

**IMPLEMENTASI SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)  
DALAM PENENTUAN KLASIFIKASI INDEKS KHUSUS  
PENANGANAN STUNTING DI INDONESIA**

**SKRIPSI**

**OLEH:  
VICKY ALFINA NUR SYAFIKA  
NIM. 19610017**



**PROGRAM STUDI MATEMATIKA  
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM  
MALANG  
2023**

**IMPLEMENTASI SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)  
DALAM PENENTUAN KLASIFIKASI INDEKS KHUSUS  
PENANGANAN STUNTING DI INDONESIA**

**SKRIPSI**

**Diajukan Kepada  
Fakultas Sains dan Teknologi  
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang  
untuk Memenuhi Salah Satu Persyaratan dalam  
Memperoleh Gelar Sarjana Matematika (S.Mat)**

**Oleh  
VICKY ALFINA NUR SYAFIKA  
NIM. 19610017**

**PROGRAM STUDI MATEMATIKA  
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM  
MALANG  
2023**

**IMPLEMENTASI SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)  
DALAM PENENTUAN KLASIFIKASI INDEKS KHUSUS  
PENANGANAN STUNTING DI INDONESIA**

**SKRIPSI**

Oleh  
**Vicky Alfina Nur Syafika**  
**NIM. 19610017**

Telah Diperiksa dan Disetujui Untuk Diuji  
Malang, 12 April 2023

Dosen Pembimbing I



Ria Dhea Layla Nur Karisma, M.Si.  
NIDT. 19900709 20180201 2 228

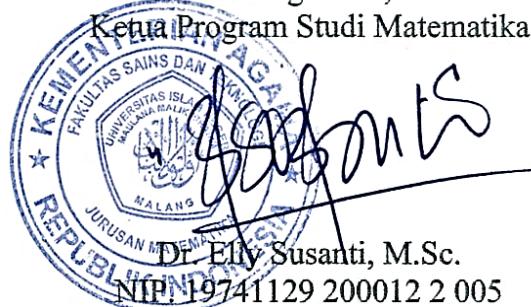
Dosen Pembimbing II



Erna Herawati, M.Pd.  
NIDT. 19760723 20180201 2 222

Mengetahui,

Ketua Program Studi Matematika



Dr. Elv Susanti, M.Sc.  
NIP. 19741129 200012 2 005

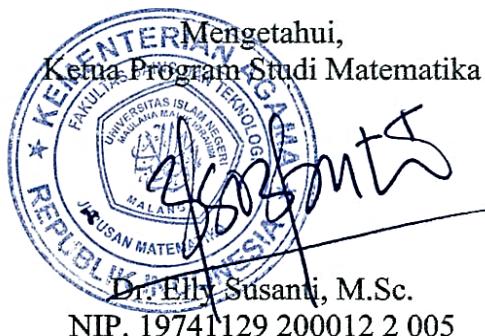
**IMPLEMENTASI SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)  
DALAM PENENTUAN KLASIFIKASI INDEKS KHUSUS  
PENANGANAN STUNTING DI INDONESIA**

**SKRIPSI**

Oleh  
**Vicky Alfina Nur Syafika**  
**NIM. 19610017**

Telah Dipertahankan di Depan Dewan Pengaji Skripsi  
dan Dinyatakan Diterima Sebagai Salah Satu Persyaratan  
untuk Memperoleh Gelar Sarjana Matematika (S.Mat)  
Tanggal 22 Mei 2023

Ketua Pengaji : Dr. Sri Harini, M.Si. ....  
  
Anggota Pengaji I : Angga Dwi Mulyanto, M.Si. ....  
  
Anggota Pengaji II : Ria Dhea Layla Nur Karisma, M.Si. ....  
  
Anggota Pengaji III : Erna Herawati, M.Pd. ....  

## PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Vicky Alfina Nur Syafika  
NIM : 19610017  
Program Studi : Matematika  
Fakultas : Sains dan Teknologi  
Judul Skripsi : Implementasi *Support Vector Machine* (SVM) dalam Penentuan Klasifikasi Indeks Khusus Penanganan *Stunting* di Indonesia

Menyatakan dengan sebenarnya bahwa skripsi yang saya tulis ini benar-benar merupakan hasil karya sendiri, bukan merupakan pengambilan data, tulisan, atau pikiran orang lain yang saya akui sebagai hasil tulisan dan pikiran saya sendiri, kecuali dengan mencantumkan sumber cuplikan pada daftar pustaka. Apabila di kemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan skripsi ini hasil jiplakan, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Malang, 22 Mei 2023  
Yang membuat pernyataan,



Vicky Alfina Nur Syafika  
NIM. 19610017

## **MOTO**

*“Sesungguhnya sesudah kesulitan pasti ada kemudahan”*

*(Q.S. Al-Insyirah:6)*

## **PERSEMBAHAN**

Skripsi ini penulis persembahkan kepada:

Papa dan mama tercinta Kademin dan Tumi yang senantiasa memberikan doa, dukungan, nasihat, dan motivasi terbaik untuk kesuksesan penulis. Adik tersayang Asyifa Zahra Nuradisty yang selalu memberikan doa dan semangat kepada penulis. Serta sahabat-sahabat penulis yang selalu memberikan bantuan dan semangat dalam menyelesaikan skripsi ini.

## KATA PENGANTAR

*Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh*

Segala puji bagi Allah SWT atas segala rahmat, taufik, serta hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan penulisan skripsi yang berjudul “Implementasi *Support Vector Machine* (SVM) dalam Penentuan Klasifikasi Indeks Khusus Penanganan Stunting di Indonesia.” Shalawat dan salam semoga selalu tercurahkan kepada Nabi Muhammad *shallahu 'alaihi wa sallam* yang telah membawa manusia dari zaman jahiliah menuju ke zaman islamiah.

Ucapan syukur dan terima kasih kepada berbagai pihak yang telah memberikan bantuan, bimbingan dan arahan kepada penulis. Oleh karena itu, penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Prof. Dr. H. M. Zainuddin, M.A., selaku rektor Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
2. Dr. Sri Harini, M.Si., selaku dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
3. Dr. Elly Susanti, M.Sc., selaku ketua Program Studi Matematika, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
4. Ria Dhea Layla Nur Karisma, M.Si., selaku dosen pembimbing I yang telah memberikan berbagai pengetahuan, nasihat, motivasi dan arahan kepada penulis.
5. Erna Herawati, M.Pd., selaku dosen pembimbing II yang telah memberikan bimbingan, nasihat, ilmu dan arahan kepada penulis.
6. Dr. Sri Harini, M.Si., selaku ketua penguji dalam ujian skripsi yang telah memberikan saran yang bermanfaat bagi penulis.
7. Angga Dwi Mulyanto, M.Si., selaku penguji 1 dalam ujian skripsi yang telah memberikan saran yang bermanfaat bagi penulis.
8. Seluruh dosen Program Studi Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
9. Papa Kademin dan Mama Tumi selaku orang tua penulis serta seluruh keluarga yang senantiasa mendoakan, memberikan semangat dan dukungan sehingga penulis dapat menyelesaikan tugas akhir.

10. Seluruh mahasiswa Matematika angkatan 2019 yang telah memberikan semangat, bantuan dan motivasi terbaik.

Penulis berharap adanya skripsi ini dapat memberikan manfaat dan menambah wawasan bagi penulis maupun pembaca.

*Wassalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh*

Malang, 22 Mei 2023

Penulis

## DAFTAR ISI

<b>HALAMAN JUDUL .....</b>	<b>i</b>
<b>HALAMAN PENGAJUAN .....</b>	<b>ii</b>
<b>HALAMAN PERSETUJUAN .....</b>	<b>iii</b>
<b>HALAMAN PENGESAHAN.....</b>	<b>iv</b>
<b>PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN .....</b>	<b>v</b>
<b>MOTO .....</b>	<b>vi</b>
<b>PERSEMBAHAN.....</b>	<b>vii</b>
<b>KATA PENGANTAR.....</b>	<b>viii</b>
<b>DAFTAR ISI.....</b>	<b>x</b>
<b>DAFTAR TABEL .....</b>	<b>xii</b>
<b>DAFTAR GAMBAR.....</b>	<b>xiii</b>
<b>DAFTAR SIMBOL .....</b>	<b>xiv</b>
<b>DAFTAR LAMPIRAN .....</b>	<b>xv</b>
<b>ABSTRAK .....</b>	<b>xvi</b>
<b>ABSTRACT .....</b>	<b>xvii</b>
<b>مستخلص البحث.....</b>	<b>xviii</b>
<b>BAB I PENDAHULUAN.....</b>	<b>1</b>
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah .....	6
1.3 Tujuan Penelitian.....	6
1.4 Manfaat Penelitian.....	6
1.5 Batasan Masalah .....	7
1.6 Definisi Istilah .....	7
<b>BAB II KAJIAN TEORI .....</b>	<b>9</b>
2.1 Analisis Deskriptif.....	9
2.2 <i>Support Vector Machine</i> .....	10
2.2.1 <i>Linear Support Vector Machine</i> .....	10
2.2.2 <i>Non-Linear Support Vector Machine</i> .....	13
2.2.3 <i>Support Vector Machine</i> Multi Kelas .....	15
2.3 Pengukuran Ketepatan Klasifikasi.....	18
2.4 <i>Stunting</i> .....	20
2.5 Indeks Khusus Penanganan <i>Stunting</i> .....	21
2.6 Kajian Integrasi <i>Stunting</i> dengan Al-Qur'an .....	24
2.7 Kajian <i>Stunting</i> dengan Teori Pendukung .....	27
<b>BAB III METODE PENELITIAN .....</b>	<b>29</b>
3.1 Jenis Penelitian .....	29
3.2 Data dan Sumber Data.....	29
3.3 Teknik Pengumpulan Data .....	30
3.4 Tahapan Penelitian .....	30
3.5 Diagram Alir Penelitian.....	32
<b>BAB IV PEMBAHASAN.....</b>	<b>33</b>
4.1 Analisis Deskriptif .....	33
4.2 Analisis Data .....	43
4.2.1 Normalisasi Data pada Indikator IKPS .....	43
4.2.2 Hasil Klasifikasi dengan Metode <i>Support Vector Machine</i> ...	44

4.2.3 Analisis Tingkat Akurasi Metode <i>Support Vector Machine</i> ..	51
4.3 Kajian Penelitian dalam Perspektif Islam.....	55
<b>BAB V PENUTUP.....</b>	<b>58</b>
5.1 Kesimpulan.....	58
5.2 Saran.....	59
<b>DAFTAR PUSTAKA .....</b>	<b>60</b>
<b>LAMPIRAN</b>	
<b>RIWAYAT HIDUP</b>	

## DAFTAR TABEL

Tabel 2.1	<i>Confusion Matrix</i> .....	18
Tabel 2.2	Nilai Minimal dan Maksimal Indikator IKPS .....	24
Tabel 3.1	Variabel Penelitian .....	29
Tabel 3.2	Akurasi Perbandingan Data <i>Training</i> dan Data <i>Testing</i> .....	30
Tabel 4.1	Deskriptif Indikator Imunisasi ( $X_1$ ) .....	34
Tabel 4.2	Deskriptif Indikator Penolong Persalinan oleh Tenaga Kesehatan di Fasilitas Kesehatan ( $X_2$ ) .....	35
Tabel 4.3	Deskriptif Indikator Keluarga Berencana (KB) Modern ( $X_3$ ) .....	36
Tabel 4.4	Deskriptif Indikator ASI Eksklusif ( $X_4$ ) .....	37
Tabel 4.5	Deskriptif Indikator Makanan Pendamping ASI ( $X_5$ ) .....	38
Tabel 4.6	Deskriptif Indikator Air Minum Layak ( $X_6$ ) .....	38
Tabel 4.7	Deskriptif Indikator Sanitasi Layak ( $X_7$ ) .....	39
Tabel 4.8	Deskriptif Indikator Ketidakcukupan Konsumsi Pangan ( $X_8$ ) .....	40
Tabel 4.9	Deskriptif Indikator Pendidikan Anak Usia Dini (PAUD) ( $X_9$ ) .....	41
Tabel 4.10	Deskriptif Indikator Pemanfaatan Jaminan Kesehatan) ( $X_{10}$ ) .....	42
Tabel 4.11	Deskriptif Indikator Penerima KPS atau KKS ( $X_{11}$ ) .....	42
Tabel 4.12	Nilai Akurasi Parameter Model SVM Kernel Polinomial .....	45
Tabel 4.13	Parameter Model SVM Kernel Polinomial $h = 1$ dan $C = 1$ .....	45
Tabel 4.14	Parameter Model SVM Kernel Polinomial $h = 1$ dan $C = 10$ .....	46
Tabel 4.15	Parameter Model SVM Kernel Polinomial $h = 1$ dan $C = 100$ .....	46
Tabel 4.16	Parameter Model SVM Kernel Polinomial $h = 3$ dan $C = 10$ .....	46
Tabel 4.17	Parameter Model SVM Kernel Polinomial $h = 3$ dan $C = 100$ .....	46
Tabel 4.18	Kategori IKPS dan Variabel Terpenting Setiap Provinsi .....	49
Tabel 4.19	<i>Confusion Matrix</i> Menggunakan Data <i>Testing</i> .....	51
Tabel 4.20	<i>Confusion Matrix</i> Menggunakan Data <i>Training</i> .....	52
Tabel 4.21	Hasil Prediksi IKPS Menggunakan SVM .....	54

