpangan baku rujukan}}$$

(1)

- Rumus TB/U :

$$Z \text{ score} = \frac{TB \text{ hitung} - \text{median baku rujukan}}{\text{simpangan baku rujukan}} \quad (2)$$

- Rumus BB/TB :

$$Z \text{ score} = \frac{TB \text{ hitung} - \text{median baku rujukan}}{\text{simpangan baku rujukan}} \quad (3)$$

**Tabel 2. 2** Kriteria Normal Berat dan Tinggi Badan Anak Usia 0-6 Bulan

**Berat Badan Bayi Normal Berdasarkan Umur**

Usia	Laki-laki (kg)	Perempuan (kg)
Baru Lahir	2,5 - 4,4	2,4 - 4,2
1 Bulan	3,4 - 5,8	3,2 - 5,5
2 Bulan	4,3 - 7,1	3,9 - 6,6
3 Bulan	5 - 8	4,5 - 7,5
4 Bulan	5,6 - 8,7	5 - 8,2
5 Bulan	6 - 9,3	5,4 - 8,8
6 Bulan	6,4 - 9,8	5,7 - 9,3

**Panjang Badan Bayi Berdasarkan Umur**

Usia	Laki-laki (cm)	Perempuan (cm)
Baru Lahir	46,1 - 53,7	45,4 - 52,9
1 Bulan	50,8 - 58,6	49,8 - 57,6
2 Bulan	54,4 - 62,4	53 - 61,1
3 Bulan	57,3 - 65,5	55,6 - 64
4 Bulan	59,7 - 68	57,8 - 66,4
5 Bulan	61,7 - 70,1	59,6 - 68,5
6 Bulan	63,3 - 71,9	61,2 - 70,3

Sumber : (Lactoclub.co.id, 2023)

**Tabel 2. 3** Kriteria Normal Berat dan Tinggi Badan Anak Usia 1-5 Tahun

**Tabel Berat dan Tinggi Badan Anak Usia 1-5 Tahun (Laki-laki)**

Usia	Berat Badan	Tinggi Badan
1 Tahun	7,7 - 12 kg	71 - 80,5 cm
2 Tahun	9,7 - 15,3 kg	81,7 - 93,9 cm
3 Tahun	11,3 - 18,3 kg	88,7 - 102 cm
4 Tahun	12,7 - 21,2 kg	94,9 - 111,1 cm
5 Tahun	14,1 - 24,2 kg	100,7 - 119,2 cm

**Tabel Berat dan Tinggi Badan Anak Usia 1-5 Tahun (Perempuan)**

Usia	Berat Badan	Tinggi Badan
1 Tahun	7 - 11,5 kg	68,9 - 75 cm
2 Tahun	9 - 14,8 kg	80 - 92,5 cm
3 Tahun	10,8 - 18,1 kg	87,4 - 101,7 cm
4 Tahun	12,3 - 21,5 kg	94,1 - 111,3 cm
5 Tahun	13,7 - 24,9 kg	99,9 - 118,9 cm

Sumber : (Puskesmas Glugur Darat, 2025)

Tabel 2.2 dan Tabel 2.3 memberikan informasi mengenai kriteria normal berat dan tinggi badan untuk anak berdasarkan usia, yang dapat dijadikan pedoman bagi tenaga kesehatan dan orang tua dalam memantau perkembangan anak. Dengan memahami indikator ini, langkah-langkah intervensi yang tepat dapat dilakukan untuk memastikan anak tumbuh dan berkembang secara optimal.

## 2.2 Risiko Gizi Buruk

Gizi buruk merupakan suatu kondisi kritis yang terjadi akibat kekurangan zat gizi pada tubuh. Penyebab utama ini muncul tidak lain karena ketidakseimbangan asupan yang diberikan. Apabila kekurangan gizi terus dibiarkan bisa saja menyebabkan gangguan serius pada pertumbuhan dan perkembangan anak balita seperti terjadinya gangguan bicara pada anak, bahkan dilihat dari jangka panjangnya bisa mengakibatkan pertumbuhan anak terhambat sebelum waktunya. Selain itu, gizi buruk dapat menyebabkan tingkat risiko penyakit degeneratif di kemudian hari bahkan kematian (Catur Utami et al., 2023). kondisi ini bisa terlihat dari tubuh anak yang sangat kurus karena ketidakmampuan makanan sehari-hari dalam memenuhi kebutuhan nutrisi yang diperlukan tubuh.

Ada beberapa faktor risiko lain telah diidentifikasi sebagai penyebab gizi buruk, termasuk diantaranya seperti pola asuh yang kurang sesuai dan tidak optimal, riwayat penyakit infeksi, serta kebiasaan mengonsumsi makanan yang kurang sehat (Nurhaliza et al., 2019). Risiko gizi buruk pada anak usia dini bukan hanya mengakibatkan ataupun berdampak pada fisik pertumbuhan anak tersebut, tetapi memungkinkan menghambat kemampuan kognitif, kemampuan belajar, serta kesehatan anak secara menyeluruh (Lailatanur et al., 2022). Oleh karena itu, identifikasi dini terhadap faktor-faktor risiko ini sangat penting dalam upaya pencegahan gizi buruk.

## 2.3 Posyandu

Posyandu atau Pos Pelayanan Terpadu merupakan lembaga kemasyarakatan di tingkat desa atau kelurahan yang berperan dalam memberikan pelayanan sosial dasar, khususnya di bidang kesehatan ibu dan anak. Posyandu berfungsi sebagai wadah pemberdayaan masyarakat dalam upaya meningkatkan kesehatan

masyarakat secara mandiri dan berkelanjutan. Kegiatan Posyandu melibatkan partisipasi aktif masyarakat dan didukung oleh tenaga kesehatan, terutama dalam pemantauan tumbuh kembang anak serta pencegahan risiko gizi buruk. Sebagai bagian dari sistem layanan kesehatan primer, Posyandu menjalankan berbagai program kesehatan, seperti imunisasi, pemberian vitamin A, pemantauan status gizi, penyuluhan kesehatan, serta deteksi dini gangguan tumbuh kembang anak.

#### 2.4 *Machine Learning*

*Machine learning* adalah cabang kecerdasan buatan yang memungkinkan komputer mempelajari data pola tertentu dan membuat prediksi berdasarkan pola data tanpa harus diprogram secara eksplisit (Dwinanto et al., 2024). Algoritma bekerja dengan mengidentifikasi pola dan hubungan dalam data sehingga mampu membuat prediksi atau keputusan pada data yang belum pernah terlihat sebelumnya. Terdapat berbagai jenis model *machine learning* yang populer dan sering digunakan, seperti regresi linier, *decision tree*, *neural network*, dan *Support Vector Machine* (Rizki Hadi, 2023).

Dalam konteks prediksi terkait gizi anak, algoritma *machine learning* dapat menganalisis faktor seperti berat badan, hingga tinggi badan anak, di mana hasilnya sistem perangkat model dapat mendeteksi potensi risiko gizi buruk pada anak. Berbagai algoritma seperti *Naïve Bayes*, *Support Vector Machine* (SVM) dan *Random Forest* telah digunakan dalam penelitian untuk mengevaluasi akurasi dan efektivitasnya dalam klasifikasi gizi anak (Handayani, p et al., 2024). Dengan adanya dataset yang cukup besar, model *machine learning* secara otomatis mampu membuat pola yang lebih kompleks, sehingga dapat dimanfaatkan secara optimal untuk mendukung pengambilan keputusan berbasis data dalam berbagai bidang.

## 2.5 Support Vector Machine (SVM)

SVM termasuk dalam kategori jenis model algoritma *machine learning* yang berfungsi sebagai teknik untuk mengkategorikan baik data yang bersifat linier dan non-linier. Metode ini sangat efektif dalam menangani data berdimensi tinggi. Secara prinsip kerja, SVM akan membangun batas keputusan terbaik guna memisahkan data antar kelas dengan margin seluas mungkin. Strategi ini dilakukan agar model memiliki performa yang baik dan juga kuat dalam menghadapi data yang tidak termasuk dalam data pelatihan. Dengan memaksimalkan jarak antara kelas-kelas tersebut, SVM menghasilkan model prediktif yang cenderung lebih presisi dan efisien (Nalatisifa et al., 2021). Ilustrasi mengenai mekanisme kerja SVM dapat dilihat melalui flowchart berikut.



**Gambar 2.1** Flowchart Proses Klasifikasi SVM

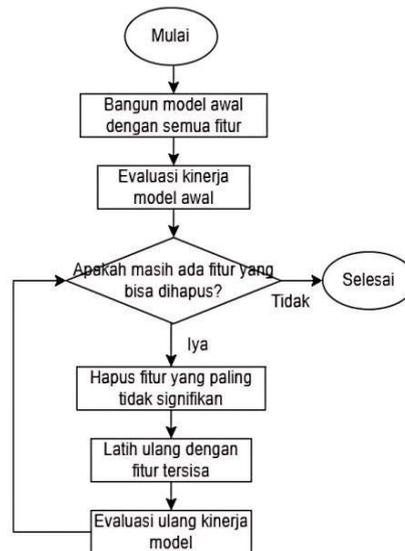
Gambar tersebut memperlihatkan dengan jelas bagaimana SVM dapat memisahkan kelas datanya. Proses akan diawali dengan memasukkan data yang diperlukan. Setelah data dimasukkan, tahap berikutnya adalah melakukan perhitungan kernel yang berfungsi untuk mengubah data ke dalam dimensi yang

kompleks agar lebih mudah diklasifikasikan oleh SVM. Kernel ini membantu dalam membangun garis pemisah yang membagi data menjadi dua kelas dengan lebih efektif. Setelah itu, melakukan proses *Sequential Training SVM*, yang didalamnya terdapat perhitungan *Matriks Hessian*, dimana hasil perhitungan tersebut dipakai untuk menghitung nilai  $\delta\alpha_i$  dan  $\alpha_i$ . Setelahnya, masuk ke tahap penentuan nilai bias yang berfungsi menentukan posisi *hyperplane* dalam fungsi keputusan. Dari hasil perhitungan tersebut, dilanjutkan dengan melakukan proses *testing* agar menghasilkan kategori keputusannya, dimana rumus keputusan yang dipakai adalah perhitungan nilai  $f(x)$ . Ketika sudah mendapat nilai dari  $f(x)$  maka data bisa diklasifikasikan menjadi kategori tertentu dari nilai  $f(x)$  itu. Jika nilai  $> 0$  bisa dikatakan kalau data akan masuk ke dalam kategori positif sedangkan apabila nilainya  $< 0$ , data akan masuk ke dalam kategori negatif. Proses ini menghasilkan hasil klasifikasi yang menunjukkan kategori dari setiap data yang diuji, sehingga dapat digunakan untuk pengambilan keputusan atau analisis lebih lanjut.

## **2.6 Feature Selection Backward Elimination**

*Backward Elimination* termasuk seleksi fitur yang populer dan cocok dalam meningkatkan suatu performa model dengan cara menyaring fitur-fitur yang tidak signifikan dalam kata lain tidak memiliki pengaruh besar. *Backward Elimination* juga pastinya terbukti efektif dan mampu meningkatkan akurasi model dengan baik jika harus disandingkan dengan metode statistik signifikan dalam tahap seleksi. *Backward Elimination* akan bekerja dengan menguji seluruh fitur yang tersedia dulu, lalu secara terstruktur nantinya akan mengeliminasi fitur yang terbukti tidak memiliki pengaruh besar berdasarkan evaluasi hasil pengujian yang dihasilkan dari setiap kombinasi fitur tersebut (S. Muthukumaran et al., 2021). Proses ini dilakukan secara rekursif hingga hanya fitur yang benar-benar

memberikan kontribusi signifikan terhadap model yang digunakan (F. Maulidina et al., 2021). Untuk lebih jelas, pernyataan di atas akan tercantum dan diamati pada gambar berikut ini:



**Gambar 2.2** Flowchart *Backward Elimination*

Dari gambar di atas, berikut penjelasan singkat langkah-langkahnya adalah:

Proses *Backward Feature Elimination* dimulai dengan membangun model awal yang menggunakan semua fitur yang tersedia dalam dataset. Setelah itu, model dievaluasi untuk mengukur kinerjanya. Selanjutnya, dilakukan pengecekan apakah masih ada fitur yang bisa dihapus tanpa mengurangi kualitas model secara signifikan. Jika tidak ada fitur yang dapat dihapus, proses selesai. Namun, jika masih ada fitur yang kurang berpengaruh, fitur tersebut dihapus, dan model dilatih ulang menggunakan fitur yang tersisa. Setelah model diperbarui, kinerjanya kembali dievaluasi untuk memastikan bahwa penghapusan fitur tidak berdampak negatif pada performa. Proses ini berulang hingga tidak ada lagi fitur yang bisa dihapus tanpa menurunkan kualitas model. Dengan pendekatan ini, model menjadi lebih sederhana dan efisien tanpa mengorbankan akurasi.