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Proses Transformasi Data dalam Ruang Dimensi Tinggi <i>(Feature Space)</i> .....	14
Gambar 2.2 Ilustrasi Pendekatan <i>One-Against-All</i> .....	16
Gambar 2.3 Ilustrasi Pendekatan <i>One-Against-One</i> .....	17
Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian .....	32
Gambar 4.1 <i>Pie Chart</i> Kategori Indeks Khusus Penanganan <i>Stunting</i> Indonesia 2020 .....	33
Gambar 4.2 Plot Klasifikasi SVM Kernel Polinomial $h = 1$ dan $C = 100$ .....	47
Gambar 4.3 Kurva ROC ( <i>Receiver Operating Characteristic</i> ) .....	53

## DAFTAR SIMBOL

$x_i$	: Dataset
$y_i$	: Kelas
$w$	: Vektor pembobot
$b$	: Bias
$\alpha_i$	: Nilai bobot pada data
$\xi_i$	: <i>Slack variables</i>
$K(x_i, x_j)$	: <i>Kernel trick</i>
$\Phi$	: Notasi transformasi
$h$	: Parameter fungsi kernel
$\sigma$	: Parameter fungsi kernel
$\kappa$	: Parameter fungsi kernel
$\delta$	: Parameter fungsi kernel
$C$	: Parameter fungsi kernel
$n$	: Jumlah kelas
$s$	: Banyaknya model SVM biner
$XX_i$	: Nilai indikator ternormalisasi
$X_i$	: Nilai indikator (empiris)
$X_{min}$	: Nilai minimal indikator
$X_{max}$	: Nilai maksimal indikator
$W_z$	: Penimbang dimensi ke- $z$
$d_z$	: Dimensi ke- $z$

## **DAFTAR LAMPIRAN**

Lampiran 1 Data Indeks Khusus Penanganan <i>Stunting</i> .....	64
Lampiran 2 Data Indeks Khusus Penanganan <i>Stunting</i> Normalisasi .....	66
Lampiran 3 Plot Klasifikasi SVM.....	68
Lampiran 4 Syntax Model SVM dengan RStudio.....	73
Lampiran 5 Syntax Plot Klasifikasi SVM dan Plot ROC AUC .....	74
Lampiran 6 <i>Output</i> Akurasi Model SVM .....	75

## ABSTRAK

Syafika, Vicky Alfina Nur. 2023. **Implementasi Support Vector Machine (SVM) dalam Penentuan Klasifikasi Indeks Khusus Penanganan Stunting di Indonesia.** Skripsi. Program Studi Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing: (I) Ria Dhea Layla Nur Karisma, M.Si. (II) Erna Herawati, M.Pd.