## 2.7 Python

Python adalah bahasa pemrograman berbasis skrip yang berorientasi objek dan dirancang agar mudah dipahami serta dapat dijalankan di berbagai sistem operasi. Dengan sintaksis yang sederhana dan jelas, Python menjadi pilihan utama dalam pengembangan aplikasi, baik untuk prototipe, scripting manajemen infrastruktur, maupun pengembangan aplikasi berskala besar. Saat ini, Python menduduki posisi terdepan dalam analisis data berkat koleksi pustakanya (*library*) yang luas, mencakup alat-alat untuk analisis data, *machine learning*, *preprocessing* data, serta visualisasi data (Manalu dan Gunadi, 2022). Beberapa *library* Python yang paling sering digunakan antara lain *Scikit-Learn*, TensorFlow, dan PyTorch. Selain itu, Python juga memiliki kurva pembelajaran yang tergolong relatif mudah, menjadikannya pilihan yang tepat bagi pemula yang ingin terjun dalam dunia pemrograman.

Meskipun bukan bahasa pemrograman yang baru, Python telah dikembangkan sejak tahun 1991 oleh Guido van Rossum dan terus mengalami pembaruan hingga sekarang. Saat ini, Python menjadi salah satu bahasa yang paling banyak digunakan dalam berbagai sektor, mulai dari pengembangan website, algoritma, hingga otomatisasi proses. Dengan struktur kode yang lebih ringkas dibandingkan bahasa lain, Python memungkinkan untuk pengembang menulis program dengan lebih efisien dan mudah dipahami. Python juga termasuk memiliki fleksibilitas yang tinggi, memungkinkan dipakai di berbagai sistem operasi seperti Linux, Android, hingga platform lainnya. Kemudahan ini menjadikan Python pilihan utama bagi banyak pengembang dalam membangun aplikasi.

## **BAB III**

### **METODOLOGI PENELITIAN**

#### **3.1 Jenis Penelitian**

Jenis penelitian yang digunakan dalam penelitian ini adalah penelitian kuantitatif. Penelitian kuantitatif dapat diartikan sebagai metode penelitian yang berlandaskan pada filsafat positivisme, digunakan untuk meneliti pada populasi atau sampel tertentu. Pendekatan ini menekankan pada pengumpulan dan analisis data numerik yang dapat diukur secara statistik. Dalam konteks penelitian ini, penelitian kuantitatif digunakan untuk mengembangkan model prediksi perkembangan tumbuh kembang anak guna mencegah risiko gizi buruk.

#### **3.2 Sampel Data**

Sampel data yang digunakan dalam penelitian ini adalah beberapa anak dengan usia (0-5 tahun) yang terdaftar di posyandu di Kelurahan Gaharu kec. Medan Timur.

#### **3.3 Tempat dan Waktu Penelitian**

Penelitian ini dilaksanakan di Kelurahan Gaharu, Kecamatan Medan Timur, Kota Medan, Sumatera Utara. lokasi ini diambil karena memiliki aspek pendukung dalam penelitian yang dilakukan oleh penulis untuk dapat memprediksi perkembangan tumbuh kembang anak untuk mencegah risiko gizi pada anak sehingga menjadikannya lokasi yang relevan untuk penelitian ini. Waktu penelitian dilaksanakan selama 1 bulan di bulan Januari 2025, mulai dari 8 - 29 Januari 2025.

### 3.4 Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan menggunakan metode yang komprehensif untuk memastikan keakuratan dan kelengkapan informasi. Jenis pengumpulan yang digunakan adalah data primer yang dikumpul melalui pengukuran antropometri dan pengisian kuesioner langsung terhadap anak yang terdaftar di posyandu berusia 0-5 tahun yang menjadi sampel penelitian. Data yang dikumpulkan meliputi berat badan dan tinggi badan terhadap balita. Selain itu, ada informasi tentang identitas anak, hingga faktor seperti sosial ekonomi keluarga yang mempengaruhi tumbuh kembang anak.

Data yang dikumpulkan akan dirinci dan diperlihatkan lewat tabel variabel penelitian. Variabel penelitian tersebut sebagai berikut:

**Tabel 3. 1** Variabel Penelitian

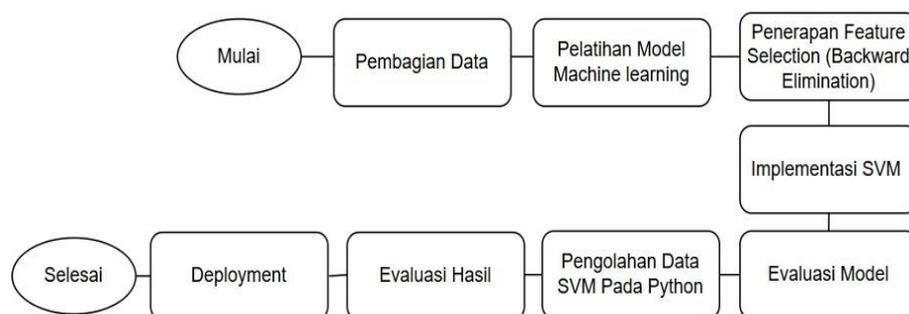
Variabel	Keterangan
Gender	Jenis kelamin anak diantaranya (0:Laki-laki, 1:Perempuan)
Usia	Umur anak sampai lima tahun (0-60 Bulan)
Tinggi Badan	Hal terkait tinggi badan anak yang diukur dalam satuan centimeter (cm)
Berat Badan	Hal terkait berat badan anak yang diukur dalam satuan kilogram (kg)
BB/U	Berat badan Berat Badan Sekarang dibandingkan Umur (0:Sangat Kurang, 1:Kurang, 2:Normal, 3:Berat Badan Lebih)
<i>Z-Score</i> BB/U	Nilai <i>Z-Score</i> berat dibandingkan dengan umur

BB/TB	Berat Badan Sekarang dibandingkan Panjang Badan Sekarang (0:Gizi Buruk, 1:Gizi Kurang, 2:Gizi Baik, 3:Gizi Lebih, 4:Obesitas)
Z-Score BB/TB	Nilai Z-Score berat dibandingkan dengan tinggi badan
TB/U	Panjang Badan Sekarang dibandingkan Umur (0:Sangat Pendek, 1:Pendek, 2:Normal, 3:Tinggi)
Z-Score TB/U	Nilai Z-Score tinggi dibandingkan dengan umur
Perkembangan Anak	Kondisi anak yang terlihat meliputi (0:menyimpang, 1:Normal, 2:Sehat)
Pola Makan	Pola makan anak diukur dari (0:Baik, 1:kurang)
Lingkungan sosial	Keamanan lingkungan tempat tinggal anak (0:Aman, 1:Tidak Aman)
Imunisasi Dasar	Status imunisasi anak (0:Lengkap, 1:Tidak Lengkap)
Pendapatan Keluarga	Estimasi pendapatan keluarga (0:Rendah,1:Menengah, 2:Tinggi)
Hasil	Hasil dari Status Berisiko Gizi Buruk (0: Tidak Berisiko, 1: Hampir Berisiko, 2: Berisiko Gizi Buruk)

Variabel-variabel dalam penelitian ini dapat digunakan sebagai fitur input yang memberikan data penting bagi algoritma SVM dalam mengklasifikasikan status gizi anak sehingga dapat mempengaruhi performa model SVM. Variabel penelitian yang digunakan akan memiliki pengaruh yang berbeda-beda terhadap proses klasifikasi status gizi anak. Variabel yang berhubungan langsung dengan antropometri anak, seperti berat badan, tinggi badan, dan usia, sangat berperan dalam menentukan *hyperplane* terbaik yang memisahkan kategori gizi anak, baik

yang berisiko hingga yang tidak berisiko gizi buruk. SVM akan memanfaatkan hubungan antara tinggi badan dan berat badan untuk mengidentifikasi pola pertumbuhan anak yang ideal, serta mempertimbangkan faktor usia dalam menentukan apakah berat dan tinggi badan seorang anak sesuai dengan standar pertumbuhan yang diharapkan. Selain faktor antropometri, variabel sosial seperti pola makan dan pendapatan keluarga juga berkontribusi dalam klasifikasi status gizi. Pola makan yang tidak seimbang dapat menjadi indikator utama dalam menentukan risiko gizi buruk, sementara pendapatan keluarga berpengaruh terhadap akses anak terhadap makanan bergizi dan layanan kesehatan. SVM akan menganalisis bagaimana pola makan dan kondisi ekonomi keluarga memengaruhi perkembangan gizi anak, sehingga dapat memperkuat pemisahan antara anak-anak yang memiliki status gizi baik dan buruk. Dengan demikian, kombinasi variabel antropometri dan sosial dalam model SVM membantu meningkatkan akurasi dalam memprediksi status gizi anak serta mendukung pengambilan keputusan yang lebih tepat dalam intervensi gizi.

### 3.5 Alur Penelitian



**Gambar 3. 1** Alur Penelitian

Untuk mencapai tujuan penelitian diperlukan perencanaan tahapan kegiatan yang akan dilakukan. Tahapan ini yang nantinya dijadikan sebagai pedoman

kerja dari awal penelitian hingga penelitian ini selesai. Di bawah ini adalah Prosedur umum dari kerangka kerja tahap penelitian prediksi Perkembangan Tumbuh Kembang Anak Untuk Mencegah Risiko Gizi Buruk Menggunakan *Support Vector Machine learning* Dengan *Feature Selection Backward Elimination* ini meliputi beberapa tahapan yang terdiri dari:

### 3.5.1 Pembagian Data

Tahap ini bertujuan untuk memisahkan dataset data pelatihan dan data pengujian yang diperoleh dari Posyandu di Kelurahan Gaharu, Kecamatan Medan Timur. Tahapan pada proses ini di bagi menjadi dua bagian, yaitu data latihan (*training data*) dan data uji (*testing data*).

- *Training data* digunakan dalam proses pelatihan model di mana mampu mengenali pola data dan membuat prediksi yang tentunya akurat
- *Testing data* berperan penting dalam menilai kemampuan prediksi anak, sehingga memungkinkan evaluasi kemampuan prediksi berdasarkan data baru.

Dalam penelitian ini, data dibagi menjadi 20% dari data dalam penelitian ini akan digunakan untuk pengujian, sedangkan 80% sisanya akan digunakan untuk pelatihan. Proses pemisahan data dan pengkodean ditunjukkan secara detail dilihat di bawah ini.

```
[ ] from sklearn.model_selection import train_test_split  
  
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X_scaled, y, test_size=0.2, random_state=42)
```

**Gambar 3. 2** Proses *Split* Data

### 3.5.2 Pelatihan Model Machine learning

Pada tahap ini, model dilatih menggunakan algoritma *machine learning* dengan data latih yang telah disiapkan. Model akan mempelajari pola serta hubungan antara input (parameter tumbuh kembang anak) dan output (kategori status berisiko gizi: Tidak Berisiko, Hampir Berisiko, Berisiko). Proses diawali dengan pra-pemrosesan data untuk memastikan kualitas dan konsistensi data sebelum digunakan dalam model. Langkah ini meliputi pembersihan data dari nilai yang hilang (missing values) hingga standardisasi nilai numerik agar semua variabel berada dalam skala yang seragam. Proses yang dilakukan terhadap langkah ini adalah sebagai berikut:

```
[ ] df.isnull().sum()
```

**Gambar 3. 3** Proses Untuk Cek Nilai Atribut Yang Kosong

Hasil dari running kode diatas menghasilkan output seperti yang ditunjukkan di bawah ini, yang mengindikasikan bahwa seluruh nilai pada atribut data telah terisi sepenuhnya tanpa adanya nilai yang kosong atau hilang.

**Tabel 3. 2** Nilai Atribut Data Tidak Ada Yang kosong

Gender	0
Usia (bulan)	0
TB (cm)	0
BB (kg)	0
BB/U	0
Z-Score BB/U	0
BB/TB	0

Z-Score BB/TB	0
TB/U	0
Z-Score TB/U	0
Perkembangan Anak	0
Pola Makan	0
Lingkungan	0
Imunisasi Dasar	0
pendapatan keluarga	0
Hasil	0

```
[ ] df.duplicated().sum()
```

```
np.int64(0)
```

**Gambar 3. 4** Kode Untuk Menghasilkan Info Tentang Duplikasi Data

Berdasarkan hasil eksekusi kode di atas, dapat disimpulkan bahwa dataset yang digunakan untuk membangun model deteksi risiko gizi pada anak tidak mengandung data yang terduplikasi, atau terduplikasi 0.

Sementara itu, variabel kategorikal seperti Gender, BB/U, BB/TB, TB/U, Perkembangan Anak, Pola Makan, Lingkungan, Imunisasi Dasar, Pendapatan Keluarga, dan Hasil dikonversi ke dalam bentuk numerik melalui proses encoding agar dapat diolah oleh algoritma machine learning. Prosesnya terlihat seperti berikut:

```
[ ] df['Gender'] = df['Gender'].map({'Laki-laki': 0, 'Perempuan': 1})
df['BB/U'] = df['BB/U'].map({'Sangat Kurang': 0, 'Kurang': 1, 'Normal': 2, 'Berat Badan Lebih': 3})
df['BB/TB'] = df['BB/TB'].map({'Gizi Buruk': 0, 'Gizi Kurang': 1, 'Gizi Baik': 2, 'Gizi Lebih': 3, 'Obesitas': 4})
df['TB/U'] = df['TB/U'].map({'Sangat Pendek': 0, 'Pendek': 1, 'Normal': 2, 'Tinggi': 3})
df['Perkembangan Anak'] = df['Perkembangan Anak'].map({'Menyimpang': 0, 'Normal': 1, 'Sehat': 2})
df['Pola Makan'] = df['Pola Makan'].map({'Baik': 0, 'Kurang': 1})
df['Lingkungan'] = df['Lingkungan'].map({'Aman': 0, 'Tidak Aman': 1})
df['Imunisasi Dasar'] = df['Imunisasi Dasar'].map({'Lengkap': 0, 'Tidak Lengkap': 1})
df['pendapatan keluarga'] = df['pendapatan keluarga'].map({'Rendah': 0, 'Menengah': 1, 'Tinggi': 2})
df['Hasil'] = df['Hasil'].map({'Tidak Berisiko': 0, 'Hampir Berisiko': 1, 'Berisiko': 2})
df
```

	Gender	Usia (bulan)	TB (cm)	BB (kg)	BB/U	Z-Score BB/U	BB/TB	Z-Score BB/TB	TB/U	Z-Score TB/U	Perkembangan Anak	Pola Makan	Lingkungan	Imunisasi Dasar	pendapatan keluarga	Hasil
0	0	0	47.0	3.0	2	-0.89	2	0.85	2	-1.98	2	0	0	1	1	0
1	1	1	55.0	4.5	2	-0.43	2	-0.12	2	-0.37	1	0	0	1	1	0
2	0	2	60.0	5.8	2	0.20	2	-0.39	2	0.62	2	0	0	1	1	0
3	0	2	59.0	4.8	1	-2.29	1	-2.13	2	-1.09	1	1	0	1	1	1
4	0	2	61.0	6.4	2	0.10	2	0.26	2	-0.11	2	0	0	1	1	0
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
205	1	60	107.7	16.0	2	-0.90	2	-1.08	2	-0.41	2	0	0	0	1	0
206	1	60	108.0	15.0	2	-1.34	2	-1.92	2	-0.28	2	0	0	0	2	0
207	1	60	108.6	16.9	2	-0.51	2	-0.77	2	-0.19	2	0	0	0	1	0
208	1	60	107.0	17.0	2	-0.48	2	-0.30	2	-0.52	2	0	0	0	2	0
209	1	60	108.0	14.8	2	-1.43	1	-2.07	2	-0.25	1	1	0	1	0	1

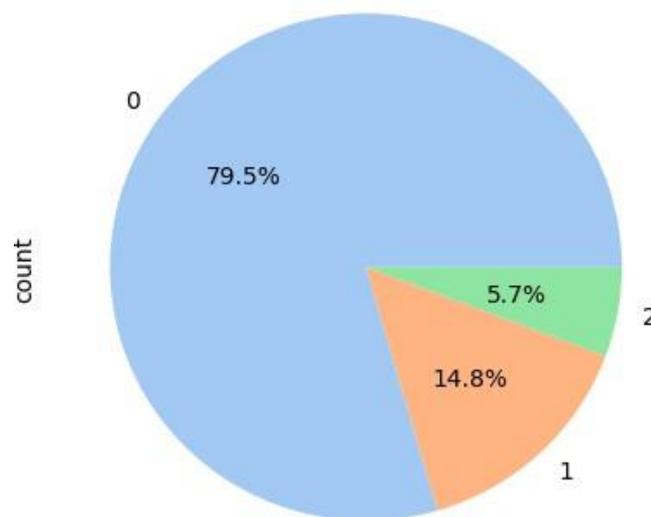
210 rows × 16 columns

**Gambar 3.5** Label encoding dataset

Pada Gambar 3.5 dilakukan label encoding pada variabel-variabel kategorikal untuk mengubah nilai kategorikal menjadi representasi numerik. Proses ini memungkinkan algoritma *machine learning* untuk memproses data tersebut secara optimal, karena sebagian besar algoritma hanya dapat bekerja dengan input numerik.

Setelah tahap ini selesai, dilakukan proses visualisasi data untuk menampilkan hasil prediksi terhadap kondisi anak. Visualisasinya dapat dilihat di bawah dan berdasarkan visualisasi tersebut, terlihat bahwa nilai 0 muncul paling dominan dibandingkan nilai 1 dan 2. Hal ini menunjukkan bahwa jumlah anak dalam kategori 'Tidak Berisiko' jauh lebih tinggi dibandingkan dengan kategori 'Hampir Berisiko' dan 'Berisiko'. Meskipun terdapat ketimpangan jumlah antar kategori, distribusi data masih tergolong tetap layak digunakan untuk pemodelan.

### Tidak Berisiko vs Hampir Berisiko vs Berisiko



**Gambar 3. 6** Visualisasi Data

Proses ini selesai, kemudian akan lanjut untuk melatih model *Support Vector Machine* (SVM) guna mengklasifikasikan status gizi anak berdasarkan faktor-faktor yang tersedia. Data yang telah melalui tahap pra-pemrosesan kemudian digunakan untuk melatih model SVM dengan parameter yang telah ditentukan. Beberapa parameter penting dalam pelatihan SVM meliputi:

- Kernel type: Menentukan jenis kernel yang digunakan (*linear*, polynomial, RBF atau sigmoid).
- C parameter: Mengontrol *trade-off* antara margin yang maksimal dan error klasifikasi minimal
- Gamma: Mengontrol seberapa jauh pengaruh setiap titik data dalam perhitungan

Pelatihan model dilakukan secara iteratif dengan melakukan penyesuaian parameter hingga didapatkan performa optimal. Dalam proses ini, teknik *cross-validation* digunakan untuk memastikan model dapat melakukan generalisasi

dengan baik pada data baru. Model akan terus dilatih hingga mencapai konvergensi, di mana peningkatan performa tidak signifikan lagi. Tujuan utama dari pelatihan ini adalah memastikan model dapat belajar secara optimal untuk mengklasifikasikan status gizi anak berdasarkan berbagai parameter input, tanpa mengalami *overfitting* atau *underfitting*.

### **3.5.3 Penerapan Feature Selection Backward Elimination**

Masuk ke tahap berikutnya, pada proses pemilihan fitur, yakni dengan *backward elimination* diterapkan untuk mengurangi jumlah fitur yang digunakan, dengan tujuan mempertahankan atau bahkan meningkatkan tingkat akurasi. Proses BFA akan dimulai dengan melatih model menggunakan semua variabel independen yang tersedia dan mencatat akurasi sebagai baseline. Selanjutnya, satu variabel dihapus, dan model dilatih ulang menggunakan variabel yang tersisa, kemudian akurasi model setelah penghapusan tersebut dicatat. Langkah ini diulangi untuk setiap variabel secara bergantian agar dapat melihat dampak dari penghapusan masing-masing variabel terhadap kinerja model. Setelah semua kemungkinan penghapusan diuji, perubahan akurasi dibandingkan untuk menentukan variabel yang paling tidak berpengaruh terhadap performa model. Variabel yang memberikan dampak paling kecil terhadap akurasi akan dihapus, dan proses ini diulangi hingga tidak ada lagi variabel yang bisa dihapus tanpa mengurangi kualitas model secara signifikan. Pendekatan ini bertujuan untuk menyederhanakan model dengan hanya mempertahankan variabel yang benar-benar relevan, sehingga meningkatkan efisiensi tanpa mengorbankan akurasi. Hal ini bertujuan untuk memahami kontribusi setiap variabel terhadap prediksi status gizi anak dan mengidentifikasi fitur yang paling berpengaruh dalam menentukan

tumbuh kembang mereka. Dengan pendekatan ini, model yang dihasilkan diharapkan lebih efektif dan efisien dalam mendeteksi risiko gizi buruk, sehingga dapat digunakan sebagai alat bantu dalam pengambilan keputusan dalam intervensi kesehatan anak.

### 3.5.4 Implementasi SVM

Implementasi *Support Vector Machine* (SVM) dalam penelitian ini dilakukan untuk memprediksi status gizi anak berdasarkan atribut yang telah dipilih melalui metode *Backward Elimination*. Model ini akan dikembangkan dengan menggunakan beberapa kernel hingga nilai C untuk meningkatkan akurasi prediksi dan mengetahui jenis kernel mana yang cocok. Untuk proses pembangunan dan pelatihan model adalah seperti pada gambar 3.7.

```
[ ] def train_and_evaluate_svm(kernel):
    svm_model = SVC(kernel=kernel, C=1, decision_function_shape='ovo')
    svm_model.fit(X_train, y_train)
    y_pred = svm_model.predict(X_test)
    accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred)
    print(f"Akurasi model dengan kernel: {kernel}, Akurasi: {accuracy * 100:.2f}%")
    return kernel, accuracy

# 5. Uji semua kernel
kernels = ['linear', 'poly', 'rbf', 'sigmoid']
results = [train_and_evaluate_svm(kernel) for kernel in kernels]
```

```

Akurasi model dengan kernel: linear, Akurasi: 95.24%
Akurasi model dengan kernel: poly, Akurasi: 95.24%
Akurasi model dengan kernel: rbf, Akurasi: 95.24%
Akurasi model dengan kernel: sigmoid, Akurasi: 88.10%
```

**Gambar 3.7** Proses Pemilihan Kernel

Gambar 3.7 menunjukkan bahwa model dilatih menggunakan berbagai jenis kernel dengan nilai parameter  $C = 1$  serta pengaturan decision function shape pada 'ovo'. Parameter C berperan dalam mengatur keseimbangan antara lebar margin dan tingkat kesalahan klasifikasi. Sementara itu, decision function shape

berfungsi untuk menentukan bentuk fungsi keputusan dalam model, yang umumnya digunakan dalam kasus SVM dengan lebih dari dua kelas. Pendekatan *one-vs-one* ('ovo') dipilih sebagai strategi klasifikasi untuk menangani data multikelas dengan membuat pemodelan biner untuk setiap pasangan kelas yang mungkin. Pada proses prediksi, seluruh model akan berkontribusi memberikan *voting*, dan kelas dengan jumlah suara terbanyak akan ditetapkan sebagai hasil prediksi akhir. Beberapa pengujian dilakukan dengan menyesuaikan parameter tertentu untuk memperoleh model dengan akurasi tinggi, sekaligus menghindari risiko *overfitting* maupun *underfitting*.