**Kata Kunci:** *Stunting*, Indeks Khusus Penanganan *Stunting*, *Support Vector Machine*, *SVM*

*Stunting* merupakan masalah kesehatan yang menjadi tantangan di berbagai negara, salah satunya di Indonesia. Beberapa program penanganan *stunting* dari pemerintah dapat dievaluasi berdasarkan nilai indeks khusus penanganan *stunting*. Hasil evaluasi program penanganan *stunting* yang tepat akan memudahkan pemerintah dalam menentukan kebijakan selanjutnya. Penelitian ini bertujuan untuk mendapatkan klasifikasi indeks khusus penanganan *stunting* di Indonesia dan tingkat akurasi klasifikasi indeks khusus penanganan *stunting* di Indonesia dengan metode *Support Vector Machine* (SVM). Hasil penelitian menunjukkan model terbaik klasifikasi indeks khusus penanganan *stunting* metode SVM menggunakan kernel polinomial dengan parameter  $h = 1$  dan  $C = 100$ . Hasil klasifikasi yang diperoleh yaitu 4 Provinsi dengan kategori indeks khusus penanganan *stunting* rendah, 21 Provinsi dengan kategori indeks khusus penanganan *stunting* sedang, dan 9 Provinsi dengan kategori indeks khusus penanganan *stunting* tinggi. Sedangkan indikator-indikator yang berpengaruh adalah penolong persalinan oleh tenaga kesehatan di fasilitas kesehatan, ketidakcukupan pangan, Keluarga Berencana (KB) modern, Pendidikan Anak Usia Dini (PAUD), dan air minum layak. Tingkat akurasi klasifikasi indeks khusus penanganan *stunting* di Indonesia dengan metode *Support Vector Machine* (SVM) sebesar 100% menunjukkan metode SVM mampu mengklasifikasikan indeks khusus penanganan *stunting* di Indonesia dengan sangat baik.

## ABSTRACT

Syafika, Vicky Alfina Nur. 2023. **On Implementation of Support Vector Machine (SVM) in Determining the Classification of Stunting-Specific Intervention Index in Indonesia.** Thesis. Mathematics Study Program, Faculty of Science and Technology, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Advisors: (I) Ria Dhea Layla Nur Karisma, M.Si. (II) Erna Herawati, M.Pd.

**Keywords:** Stunting, Stunting-Specific Intervention Index, Support Vector Machine, SVM

Stunting is a health problem that poses a challenge in various countries, including Indonesia. Several government stunting intervention programs can be evaluated based on the stunting-specific intervention index. Accurate evaluation results of stunting intervention programs will facilitate the government in determining the next policy. This study aims to obtain the classification of the stunting-specific intervention index in Indonesia and the accuracy level of the stunting-specific intervention index in Indonesia using the Support Vector Machine (SVM) method. The results of the study showed that the best model for stunting-specific intervention index classification using the SVM method was the polynomial kernel with parameters  $h = 1$  and  $C = 100$ . The resulting classification showed that there were four Provinces with low stunting-specific intervention index categories, 21 Provinces with moderate stunting-specific intervention index categories, and nine Provinces with high stunting-specific intervention index categories. The influencing indicators were skilled birth attendants at health facilities, food insufficiency, modern Family Planning (FP), Early Childhood Education (ECE), and safe drinking water. The 100% accuracy level of the stunting-specific intervention index classification in Indonesia using the SVM method indicates that the SVM methods is highly effective in classifying the stunting-specific intervention index in Indonesia.

## مستخلص البحث

شفيك، فيكيع ألفنا نور ٢٠٢٣. تطبيق آلة المتوجهات الداعمة (SVM) في تحديد تصنيف المؤشر الخاص لمعالجة التقرن في إندونيسيا. بحث جامعي. قسم الرياضيات، كلية العلوم والتكنولوجيا، جامعة مولانا مالك إبراهيم الإسلامية الحكومية مالانج. المشرفه: (١) ريا ديا ليلى نور كرسما، الماجستير. (٢) إيرنا هيراوati، الماجستير.