Ketika kernel sudah terpilih SVM bekerja dengan mencari *hyperplane* optimal yang memisahkan kelas-kelas dalam data dengan margin maksimal, sehingga dapat mengklasifikasikan status gizi anak dengan lebih akurat. Sebelum implementasi dilakukan, data harus melalui tahap preprocessing agar dapat diproses oleh algoritma SVM. Setelah itu diuji menggunakan data uji guna mengukur seberapa baik model mampu melakukan prediksi terhadap data baru. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik seperti akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Dengan implementasi SVM yang tepat, diharapkan sistem dapat membantu tenaga kesehatan dalam mendeteksi anak yang berisiko mengalami gizi buruk dengan lebih cepat dan akurat, sehingga memungkinkan intervensi lebih dini dan tepat sasaran.

### **3.5.5 Evaluasi Model**

Setelah pelatihan selesai, Proses evaluasi model dilakukan untuk menentukan kombinasi model yang paling efektif dalam mengklasifikasikan gizi

anak sehingga dapat menghasilkan performa klasifikasi terbaik. Untuk membandingkan performa antar model yang telah dilatih, digunakan metrik evaluasi berupa akurasi dan *Confusion Matrix*.

Akurasi sendiri merupakan perbandingan antara jumlah prediksi yang sesuai dengan label sebenarnya terhadap total data yang diuji. Dalam konteks klasifikasi, baik untuk dua kelas (*binary*) maupun lebih dari dua kelas (*multiclass*), *Confusion Matrix* kerap dijadikan acuan dalam mengukur kinerja model.

Pada *Confusion Matrix*, baris menunjukkan kelas sebenarnya (*actual class*), sedangkan kolom menunjukkan hasil prediksi (*predicted class*). Dengan demikian, matriks ini bisa dipakai dalam membantu mengevaluasi kemungkinan kesalahan serta kinerja model dalam klasifikasi. Beberapa ukuran performa penting seperti *precision*, *recall*, dan *F1-score* juga dihitung berdasarkan nilai dalam *Confusion Matrix* tersebut:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} \quad (4)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (5)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (6)$$

$$F1 = \frac{2 \times Recall \times Precision}{Recall + Precision} \quad (7)$$

### **A. Akurasi**

Akurasi akan mengukur seberapa model mampu memprediksi kelas data uji dengan benar diukur dengan akurasi. Secara keseluruhan, akurasi merepresentasikan tingkat keberhasilan model dalam menghasilkan prediksi yang sesuai dengan data yang ada.

### **B. Confusion matrix**

*Confusion Matrix* sendiri merupakan sebuah tabel yang menyajikan keberhasilan suatu model dalam memprediksi data uji. Ada beberapa istilah penting dalam *Confusion Matrix* adalah:

- *True Positives* (TP): Hasil ketika prediksi model menunjukkan kategori risiko dengan benar. Misalnya, ketika model memprediksi bahwa seorang anak akan termasuk dalam kategori "Berisiko", anak tersebut benar-benar termasuk dalam kategori tersebut.
- *True Negatives* (TN): Hasil kasus di mana prediksi model akan dengan tetap memprediksi anak tidak termasuk dalam kategori risiko dan hasil aslinya juga menunjukkan hal yang sama.
- *False Positives* (FP): Hasil ketika model mengklasifikasi anak berada dalam kategori risiko padahal kenyataannya tidak.
- *False Negatives* (FN): Hasil kasus saat model mengklasifikasi seorang anak tidak berada dalam kategori risiko, namun hasil aslinya menunjukkan kalau anak tersebut berada dalam kategori risiko.

Jika hasil evaluasi menunjukkan kinerja yang belum optimal, dilakukan *hyperparameter tuning* atau peningkatan preprocessing data agar model dapat memberikan prediksi yang lebih akurat. Dalam konteks penelitian ini, *retraining* atau pelatihan ulang menjadi langkah penting jika model masih menunjukkan

performa yang kurang baik. Proses ini dapat dilakukan dengan menambahkan jumlah data latih, mengingat semakin banyak data yang tersedia, semakin baik model dalam mempelajari pola yang ada. Selain itu, proses *Feature Selection* menggunakan metode *Backward Elimination* juga dapat dioptimalkan dengan mempertimbangkan kombinasi fitur yang lebih representatif terhadap faktor yang mempengaruhi tumbuh kembang anak. Dengan menerapkan strategi evaluasi dan optimasi ini, model *Support Vector Machine* (SVM) dapat mengidentifikasi atau dalam artian mendeteksi perkembangan anak dan risiko gizi buruk dengan lebih baik dan secara lebih efektif.

### 3.5.6 Pengolahan Data SVM Pada Python

Dalam tahap pengolahan data menggunakan *Support Vector Machine* (SVM), implementasi dilakukan dengan memanfaatkan bahasa pemrograman Python beserta beberapa pustaka pendukung seperti *Scikit-Learn*, *Pandas*, *NumPy*, dan *Matplotlib*. Di mana dataset yang telah dikumpulkan dibersihkan terlebih dahulu, lalu mengecek nilai hilang, dan duplikasi. Penanganan tentu dilakukan melalui penghapusan atau pengisian nilai. Untuk variabel kategorikal, dilakukan konversi ke dalam bentuk numerik menggunakan metode label encoding atau one-hot encoding agar dapat diproses oleh model SVM.

Data yang telah dibersihkan kemudian dibagi menjadi dua bagian sesuai proporsi yang ditentukan. Dua bagian tersebut tidak lain adalah proses *training* data dan *testing* data dengan menggunakan perbandingan 80:20 terhadap data. Training data dipakai untuk membangun model, sementara data uji digunakan untuk menguji performanya. Implementasi SVM diterapkan dengan memilih jenis kernel yang sesuai dengan karakteristik data, seperti *linear*, *polynomial*,

radial basis function (RBF), atau sigmoid. Proses pelatihan dilaksanakan dengan memberikan data latih ke dalam model agar algoritma SVM dapat membentuk garis keputusan optimal sebagai pemisah antar kelas dalam data dengan pemisahan yang baik dan maksimal.

Setelah selesai dilatih, dilakukan tahap prediksi dan evaluasi menggunakan data uji. Model akan memprediksi status gizi anak berdasarkan fitur yang diberikan, Kemudian hasilnya tersebut akan dievaluasi berdasarkan label sebenarnya untuk mengukur performanya. Untuk memastikan kinerja model yang optimal, dilakukan analisis menyeluruh terhadap berbagai indikator kinerja, termasuk seberapa akurat model dalam memprediksi kelas yang tepat. Jika hasilnya belum memuaskan, dilakukan penyesuaian hyperparameter menggunakan metode Grid Search atau Randomized Search untuk menemukan konfigurasi yang paling efektif, terutama dalam menentukan nilai gamma yang optimal, guna meningkatkan kinerja model dan mengurangi risiko overfitting dan underfitting..

Untuk memahami distribusi prediksi model secara lebih mendalam, dilakukan visualisasi hasil menggunakan *Confusion Matrix* yang memungkinkan analisis pola kesalahan prediksi secara detail. Jika hasil evaluasi masih belum mencapai target yang diinginkan, proses akan diulang dengan melakukan penyesuaian pada fitur yang digunakan atau mengoptimalkan parameter model hingga mencapai hasil yang memuaskan.

### 3.5.7 Evaluasi Hasil

Evaluasi hasil dilakukan setelah model diuji dan dievaluasi guna menjamin bahwa sistem yang dirancang dapat menghasilkan prediksi status gizi anak secara akurat. Jika hasil evaluasi menunjukkan tingkat akurasi yang masih rendah, maka model akan diperbaiki melalui optimalisasi parameter dan pengolahan ulang dataset. Langkah ini sangat penting untuk meningkatkan keandalan sistem yang akan diterapkan dalam lingkungan nyata.

Dengan alur metodologi yang sistematis ini, penelitian dapat menghasilkan model estimasi kondisi gizi balita yang andal serta dapat diimplementasikan pada sistem platform web guna membantu tenaga kesehatan untuk melakukan pemantauan kondisi gizi anak dengan lebih efisien.

### 3.5.8 Deployment

Setelah dilakukan evaluasi menyeluruh, algoritma SVM ditetapkan sebagai model yang akan diterapkan dalam aplikasi praktis. Untuk keperluan proses implementasi tersebut, platform Streamlit sebagai platform *Deployment* karena kemudahan penggunaannya, kecepatan pengembangan, dan kemampuannya memenuhi kebutuhan penelitian. Selain itu, Streamlit bersifat open source, gratis dan menggunakan Python sebagai bahasa utama, sehingga integrasi dan implementasi model ke dalam sistem menjadi lebih mudah tanpa konfigurasi yang rumit.

Streamlit sendiri adalah framework berbasis bahasa pemrograman Python, dirancang untuk membuat aplikasi web interaktif dalam konteks analisis data. Framework ini menyediakan berbagai fitur yang memungkinkan pengguna untuk mengontrol aplikasi dengan elemen interaktif seperti checkbox, text input, dan selectbox. Dalam penelitian ini, Streamlit dipilih karena memiliki banyak keu-

nggulan, seperti kesederhanaan, kemudahan belajar, serta sifatnya yang interaktif, responsif, dan mudah diinstal. Selain itu, Streamlit bersifat open source dan mendukung penerapan *machine learning* (ML). Fitur bawaan seperti widget, pembaruan otomatis, integrasi dengan *library* eksternal, dan pendekatan deklaratif menjadikan pengembangannya lebih mudah. Oleh karena itu, penelitian ini memanfaatkan Streamlit untuk mempercepat proses pengembangan dan pengujian aplikasi secara lebih efisien.

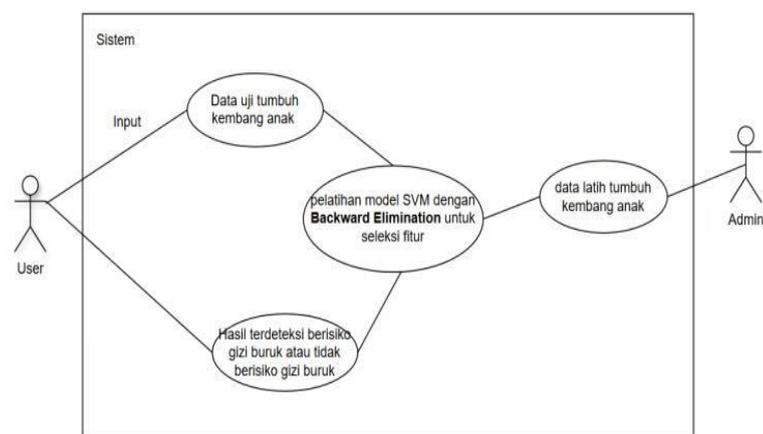
### 3.6 Alur Sistem Kerja Pada Python

Sistem prediksi perkembangan tumbuh kembang anak menggunakan Python dirancang melalui beberapa tahapan untuk memastikan hasil yang optimal. Tahap pertama adalah persiapan data dan *library*, di mana berbagai pustaka seperti Pandas, *NumPy*, dan *Scikit-Learn* digunakan untuk memproses data dan membangun model. Selanjutnya, dataset dibaca dari file CSV dan diproses dengan memisahkan fitur dan target, serta mengonversi data kategorikal menjadi bentuk numerik agar dapat digunakan dalam pemodelan. Untuk meningkatkan performa model, dilakukan seleksi fitur menggunakan metode *Backward Elimination* berbasis *Support Vector Machine* (SVM). Setelah fitur terbaik dipilih, dataset dibagi menjadi data *training* dan *testing*, kemudian dilakukan normalisasi agar model dapat bekerja lebih optimal. Model SVM kemudian dilatih menggunakan parameter tertentu dan dievaluasi menggunakan metrik seperti akurasi, dan *Confusion matrix*. Setelah model dilatih dan diuji, dibuat sebuah fungsi prediksi yang dapat menerima input data baru dan memberikan hasil prediksi status gizi anak secara otomatis. Implementasi ini memungkinkan tenaga kesehatan untuk menganalisis faktor-faktor yang mempengaruhi status gizi anak dengan lebih

cepat dan akurat, sehingga dapat memberikan intervensi yang sesuai guna mencegah risiko gizi buruk.

### 3.7 Use Case Diagram

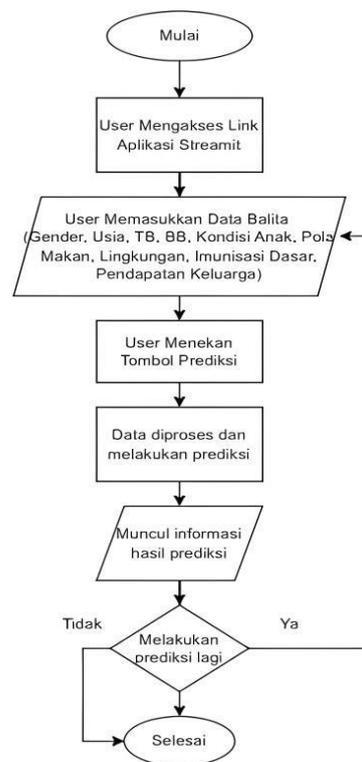
*Use Case Diagram* berfungsi sebagai gambaran grafis terkait cara pengguna berinteraksi dengan sistem untuk mencapai target. Diagram ini menunjukkan alur aktivitas dalam sistem hasil pengembangan berbasis *Support Vector Machine* (SVM) dengan Feature Selection *Backward Elimination*, sebagaimana terlihat pada ilustrasi ini:



**Gambar 3.8** Use Case Diagram

### 3.8 Rancangan Sistem

Pada tahap ini, peneliti akan memberikan gambaran awal bagaimana sistem bekerja menggunakan *flowchart*. Tahap awal akan diawali dari pengguna menjalankan aplikasi Streamlit melalui *link deploy* yang sudah disiapkan. Tahap berikutnya diilustrasikan dari diagram *flowchart* berikut ini:



**Gambar 3. 9** Alur Rancangan Sistem Kerja

Gambar 3.9 merupakan *flowchart* Streamlit yang menerangkan alur kerja sistem berdasarkan inputan pengguna. Dimana proses akan dimulai dengan pengguna mengakses *Link* aplikasi. Setelah itu, pengguna diminta untuk memasukkan data balita, termasuk gender, usia, tinggi badan (TB), berat badan (BB), kondisi anak, pola makan, lingkungan, imunisasi dasar, serta pendapatan keluarga. Setelah data dimasukkan, pengguna menekan tombol prediksi untuk memulai proses analisis. Sistem kemudian memproses data dan melakukan prediksi berdasarkan informasi yang telah diberikan. Hasil prediksi akan ditampilkan kepada pengguna. Jika pengguna ingin melakukan prediksi lagi, mereka dapat mengulang proses dengan memasukkan data baru. Jika tidak, proses selesai. *Flowchart* ini menunjukkan bagaimana aplikasi Streamlit membantu pengguna dalam melakukan prediksi dengan cara yang sistematis dan interaktif.

## BAB IV

### HASIL DAN ANALISIS PENELITIAN

#### 4.1 Hasil dan Analisis

##### 4.1.1 Uji Kernel Terhadap Model

Di tahap ini, akan melibatkan penggunaan jenis kernel yang berbeda untuk algoritma *Support Vector Machine*: *linear*, *polynomial*, *RBF*, dan *sigmoid*. Pengujian ini bermaksud untuk memastikan bagaimana setiap kernel mempengaruhi kinerja klasifikasi. Ini dilakukan dengan menggunakan metode *One-vs-One* (OVO) dengan parameter  $C = 1$ , pada model prediksi pertumbuhan anak berdasarkan data\_balita 0–5 tahun gaharu.csv. Temuan hasil diperoleh dengan menggunakan *Confusion Matrix* terlihat di tabel bawah:

**Tabel 4. 1** Nilai Hasil Uji Kernel Dengan *Confusiun Matrix*

Kernel	Class	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	F1 score	Accuracy
<i>Linear</i>	Tidak Berisiko	1.00	0.97	0.99	<b>0.95</b>
	Hampir Berisiko	0.67	1.00	0.80	
	Berisiko	1.00	0.67	0.80	
RBF	Tidak Berisiko	1.00	0.97	0.99	<b>0.95</b>
	Hampir Berisiko	0.67	1.00	0.80	
	Berisiko	1.00	0.67	0.80	
Poly	Tidak Berisiko	1.00	0.97	0.99	<b>0.95</b>
	Hampir Berisiko	0.67	1.00	0.80	
	Berisiko	1.00	0.67	0.80	

Sigmoid	Tidak Berisiko	1.00	0.94	0.97	<b>0.88</b>
	Hampir Berisiko	0.50	1.00	0.67	
	Berisiko	0.00	0.00	0.00	

Berdasarkan hasil nilai evaluasi pada tabel 4.1 tersebut, dapat disimpulkan bahwa kernel *Linear* merupakan pilihan yang paling cocok untuk model prediksi tumbuh kembang anak. Meskipun kernel RBF dan Poly juga menunjukkan hasil evaluasi yang serupa, kernel *Linear* dipilih karena memiliki struktur yang lebih sederhana serta menghasilkan akurasi tinggi sebesar 95%, tanpa menimbulkan kompleksitas tambahan dalam proses pelatihan model.

#### 4.1.2 Pengujian Fitur

Pengujian awal dilakukan menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dengan kernel *linear* terhadap 210 data yang memiliki 15 atribut numerik, yaitu: Gender, Usia (bulan), TB (cm), BB (kg), BB/U, *Z-Score* BB/U, BB/TB, *Z-Score* BB/TB, TB/U, *Z-Score* TB/U, Perkembangan Anak, Pola Makan, Lingkungan, Imunisasi Dasar, dan Pendapatan Keluarga. Evaluasi dilakukan menggunakan metode *10-fold cross-validation*.

```

⇌
=== SVM Linear Kernel ===
Fold 1 Accuracy: 95.24%
Fold 2 Accuracy: 90.48%
Fold 3 Accuracy: 100.00%
Fold 4 Accuracy: 100.00%
Fold 5 Accuracy: 100.00%
Fold 6 Accuracy: 100.00%
Fold 7 Accuracy: 100.00%
Fold 8 Accuracy: 100.00%
Fold 9 Accuracy: 100.00%
Fold 10 Accuracy: 95.24%
Mean Accuracy: 98.10%
```

**Gambar 4. 1** Hasil Pengujian Menggunakan SVM

Berdasarkan hasil pada Gambar 4.1, diperoleh akurasi rata-rata sebesar 98.10%, dengan distribusi akurasi per *fold* berkisar antara 90.48% hingga 100.00%. Temuan ini mengindikasikan bahwa model memiliki performa awal lumayan memuaskan meskipun belum dilakukan seleksi fitur. Namun, fluktuasi akurasi pada beberapa *fold* (misalnya *Fold 2* dan *Fold 10*) menunjukkan potensi adanya fitur yang kurang relevan atau noise yang dapat memengaruhi konsistensi model.

Sebagai solusi memecahkan ini, maka perlu melakukan seleksi fitur melalui seleksi *Backward Elimination* dari algoritma *Sequential Feature Selector (SFS)*. Teknik akan menerapkan estimator Kernel *linear* pada SVM dan evaluasi berbasis akurasi menggunakan teknik *5-fold cross-validation*. Parameter *forward=False* dan *floating=False* digunakan untuk memastikan bahwa metode yang diterapkan adalah non-floating *Backward Elimination*, yaitu proses pengurangan fitur secara bertahap tanpa mempertimbangkan kemungkinan menambahkan kembali fitur yang telah dieliminasi.

Berdasarkan hasil seleksi otomatis, diperoleh sejumlah fitur terbaik yang dinilai memberikan akurasi prediksi paling optimal. Namun demikian, fitur *Pola Makan* ditambahkan kembali secara manual ke dalam daftar fitur terpilih. Penambahan ini didasarkan pada pertimbangan domain *knowledge*, yaitu karena *Pola Makan* diketahui mempunyai pengaruh lumayan besar terhadap potensi anak balita, meskipun tidak termasuk dalam fitur yang terpilih secara otomatis oleh algoritma. Dengan demikian, hasil akhir dari seleksi fitur merupakan kombinasi antara hasil algoritmik dan penyesuaian berbasis pengetahuan kontekstual, yang

diharapkan dapat meningkatkan kinerja model secara keseluruhan dan tetap relevan secara praktis.

<p>Selected Features (Before Adding 'Pola Makan'):</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- Gender</li> <li>- Usia (bulan)</li> <li>- TB (cm)</li> <li>- BB (kg)</li> <li>- BB/U</li> <li>- Z-Score BB/U</li> <li>- BB/TB</li> <li>- Z-Score BB/TB</li> <li>- TB/U</li> <li>- Z-Score TB/U</li> <li>- Perkembangan Anak</li> <li>- Lingkungan</li> <li>- Imunisasi Dasar</li> <li>- pendapatan keluarga</li> </ul>	<p>Final Selected Features (After Adding 'Pola Makan')</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- Gender</li> <li>- Usia (bulan)</li> <li>- TB (cm)</li> <li>- BB (kg)</li> <li>- BB/U</li> <li>- Z-Score BB/U</li> <li>- BB/TB</li> <li>- Z-Score BB/TB</li> <li>- TB/U</li> <li>- Z-Score TB/U</li> <li>- Perkembangan Anak</li> <li>- Lingkungan</li> <li>- Imunisasi Dasar</li> <li>- pendapatan keluarga</li> <li>- Pola Makan</li> </ul>
--	--

**Gambar 4. 2** Hasil Fitur Yang Terpilih dan Ditambah

Setelah fitur diseleksi, model dilatih kembali dengan pendekatan yang sama. Hasil pengujian setelah seleksi fitur terlihat seperti ini.

<pre> ==== SVM Linear Kernel ==== Fold 1 Accuracy: 95.24% Fold 2 Accuracy: 90.48% Fold 3 Accuracy: 100.00% Fold 4 Accuracy: 100.00% Fold 5 Accuracy: 100.00% Fold 6 Accuracy: 100.00% Fold 7 Accuracy: 100.00% Fold 8 Accuracy: 100.00% Fold 9 Accuracy: 100.00% Fold 10 Accuracy: 95.24% mean Accuracy: 98.10%</pre>
---

**Gambar 4. 3** Hasil Pengujian Menggunakan SVM *Backward Elimination*

Dilihat dari gambar tersebut, rata-rata akurasi tetap sebesar 98.10%, yang mengindikasikan bahwa fitur-fitur yang dipertahankan setelah seleksi merupakan fitur-fitur yang paling relevan dan berpengaruh terhadap hasil prediksi.

### 4.1.3 Pengujian Model Dengan Kernel *Linear*

Untuk menguji kinerja model dengan menggunakan kernel *linear*, dilakukan perancangan *pipeline* yang terdiri dari dua tahapan utama, yaitu proses normalisasi data dan klasifikasi menggunakan *Support Vector Machine* (SVM). *Pipeline* ini dibangun untuk mengontrol kualitas data *training* dan *testing* berada dalam skala yang konsisten dan sesuai untuk proses pembelajaran mesin.

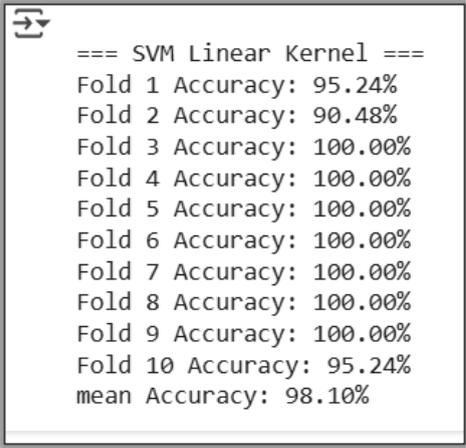
Tahapan pertama dalam *pipeline* menggunakan *StandardScaler*, yaitu metode normalisasi yang mengubah setiap fitur agar memiliki mean nol dan SD satu. Normalisasi ini penting untuk algoritma SVM karena sensitif terhadap skala fitur, sehingga dapat meningkatkan stabilitas dan akurasi model.