**الكلمة المفتاحية:** التقرن، مؤشرخاص للتعامل مع التقرن، دعم آلة المتوجهات، SVM

التقرن هو مشكلة صحيحة تمثل تحدياً في العديد من البلدان، أحدها في إندونيسيا. يمكن تقدير العديد من برامج إدارة التقرن الحكومية بناءً على قيمة مؤشر معالجة التقرن الخاص. ونتائج تقدير برنامج إدارة التقرن الصحيح تسهل الحكومة في تحديد المزيد من السياسات. تهدف هذه الدراسة إلى الحصول على تقدير مؤشر خاص لعلاج التقرن في إندونيسيا ودقة تصنيف المؤشر الخاص لعلاج التقرن في إندونيسيا باستخدام طريقة آلة المتوجهات الداعمة (SVM). أظهرت النتائج أن أفضل نموذج لتصنيف المؤشر الخاص لمعالجة التقرن باستخدام طريقة SVM يستخدم نواة متعددة المحدود مع المعلمات  $1 = h$  و  $100 = C$ . وكانت نتائج التصنيف التي تم الحصول عليها هي ٤ مقاطعات ذات فئة مؤشر خاصة للتقرن المنخفض، و ٢١ مقاطعة ذات فئة مؤشر خاصة للتقرن المتوسط، و ٩ مقاطعات ذات فئة مؤشر خاصة لمعالجة التقرن المرتفع. وفي الوقت نفسه، فإن المؤشرات المؤثرة هي تقديم المساعدة من قبل العاملين الصحيين في المرافق الصحية، ونقص العذاء، وتنظيم الأسرة الحديث (KB)، والتعليم في مرحلة الطفولة المبكرة (PAUD)، ومياه الشرب المناسبة. تبلغ دقة تصنيف المؤشر الخاص لعلاج التقرن في إندونيسيا باستخدام طريقة آلة المتوجهات الداعمة ١٠٠٪ (SVM)، مما يشير إلى أن طريقة SVM قادرة على تصفييف المؤشر الخاص لعلاج التقرن في إندونيسيا بشكل جيد للغاية.

## **BAB I**

### **PENDAHULUAN**

#### **1.1 Latar Belakang**

Masalah *stunting* menjadi isu penting yang dijumpai dalam bidang kesehatan dari berbagai negara, salah satunya di Indonesia. Adanya kasus *stunting* hingga saat ini menjadi tantangan tersendiri bagi negara dan memerlukan perhatian secara khusus. *Stunting* adalah masalah gizi buruk pada balita yang dapat terjadi sejak dalam kandungan dengan kurun waktu yang lama. Balita yang mengalami *stunting* memiliki tinggi badan yang lebih pendek daripada balita seusianya. Selain itu *stunting* juga dapat menghambat perkembangan kognitif pada anak dan memberi dampak hingga dewasa. Secara global, jumlah kasus *stunting* pada anak telah mencapai 144 juta kasus. Dampak yang harus dihadapi oleh anak yang mengalami *stunting* juga sudah terlihat, seperti anak mengalami kesulitan ketika belajar atau bersosialisasi, bahkan ketika dewasa bisa memengaruhi aspek pendapatan dari pekerjaan (WHO, 2020).

Berdasarkan data Studi Status Gizi Indonesia (SSGI) tahun 2021, nilai prevalensi *stunting* di Indonesia mencapai angka 24,4%. Sedangkan pada tahun 2019 nilai prevalensi *stunting* di Indonesia sebesar 27,7% yang berarti terjadi penurunan angka prevalensi *stunting* sebesar 3,3% pada tahun 2021. Provinsi yang menempati ketiga posisi tertinggi nilai prevalensi *stunting* pada tahun 2021 adalah Provinsi Nusa Tenggara Timur sebesar 37,8%, Provinsi Sulawesi Barat sebesar 33,8% dan Provinsi Aceh sebesar 33,2% (Kemenkes RI, 2021). Meskipun sudah mengalami penurunan, nilai prevalensi yang dicapai belum memenuhi ambang

batas yang telah ditetapkan oleh *World Health Organization* (WHO) yaitu sebesar 20% (De Onis dkk., 2019).

Status gizi dan kesehatan ibu sejak sebelum kehamilan sampai setelah melahirkan akan memengaruhi pertumbuhan dan perkembangan pada anak. Misalnya, jika seorang ibu hamil mengalami kekurangan gizi maka dapat mengakibatkan bayi lahir dengan berat badan yang rendah. Akibatnya bayi mempunyai risiko lebih tinggi mengalami *stunting* (WHO, 2014). Balita yang tidak mendapatkan ASI eksklusif memiliki risiko 3,7 kali lebih besar mengalami *stunting* daripada balita yang diberi ASI secara eksklusif (Supariasa & Purwaningsih, 2019). Di sisi lain, anak yang *stunting* sebagian besar disebabkan oleh kurangnya asupan gizi. Indikator yang menjadi penyebab kekurangan gizi adalah kurangnya asupan makanan dan faktor penyakit. Secara luas kedua indikator tersebut dapat dipengaruhi oleh terbatasnya makanan pada rumah tangga, kurangnya pola mengasuh anak yang memadai, kebersihan pada sekitar tempat tinggal, termasuk terbatasnya akses ke fasilitas kesehatan (BPS, 2021).