Tahapan kedua adalah penerapan algoritma SVC (*Support Vector Classifier*) dengan parameter kernel *linear*. Penggunaan kernel *linear* dimaksudkan untuk menangani data yang diperkirakan dapat dipisahkan secara linier. Model SVM akan mencari garis batas (*hyperplane*) optimal yang memisahkan kelas-kelas dalam data latih. Parameter *probability = True* ditambahkan untuk mengaktifkan estimasi probabilitas pada hasil klasifikasi.

### 4.1.4 Validasi Dengan *Stratified K-Fold Cross-Validation*

Untuk mengevaluasi performa model secara lebih menyeluruh dan menghindari ketergantungan terhadap data uji tertentu, dilakukan pengujian dengan *Stratified K-Fold*. Dalam pengujian ini, digunakan objek *Stratified KFold* dari pustaka *sklearn* dengan parameter *n\_splits = 10*, *shuffle = True*, dan *random\_state = 42*. Artinya, data dibagi menjadi 10 subset (*fold*) dengan proporsi kelas yang seimbang di setiap *fold*, serta data diacak untuk memastikan pembagian yang acak namun konsisten.

Pada setiap iterasi akan dioptimalkan dengan 9 *fold* untuk melatih data, lalu diuji menggunakan 1 *fold* sebagai data validasi. Proses ini diulang sebanyak 10 kali hingga semua *fold* digunakan sebagai data validasi satu kali. Setiap hasil prediksi pada *fold* validasi dibandingkan dengan nilai asli untuk menghitung nilai akurasi, dan akurasi dari setiap iterasi disimpan dalam *list scores*. Setelah proses validasi selesai, akurasi dari setiap *fold* dicetak satu per satu untuk melihat konsistensi performa model di berbagai subset data. Kemudian, rata-rata akurasi dihitung menggunakan `np.mean(scores)` untuk memberikan gambaran umum mengenai performa keseluruhan model.



```
=== SVM Linear Kernel ===  
Fold 1 Accuracy: 95.24%  
Fold 2 Accuracy: 90.48%  
Fold 3 Accuracy: 100.00%  
Fold 4 Accuracy: 100.00%  
Fold 5 Accuracy: 100.00%  
Fold 6 Accuracy: 100.00%  
Fold 7 Accuracy: 100.00%  
Fold 8 Accuracy: 100.00%  
Fold 9 Accuracy: 100.00%  
Fold 10 Accuracy: 95.24%  
mean Accuracy: 98.10%
```

**Gambar 4. 4** *Stratified K-Fold Cross-Validation Model*

Pada gambar tersebut merupakan hasil validasi model deteksi tumbuh kembang balita. Hasil yang ditampilkan menunjukkan bahwa model SVM dengan kernel *linear* memiliki performa klasifikasi yang sangat baik dan konsisten pada sebagian besar *fold*, dengan akurasi mencapai 100% pada 7 dari 10 *fold*, serta akurasi terendah sebesar 90.48%.

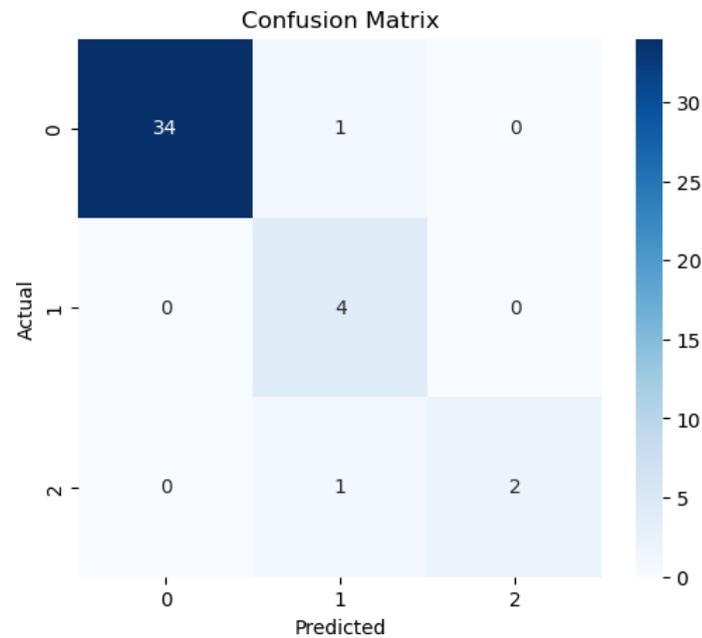
Rata-rata akurasi yang diperoleh dari seluruh *fold* adalah sebesar 98.10%, yang mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang tinggi terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Nilai ini juga menunjukkan bahwa model tidak mengalami *overfitting* dan mampu melakukan klasifikasi secara stabil di berbagai subset data. Dengan demikian, pendekatan validasi ini memperkuat kesimpulan bahwa pemilihan fitur dan penggunaan kernel *linear* pada SVM memberikan hasil klasifikasi yang sangat efektif dalam mendeteksi status tumbuh kembang balita.

#### **4.1.5 Evaluasi Model Dengan *Confusion Matrix* Manual**

Setelah menemukan konfigurasi terbaik pada model SVM dengan kernel *linear*, dilakukan evaluasi lebih lanjut terhadap performa model menggunakan *confusion matrix*. Evaluasi ini tidak hanya dilakukan secara otomatis, tetapi juga secara manual untuk memastikan kesesuaian hasil serta meningkatkan pemahaman terhadap kinerja model dalam mendeteksi klasifikasi status tumbuh kembang balita. Dengan perhitungan manual, metrik-metrik evaluasi seperti *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-Score* dapat dihitung secara rinci berdasarkan data prediksi. Hal ini memungkinkan pengukuran lebih spesifik terhadap kemampuan model dalam mengklasifikasikan masing-masing kelas.

Hasil *Confusion Matrix* dari model deteksi status tumbuh kembang ini, di mana terdapat tiga kelas yaitu:

- Kelas 0: Tidak Berisiko
- Kelas 1: Hampir Berisiko
- Kelas 2: Berisiko



**Gambar 4.5** Grafik *Confusion matrix*

Berdasarkan *Confusion Matrix* tersebut, dilakukan pembentukan tabel yang memuat nilai *True Positive (TP)*, *False Positive (FP)*, *False Negative (FN)*, dan *True Negative (TN)* untuk masing-masing kelas:

**Tabel 4.2** TP, FP, FN, dan TN dari Model

Kelas	TP	FP	FN	TN
Tidak Berisiko(0)	34	1	0	7
Hampir Berisiko (1)	4	2	0	36
Berisiko (2)	2	0	1	39

Untuk menghitung nilai *precision*, *recall*, *F1-Score* dan akurasi, dapat menggunakan *confusion matrix*. Berikut adalah rumus dan perhitungannya :

#### 1. Precision

$$Precision = TP / (TP + FP)$$

$$- \text{Tidak Berisiko (0): } 34 / (34 + 0) = 1.000$$

$$- \text{Hampir Berisiko (1): } 4 / (4 + 2) = 0.667$$

$$\text{- Berisiko (2): } 2 / (2 + 0) = 1.000$$

## 2. Recall

$$\text{Recall} = TP / (TP + FN)$$

$$\text{- Tidak Berisiko (0): } 34 / (34 + 1) = 0.971$$

$$\text{- Hampir Berisiko (1): } 4 / (4 + 0) = 1.000$$

$$\text{- Berisiko (2): } 2 / (2 + 1) = 0.667$$

## 3. F1-Score

$$F1 = 2 * (\text{Precision} * \text{Recall}) / (\text{Precision} + \text{Recall})$$

$$\text{- Tidak Berisiko (0): } 2 * (1.000 * 0.971) / (1.000 + 0.971) \approx 0.985$$

$$\text{- Hampir Berisiko (1): } 2 * (0.667 * 1.000) / (0.667 + 1.000) \approx 0.800$$

$$\text{- Berisiko (2): } 2 * (1.000 * 0.667) / (1.000 + 0.667) \approx 0.800$$

## 4. Accuracy

$$\text{Accuracy} = (TP_{TB} + TP_{HB} + TP_{Berisiko}) / \text{Total}$$

$$= (34 + 4 + 2) / 42 = 40 / 42 \approx 0.952 \text{ atau } 95.2\%$$

Evaluasi manual ini memperkuat pemahaman terhadap kinerja model dan membuktikan bahwa SVM dengan kernel *linear* memiliki tingkat presisi dan akurasi yang sangat baik, meskipun terdapat sedikit kesalahan klasifikasi pada kelas lainnya. Hasil ini dapat dijadikan dasar untuk perbaikan dan pengembangan model ke tahap berikutnya agar kinerja klasifikasi pada semua kelas semakin seimbang.

## 4.2 Deployment

Streamlit dipilih sebagai platform *deployment* karena kemudahan penggunaannya, kecepatan pengembangan, dan kemampuan untuk memenuhi kebutuhan spesifik penelitian. Selain itu, Streamlit juga bersifat *open-source* dan gratis untuk *deployment*, serta menggunakan Python sebagai bahasa utama, sehingga memungkinkan integrasi model tanpa konfigurasi yang rumit.

### 4.2.1 Serialisasi Model

Model yang telah di *training* kemudian dilakukan serialisasi model. yang memungkinkan model untuk disimpan dan dimuat kembali tanpa perlu melakukan pelatihan ulang. Dalam proyek ini, serialisasi model deteksi stunting dilakukan menggunakan *library* Joblib, dengan model disimpan dalam file bernama "model\_deteksi\_tumbuh\_gaharu.pkl" di direktori tertentu. Dengan demikian, model siap digunakan kapan saja tanpa perlu pelatihan ulang. Proses dan coding serialisasi model adalah sebagai berikut:

```
[ ] import joblib

    model_path = 'model_deteksi_tumbuh_gaharu.pkl'

    joblib.dump(pipeline, model_path)
    joblib.dump(selected_features, 'selected_features.pkl')
    print(f"Model disimpan di: {model_path}")
    print(f"Fitur yang digunakan disimpan di: selected_features.pkl")
```

```
⇒ Model disimpan di: model_deteksi_tumbuh_gaharu.pkl
   Fitur yang digunakan disimpan di: selected_features.pkl
```

**Gambar 4.6** Proses Serialisasi Model

Pada gambar tersebut merupakan proses serialisasi model yang sebelumnya telah melalui proses *training* dan *testing*.

## 4.2.2 Deployment Sistem

**TUMBUH BERSAMA**

# PREDIKSI TUMBUH KEMBANG

"Cek Perkembangan Anak Anda Sekarang!"

Deploy

Nama

Tanggal Lahir

21/04/2025

Tanggal Kunjungan

21/04/2025

Umur: 0 bulan

Masukkan berat badan (kg), Contoh : 8.2

Masukkan tinggi badan (cm), Contoh : 98.3

Gender\*

Laki-laki  
 Perempuan

Lingkungan Tempat Tinggal\*

Aman  
 Tidak Aman

Perkembangan Anak Yang Terlihat\*

Menyimpang  
 Normal  
 Sehat

Imunisasi Yang Diberikan?\*

Lengkap  
 Tidak Lengkap

Pendapatan Keluarga\*

Masukkan berat badan (kg), Contoh : 8.2

Masukkan tinggi badan (cm), Contoh : 98.3

Gender\*

Laki-laki  
 Perempuan

Lingkungan Tempat Tinggal\*

Aman  
 Tidak Aman

Perkembangan Anak Yang Terlihat\*

Menyimpang  
 Normal  
 Sehat

Imunisasi Yang Diberikan?\*

Lengkap  
 Tidak Lengkap

Pendapatan Keluarga\*

Rendah  
 Menengah  
 Tinggi

Pola Makan\*

Baik  
 Kurang

Submit

**Gambar 4.7** Tampilan Sistem

Setelah seluruh proses pengembangan dan pengujian sistem selesai dilakukan, tahap selanjutnya adalah melakukan deployment sistem ke dalam bentuk antarmuka pengguna yang dapat diakses dengan mudah oleh pengguna akhir, seperti tenaga kesehatan atau orang tua balita. Sistem ini dikembangkan menggunakan platform Streamlit, yang memungkinkan pembuatan aplikasi web berbasis Python secara cepat dan interaktif.