Pemerintah telah melakukan berbagai upaya untuk mencegah *stunting*, salah satunya ikut serta program *Scaling Up Nutrition* (SUN) pada tahun 2011. Melalui program ini pemerintah harus memiliki komitmen bahwa setiap warga negara berhak memperoleh akses untuk mendapatkan makanan yang bergizi. Pada tahun 2013 pemerintah membentuk Gerakan Nasional Perbaikan Gizi (Gernas PPG) yang membahas mengenai rencana anggaran untuk 1000 HPK (Hari Pertama Kehidupan). Hal ini dikarenakan banyak kasus *stunting* yang disebabkan oleh kurangnya gizi pada masa 1000 HPK (Hari Pertama Kehidupan). Selain itu terdapat proyek *Investing in Nutrition and Early Years* dengan fokus pada peningkatan

kualitas pelayanan kesehatan, kebutuhan air, nutrisi dan sanitasi. Proyek ini ditujukan untuk memenuhi kebutuhan anak berusia di bawah 2 tahun beserta orang tua dan ibu hamil. Sebagai bentuk pengawasan dan evaluasi terkait perkembangan kinerja dari program penanganan *stunting*, maka disusun sebuah instrumen yaitu Indeks Khusus Penanganan *Stunting* (IKPS) pada tahun 2018.

Indeks Khusus Penanganan *Stunting* (IKPS) adalah tolok ukur keberhasilan penanganan *stunting* yang terbentuk atas 6 dimensi dan 11 indikator. Penentuan dimensi dan indikator tersebut mengikuti prinsip SMART yaitu *specific, measurable, achievable, realistic, timely and simplycity*. Dimensi yang terbentuk antara lain, dimensi kesehatan, gizi, perumahan, pangan, pendidikan, dan perlindungan sosial (BPS, 2021). Pada masing-masing dimensi terdiri dari beberapa indikator yang bersifat spesifik sehingga memudahkan terkait analisis perkembangan penanganan *stunting* di lapangan.

Jumlah kasus *stunting* yang masih banyak ditemukan akan menjadi ancaman untuk generasi di masa depan. Oleh karena itu, perlu diketahui klasifikasi tingkat penanganan *stunting* pada masing-masing provinsi di Indonesia agar dapat menemukan solusi yang tepat dalam penanganan *stunting*. Beberapa upaya untuk mencegah dan menangani *stunting* dapat ditemukan dalam Al-Qur'an yang menggambarkan peran seorang ibu dan seorang ayah untuk kehidupan anaknya.

Dalam firman Allah SWT Q.S. Al-Baqarah ayat 233 (Kemenag, 2022):

وَالْوِلْدُتُ يُرْضِعُنَّ أَوْلَادَهُنَّ حَوْيَنِ كَامِلَيْنِ لِمَنْ أَرَادَ أَنْ يُثِيمَ الرَّضَاعَةَ وَعَلَى الْمُؤْلُودِلَهُ رِزْقُهُنَّ وَكِسْوَتُهُنَّ  
بِالْمَعْرُوفِ لَا تُكَلِّفُ نَفْسًا لَا أُوسُعَهَا لَا تُضَارَّ وَالدَّةُ بُولَدِهَا وَلَا مُؤْلُودُهُ بِولَدِهِ وَعَلَى الْوَارِثِ مِثْلُ ذَلِكَ  
فَإِنْ أَرَادَ اِصْرَالَعَنْ تَرَاضٍ مِنْهُمَا وَنَشَاوِرٍ فَلَا جُنَاحَ عَلَيْهِمَا وَإِنْ أَرْدَمْ أَنْ تَسْتَرْضِعُوا أَوْلَادَكُمْ فَلَا جُنَاحَ  
عَلَيْكُمْ إِذَا سَلَّمْتُمْ مَا أَتَيْتُمْ بِالْمَعْرُوفِ وَتَنْهَوْالَهُ وَاعْلَمُوا أَنَّ اللَّهَ بِمَا تَعْمَلُونَ بَصِيرٌ<sup>(٢٣)</sup>