- **Tampilan Halaman Awal Sistem**

Pada Gambar 4.7, ditampilkan tampilan awal dari sistem prediksi tumbuh kembang anak yang diberi nama Tumbuh Bersama. Tampilan ini dirancang dengan pendekatan yang ramah pengguna, menampilkan ilustrasi ibu dan anak untuk menciptakan kesan positif dan bersahabat. Judul utama “*Prediksi Tumbuh Kembang*” dan subjudul “*Cek Perkembangan Anak Anda Sekarang!*” memberikan arahan yang jelas mengenai fungsi utama dari sistem ini.

- **Formulir Input Data Anak**

Selanjutnya, Gambar menampilkan formulir input yang digunakan untuk mengisi data anak yang akan dianalisis. Form ini mencakup berbagai parameter yang dibutuhkan untuk proses klasifikasi, di antaranya:

- Data identitas dan dasar: Nama, tanggal lahir, dan tanggal kunjungan, yang secara otomatis akan menghitung umur anak dalam satuan bulan.
- Data antropometri: Berat badan (kg) dan tinggi badan (cm).
- Faktor pendukung lain: Gender, status perkembangan yang terlihat, kondisi lingkungan tempat tinggal, status imunisasi, pendapatan keluarga, serta pola makan.

Formulir ini dirancang agar mudah digunakan, dengan petunjuk di setiap kolom input agar pengguna dapat mengisi data dengan benar. Pemilihan opsi menggunakan tombol radio yang sederhana dan efisien.

Setelah seluruh data diisi, pengguna dapat menekan tombol Submit, yang akan memicu proses klasifikasi menggunakan model machine learning yang telah dibangun sebelumnya. Hasil prediksi akan ditampilkan secara langsung pada halaman yang sama.

The screenshot shows a web form for child growth assessment. The form includes the following fields and options:

- Nama: kaley
- Tanggal Lahir: 08/04/2022
- Tanggal Kunjungan: 21/04/2025
- Umur: 36 bulan
- Masukkan berat badan (kg). Contoh : 8.2: 12
- Masukkan tinggi badan (cm). Contoh : 98.3: 99
- Gender\*:  Laki-laki,  Perempuan
- Lingkungan Tempat Tinggal\*:  Aman,  Tidak Aman
- Perkembangan Anak Yang Terlihat\*:  Menyimpang
- Imunisasi Yang Diberikan\*:  Lengkap
- Pola Makan\*:  Sehat,  Baik,  Kurang
- Pendapatan Keluarga\*:  Rendah,  Menengah,  Tinggi

**Hasil Z-Score:**

- BB/U (Berat Badan per Umur): -1.44
- Status Gizi BB/U: Berat badan normal
- TB/U (Tinggi Badan per Umur): 0.78
- Status Gizi TB/U: Normal
- BB/TB (Berat Badan per Tinggi Badan): -2.15
- Status Gizi BB/TB: Gizi Kurang

**Hasil Klasifikasi**

Kondisi Balita: Hampir Berisiko

**Gambar 4.8** Tampilan Sistem yang telah dilakukan *deployment*

Pada gambar ini, sistem klasifikasi kondisi tumbuh kembang balita telah berhasil di *deploy* dalam bentuk antarmuka web berbasis Streamlit yang berjalan.

Sistem ini dirancang untuk digunakan oleh tenaga kesehatan atau kader posyandu guna mempermudah penilaian kondisi balita berdasarkan data antropometri dan faktor lingkungan.

- **Tampilan Antarmuka Input Data (Gambar 1)**

Antarmuka awal menampilkan form input yang memungkinkan pengguna untuk memasukkan data balita seperti:

- Nama balita
- Tanggal lahir dan tanggal kunjungan yang kemudian digunakan untuk menghitung umur dalam bulan
- Berat badan (kg) dan tinggi badan (cm)
- Jenis kelamin
- Status perkembangan anak (Normal atau Menyimpang)
- Kondisi lingkungan tempat tinggal (Aman atau Tidak Aman)
- Status imunisasi (Lengkap atau Tidak Lengkap)
- Kondisi kesehatan (Sehat atau Sakit)
- Pola makan (Baik atau Kurang)
- Pendapatan keluarga (Rendah, Menengah, Tinggi)

Seluruh data tersebut akan digunakan sebagai fitur input untuk klasifikasi.

- **Proses Perhitungan *Z-Score* dan Klasifikasi (Gambar 2)**

Setelah data diinputkan, sistem secara otomatis menghitung nilai *Z-Score* dari tiga indikator gizi balita:

- BB/U (Berat Badan per Umur) dengan hasil -1.44 (status: Berat badan normal)
- TB/U (Tinggi Badan per Umur) dengan hasil 0.78 (status: Normal)

- BB/TB (Berat Badan per Tinggi Badan) dengan hasil -2.15 (status: Gizi Kurang)

*Z-Score* ini membantu dalam memberikan gambaran status gizi balita berdasarkan standar WHO.

Setelah perhitungan z-score, sistem menampilkan hasil klasifikasi kondisi balita. Berdasarkan model klasifikasi yang telah dilatih sebelumnya, balita atas nama "Kaley" diklasifikasikan dalam kondisi:

- "Hampir Berisiko", yang berarti balita berada dalam kondisi yang perlu perhatian dan pemantauan lebih lanjut.

- **Fungsi Submit dan Output**

Tombol Submit digunakan untuk mengeksekusi proses klasifikasi. Setelah tombol diklik, sistem menampilkan hasil klasifikasi secara real-time di bawah form input, dalam format teks yang informatif dan mudah dipahami. Sistem ini telah berhasil di-deploy secara lokal dan dapat digunakan sebagai alat bantu pengambilan keputusan awal terhadap status tumbuh kembang balita. Dengan tampilan antarmuka yang sederhana dan intuitif, sistem ini mempermudah tenaga kesehatan dalam menganalisis kondisi balita secara cepat dan berbasis data.

### **4.3 Pengujian Sistem**

Pengujian sistem pada penelitian ini dilakukan menggunakan metode *blackbox testing*, yaitu metode pengujian yang berfokus pada fungsi sistem berdasarkan input dan output tanpa melihat struktur internal program. Tujuan dari pengujian ini adalah untuk memastikan bahwa setiap fitur dalam sistem berjalan sesuai dengan fungsionalitas yang telah ditentukan.

Jenis pengujian yang digunakan termasuk dalam *functional testing*, yang merupakan bagian dari *blackbox testing*. *Functional testing* bertujuan untuk mengevaluasi apakah sistem merespons dengan benar terhadap setiap aksi pengguna, sesuai dengan kebutuhan fungsional yang telah dirancang.

Tabel berikut menunjukkan hasil pengujian sistem menggunakan pendekatan *blackbox testing*:

**Tabel 4. 3** Hasil Pengujian *Blackbox Testing*

<b>Input</b>	<b>Kasus Pengujian</b>	<b>Output</b>	<b>Kesimpulan</b>
<b>Link aplikasi</b>	Mengakses halaman aplikasi melalui browser	Sesuai	Normal
<b>Form data balita</b>	Mengisi data seperti umur, jenis kelamin, tinggi badan, berat badan, dan lainnya	Sesuai	Normal
<b>Tombol Submit</b>	Menekan tombol "Submit" untuk memproses data dan menjalankan klasifikasi	Sesuai	Normal
<b>Testing klasifikasi</b>	Mengecek apakah hasil klasifikasi status tumbuh kembang balita muncul dengan benar	Sesuai	Normal

Berdasarkan hasil pengujian tersebut, seluruh fitur inti dari sistem, mulai dari proses input data hingga hasil klasifikasi, berfungsi dengan baik sesuai spesifikasi yang telah dirancang. Hal ini menunjukkan bahwa sistem layak untuk digunakan dalam proses evaluasi kondisi balita berdasarkan data yang diinputkan oleh pengguna.

## BAB V

### KESIMPULAN DAN SARAN

#### 5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil implementasi sistem klasifikasi status tumbuh kembang balita menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) dengan pendekatan *feature selection* dan teknik *resampling*, maka diperoleh beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Penggunaan algoritma SVM yang dikombinasikan dengan pemilihan kernel linear terbukti efektif dalam memprediksi status tumbuh kembang balita berdasarkan data yang dikumpulkan dari Posyandu di Kelurahan Gaharu, Kecamatan Medan Timur. Evaluasi model dengan *10-fold cross-validation* menunjukkan bahwa sistem memiliki akurasi rata-rata sebesar 98.10%.
2. Seleksi fitur dengan metode *Backward Elimination* berhasil meningkatkan efisiensi dan akurasi sistem dengan mengeliminasi fitur-fitur yang kurang relevan. Hal ini berkontribusi pada kestabilan model dan mengurangi risiko overfitting.
3. Sistem telah berhasil di-*deploy* menggunakan framework *Streamlit* berbasis Python. Pengguna cukup mengakses aplikasi melalui browser, memasukkan data balita, dan langsung memperoleh hasil klasifikasi secara real-time.
4. Hasil pengujian menggunakan metode *blackbox testing* menunjukkan bahwa seluruh komponen sistem, mulai dari pengisian form hingga hasil prediksi, berfungsi dengan baik dan sesuai dengan kebutuhan pengguna.

Hal ini menunjukkan bahwa sistem telah layak digunakan sebagai alat bantu analisis kondisi tumbuh kembang balita secara digital.

5. Dengan dukungan antarmuka yang sederhana dan interaktif, sistem ini diharapkan dapat menjadi solusi praktis dan berbasis data dalam membantu tenaga kesehatan melakukan deteksi dini terhadap risiko gizi buruk dan keterlambatan perkembangan pada balita.

## 5.2 Saran

Untuk pengembangan sistem yang lebih baik kedepannya, penulis menyarankan beberapa hal berikut:

1. Penambahan fitur dan variabel baru seperti riwayat kesehatan ibu, kondisi lingkungan rumah, serta faktor pendidikan orang tua dapat membantu dalam memperoleh hasil klasifikasi yang lebih komprehensif dan akurat.
2. Integrasi dengan sistem informasi kesehatan masyarakat (SIK) agar hasil klasifikasi yang diperoleh dari sistem ini dapat langsung digunakan dalam pengambilan kebijakan atau program intervensi secara menyeluruh oleh instansi kesehatan atau pemerintah daerah.
3. Penelitian selanjutnya disarankan untuk menguji dan membandingkan metode klasifikasi lain seperti *Random Forest* atau *Neural Network* untuk melihat perbandingan performa dan akurasi sistem dalam konteks dataset yang lebih besar.

## DAFTAR PUSTAKA

- Catur Utami, D., Nur Azizah, A., & Nur Azizah, A. (2023). HUBUNGAN STATUS GIZI DENGAN PERKEMBANGAN BALITA USIA 1-5 TAHUN DI WILAYAH KERJA PUSKESMAS KUTASARI. *Avicenna: Journal of Health Research*, 6(1), 28–35. <https://doi.org/10.36419/avicenna.v6i1.820>
- Dwinanto, R. W., Sandi A, A. S., & Ardianto, R. (2024). Klasifikasi Berisiko Stunting pada Balita: Perbandingan K-Nearest Neighbor, Naïve Bayes, *Support Vector Machine*. *METHOMIKA Jurnal Manajemen Informatika Dan Komputerisasi Akuntansi*, 8(2), 264–273. <https://doi.org/10.46880/jmika.Vol8No2.pp264-273>
- F. Maulidina, Z. Rustam, S. Hartini, V. V. P. Wibowo, I. Wirasati, and W. Sadewo, “Feature optimization using *Backward Elimination* and *Support Vector Machines* (SVM) algorithm for diabetes classification,” in *Journal of Physics: Conference Series*, IOP Publishing Ltd, Mar. 2021. doi: 10.1088/1742-6596/1821/1/012006.
- Handayani, P., Fauzan, A. C., & Harliana. (2024). *Machine learning* klasifikasi status gizi balita menggunakan algoritma random forest. *Kajian Ilmiah Informatika dan Komputer (KLIK)*, 4(6), 3064–3072. <https://doi.org/10.30865/klik.v4i6.1909>
- Lailatanur, L., & Ardianto, R. (2022). Analisis status gizi pada pertumbuhan dan perkembangan anak usia dini di masa pandemi Covid-19. *Jurnal Ners Community*, 13(4), 367-374.
- Manalu, D.A. dan Gunadi, G. (2022). “Implementasi Metode Data Mining K-Means Clustering terhadap Data Pembayaran Transaksi Menggunakan Bahasa Pemrograman Python pada CV Digital Dimensi.” *Infotech: Journal of Technology Information*, 8(1), 45–54.
- Maulidah, N., Supriyadi, R., Utami, D. Y., Hasan, F. N., Fauzi, A., & Christian, A.(2021). Prediksi penyakit diabetes melitus menggunakan metode *Support Vector Machine* dan Naive Bayes. *Indonesian Journal on Software Engineering (IJSE)*, 7(1), 63–68. <https://doi.org/10.31294/ijse.v7i1.10279>
- Nardina, E. A., Astuti, E. D., Hapsari, S. W., Hasanah, L. N., Mariyana, R., Sulung, N., Triatmaja, N. T., Simanjuntak, R. R., Argaheni, N. B., & Rini, M. T. (2021). *Tumbuh Kembang Anak*. Yayasan Kita Menulis: Kudus
- Nurmaliza, & Sara Herlina. (2019). Hubungan pengetahuan dan pendidikan ibu terhadap status gizi balita. *Jurnal Kesmas Asclepius*, 1(2). <https://doi.org/10.31539/jka.v1i2.578>
- Nuzula, F. (2019). Analisis antara status gizi dan pola asuh gizi dengan perkembangan anak usia 6-24 bulan di wilayah kerja Puskesmas Kalibaru. *Jurnal Ilmiah Kesehatan Rustida*, 6(1), 73-76.

- Permatasari, I., Tonyka Maharani, F., & Nurdiantami, Y. (2022). ANALISIS STIMULASI PERTUMBUHAN PADA ANAK USIA EARLY CHILHOOD MENGGUNAKAN APLIKASI SDIDTK. *Jurnal Keperawatan Sriwijaya*, 9(1), 34–41. [https://jks-fk.ejournal.unsri.ac.id/index.php/jk\\_sriwijaya/article/view/143/147](https://jks-fk.ejournal.unsri.ac.id/index.php/jk_sriwijaya/article/view/143/147)
- Qomari, S. N., Sari M, E., Firdaus, N., Fatika, C., & Fitriani, L. (2020). PELATIHAN DASAR DETEKSI DINI PERTUMBUHAN DAN PERKEMBANGAN ANAK BAGI GURU RA AL-IKHWAN BANGKALAN. *JURNAL PARADIGMA*, 2(2), 24–29. <https://doi.org/10.36089/pgm.v2i2.517>
- Rizky Hadi. 2023. Implementasi Algoritma *Support Vector Machine* Pada Sistem Klasifikasi Subject Skripsi Mahasiswa Universitas Lampung. Skripsi. Universitas Lampung.
- S. Muthukumar, P. Geetha, and E. Ramaraj, “A Rule Based Recommender System to Improve the Yield of Groundnut Crop Using Decision Tree with *Backward Elimination*, Principal Component Analysis,” 2021.
- Saputra, D., Irmayani, W., Purwaningti, D., & Sidauruk, J. (2021). A comparative analysis of C4.5 classification algorithm, Naïve Bayes, and *Support Vector Machine* based on Particle Swarm Optimization (PSO) for heart disease prediction. *International Journal of Advances in Data and Information Systems*, 2(2), 84–95. <https://doi.org/10.25008/ijadis.v2i2.1221>
- Sebtaleesy, C. Y., & Mulyati, S. B. (2023). Upaya peningkatan berat badan balita kurang dengan pemberian makanan tambahan di desa Kedungpanji Magetan. *SWARNA: Jurnal Pengabdian Kepada Masyarakat*, 2(1), 122–30. <https://doi.org/10.55681/swarna.v2i1.293>
- Silawati, V., Nurpadilah, & Surtini. (2020). DETEKSI DINI PERTUMBUHAN DAN PERKEMBANGAN ANAK USIA DINI DI PESANTREN TAPAK SUNAN JAKARTA TIMUR TAHUN 2019. *BERNAS: Jurnal Pengabdian Kepada Masyarakat*, 1(2), 88–93. <https://doi.org/10.31949/jb.v1i2.249>

## LAMPIRAN

- Code Streamlit app.py

```
1 import streamlit as st
2 import pandas as pd
3 from datetime import datetime
4 from PIL import Image
5 import joblib
6 import zscore
7
8 # Load model dan fitur
9 model_path = 'model_deteksi_tumbuh_gaharu.pkl'
10 model = joblib.load(model_path)
11 selected_features = joblib.load('selected_features.pkl')
12
13 # Set page
14 im = Image.open('1-removebg-preview.png')
15 st.set_page_config(page_title="Tumbuh Bersama Online", page_icon=im, layout="wide")
16
17 # Logo dan header
18 st.image("image (2).png", width=100)
19 st.image("bg tumbuh kembang.png", use_container_width=True)
20
21 # Input nama dan tanggal
22 nama = st.text_input("Nama")
23 dob = st.date_input("Tanggal Lahir", value=datetime.now(), format="DD/MM/YYYY")
24 visit_date = st.date_input("Tanggal Kunjungan", value=datetime.now(), format="DD/MM/YYYY")
25
26 # Hitung umur
27 if dob and visit_date:
28     total_days = (visit_date - dob).days
29     age_months = total_days // 30
30     age_days = total_days % 30
31     st.session_state.age_months = age_months
32     st.session_state.age_days = age_days
33 else:
34     st.session_state.age_months = None
35     st.session_state.age_days = None
36
37 if st.session_state.age_months is not None and st.session_state.age_days is not None:
38     if st.session_state.age_months < 0:
39         st.error("Error: Umur tidak bisa kurang dari 0 bulan.")
40     elif st.session_state.age_months > 60:
41         st.error("Error: Umur tidak bisa lebih dari 60 bulan.")
42     else:
43         st.write(f"Umur: {st.session_state.age_months} bulan")
44 else:
45     st.write("Umur: - bulan")
46
47 # Input berat dan tinggi badan
48 berat = st.text_input("Masukkan berat badan (kg). Contoh : 8.2")
49 tinggi = st.text_input("Masukkan tinggi badan (cm). Contoh : 98.3")
50
51 # Input kategori
52 col1, col2 = st.columns(2)
53
54 with col1:
55     gender = st.radio("Gender*", ("Laki-laki", "Perempuan"))
56     perkembangan = st.radio("Perkembangan Anak Yang Terlihat*", ("Menyimpang", "Normal", "Sehat"))
57     polam = st.radio("Pola Makan*", ("Baik", "Kurang"))
58
59 with col2:
60     lingso = st.radio("Lingkungan Tempat Tinggal*", options=["Aman", "Tidak Aman"])
61     imunisasi = st.radio("Imunisasi Yang Diberikan*", options=["Lengkap", "Tidak Lengkap"])
62     penkel = st.radio("Pendapatan Keluarga*", options=["Rendah", "Menengah", "Tinggi"])
63
```

```

64 # Konversi input
65 JK = 0 if gender == 'Laki-laki' else 1
66 berat = float(berat) if berat else 0
67 tinggi = float(tinggi) if tinggi else 0
68 bulan = st.session_state.age_months
69 gender_input = gender.lower()
70
71 # Z-Score dan Status
72 z_bb = z_tb = z_bb_tb = 0
73
74 if berat:
75     z_bb = zscore.ZSWeight(gender_input, bulan, berat)
76     st.subheader("Hasil Z-Score:")
77     st.write(f"**BB/U (Berat Badan per Umur):** {z_bb:.2f}")
78     st.write(f"**Status Gizi BB/U:** {zscore.statusgiziberat(z_bb)}")
79
80 if tinggi:
81     z_tb = zscore.ZSHeight(gender_input, bulan, tinggi)
82     st.write(f"**TB/U (Tinggi Badan per Umur):** {z_tb:.2f}")
83     st.write(f"**Status Gizi TB/U:** {zscore.statusGiziTinggi(z_tb)}")
84
85 if berat and tinggi:
86     try:
87         z_bb_tb = zscore.ZSWeightByHeight(gender_input, tinggi, berat)
88         st.write(f"**BB/TB (Berat Badan per Tinggi Badan):** {z_bb_tb:.2f}")
89         st.write(f"**Status Gizi BB/TB:** {zscore.statusGizi(z_bb_tb)}")
90     except Exception as e:
91         st.error(f"Terjadi kesalahan dalam menghitung BB/TB: {e}")
92
93 # Tombol submit dan klasifikasi
94 if st.button('Submit'):
95     st.subheader('Hasil Klasifikasi')
96
97     try:
98         input_data = pd.DataFrame([[
99             JK,
100             st.session_state.age_months,
101             tinggi,
102             berat,
103             zscore.statusBerat(z_bb),
104             z_bb,
105             zscore.statusBeratTinggi(z_bb_tb),
106             z_bb_tb,
107             zscore.statusTinggi(z_tb),
108             z_tb,
109             {'Menyimpang': 0, 'Normal': 1, 'Sehat': 2}[perkembangan],
110             {'Aman': 0, 'Tidak Aman': 1}[lingso],
111             {'Lengkap': 0, 'Tidak Lengkap': 1}[imunisasi],
112             {'Rendah': 0, 'Menengah': 1, 'Tinggi': 2}[penkel],
113             {'Baik': 0, 'Kurang': 1}[polam]
114         ]], columns=selected_features)
115
116         # Prediksi
117         klasifikasi = model.predict(input_data)
118         hasil = int(klasifikasi[0])
119
120         if hasil == 0:
121             st.success('Kondisi Balita : Tidak Berisiko')
122         elif hasil == 1:
123             st.warning('Kondisi Balita : Hampir Berisiko')
124         elif hasil == 2:
125             st.error('Kondisi Balita : Berisiko')
126     except ValueError as e:
127         st.error(f"Error saat klasifikasi: {e}")

```

- Surat perizinan



**PEMERINTAH KOTA MEDAN  
KECAMATAN MEDAN TIMUR  
KELURAHAN GAHARU**

Jl. Gaharu Baru No. 2 Medan – Kode Pos 20235  
Pos-el : [kelurahangaharumedan@gmail.com](mailto:kelurahangaharumedan@gmail.com)

**SURAT KETERANGAN**

No. : 400.12/ 04

Yang bertanda tangan dibawah ini Lurah Kelurahan Gaharu Kecamatan Medan Timur Kota Medan, dengan ini menerangkan bahwa :

- |                             |                           |
|-----------------------------|---------------------------|
| 1. Nama Lengkap             | : RAIHANAH SAFIRA         |
| 2. Jenis Kelamin            | : Perempuan               |
| 3. Tempat / Tanggal Lahir   | : Medan, 25-07-2004       |
| 4. Nomor Induk Kependudukan | : 1271206507040003        |
| 5. Kewarganegaraan          | : Indonesia               |
| 6. Agama                    | : Islam                   |
| 7. Pekerjaan                | : Pelajar/Mahasiswa       |
| 8. Alamat                   | : Jl. Gaharu No. 66 Medan |

Berdasarkan surat pernyataan yang bersangkutan di atas tanggal 06 Januari 2025 dan diketahui oleh Kepala Lingkungan VIII Kelurahan Gaharu SONNY HIDAYAT bahwa benar yang bersangkutan adalah mahasiswi Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara dengan nomor KTM 2022011/II.3/UMSU/F/2022.

Surat Keterangan ini diberikan kepada yang bersangkutan guna permohonan penelitian skripsi dengan judul "Prediksi Perkembangan Tumbuh Kembang Anak Untuk Pencegahan Risiko Gizi Buruk Menggunakan Support Vector Machine (SVM) dengan Feature Selection Backward Elimination" di seluruh Posyandu Kelurahan Gaharu dari tanggal 8 Januari 2025 s/d 29 Januari 2025.

Demikian Surat Keterangan ini diperbuat untuk dapat dipergunakan sebagaimana mestinya.

Dikeluarkan di : Medan  
Tanggal : 07 Januari 2025

Lurah Gaharu  
Kecamatan Medan Timur



Heru Satria Surbakti, S.H  
Penata (III/c)  
NIP 197906102009031009