*"Ibu-ibu hendaklah menyusui anak-anaknya selama dua tahun penuh, bagi yang ingin menyempurnakan penyusuan. Kewajiban ayah menanggung makan dan pakaian mereka dengan cara yang patut. Seseorang tidak dibebani, kecuali sesuai dengan kemampuannya. Janganlah seorang ibu dibuat menderita karena anaknya dan jangan pula ayahnya dibuat menderita karena anaknya. Ahli waris pun seperti itu pula. Apabila keduanya ingin menyapih (sebelum dua tahun) berdasarkan persetujuan dan musyawarah antara keduanya, tidak ada dosa atas keduanya. Apabila kamu ingin menyusukan anakmu (kepada orang lain), tidak ada dosa bagimu jika kamu memberikan pembayaran dengan cara yang patut. Bertakwalah kepada Allah dan ketahuilah bahwa sesungguhnya Allah Maha Melihat apa yang kamu kerjakan."*

Al-Qur'an surat Al-Baqarah ayat 233, disebutkan bagi seorang ibu dianjurkan untuk memberikan ASI kepada anaknya selama dua tahun, sedangkan seorang ayah bertanggung jawab untuk mencari nafkah agar kebutuhan makan dan kehidupan anak dan istri terpenuhi serta layak. Terlihat bahwa terdapat makna pentingnya ASI secara eksklusif, gizi seimbang, dan lingkungan yang sehat bagi anak. Hal ini bertujuan agar anak dapat berkembang dengan baik dan terhindar dari permasalahan kesehatan, seperti pencegahan dari *stunting*.

Salah satu metode yang dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi indeks khusus penanganan *stunting* di Indonesia adalah *Support Vector Machine* (SVM). SVM adalah salah satu metode nonparametrik, dimana tidak ada asumsi statistik tertentu yang harus dipenuhi (Han dkk., 2012). Data yang tidak memenuhi asumsi uji parametrik, maka metode nonparametrik menjadi pilihan yang sesuai. Metode SVM merupakan metode *machine learning* dengan konsep kerja *Structural Risk Minimization* (SRM). Tujuan dari konsep SRM yaitu untuk membentuk *hyperplane* terbaik dengan membagi dua kelas pada input. Pada klasifikasi SVM mempunyai prinsip yang dapat dipisahkan secara linier, namun dalam tahap pengembangannya, SVM dibentuk untuk menangani permasalahan nonlinier. Proses menangani masalah nonlinier dapat dilakukan dengan memanfaatkan konsep kernel dalam ruang berdimensi tinggi untuk menentukan *hyperplane* sehingga margin antar kelas

pada data dapat maksimal (Ayungtyas, 2017). SVM pada awalnya digunakan untuk klasifikasi biner (*binary classification*), kemudian dikembangkan untuk masalah klasifikasi *multi-class* dengan kombinasi *binary classification* (Liang, 2004). SVM memiliki kelebihan yaitu dapat memberikan akurasi yang baik meskipun data yang dianalisis tidak seimbang (*imbalanced data*), meminimalkan kesalahan klasifikasi untuk sampel yang tidak terlihat, kemampuan generalisasi lebih tinggi dibandingkan metode ANN, dan kepekaan terhadap *outlier* (Siddiqui & Ali, 2016).

Penelitian terkait klasifikasi status tingkat kesejahteraan keluarga menggunakan metode SVM dengan variasi kernel *Radial Basis Function* (RBF), *polynomial*, dan linear menghasilkan nilai akurasi tertinggi pada kernel RBF sebesar 83,653% (Pakarti, 2021). Penelitian lainnya menggunakan metode SVM dengan mengaplikasikan kernel RBF dalam klasifikasi penyakit gigi dan mulut menghasilkan nilai akurasi rata-rata sebesar 93,329% (Puspitasari dkk., 2018). Kemudian, pada penelitian mengenai analisis sentimen *review* film menggunakan algoritma klasifikasi *Naïve Bayes* (NB), *Artificial Neural Network* (ANN) dan SVM menunjukkan hasil akurasi terbaik pada algoritma SVM sebesar 81,10% dan nilai AUC sebesar 0,904 (Chandani & Wahono, 2015). Berdasarkan gambaran latar belakang di atas, maka penelitian ini memanfaatkan metode *Support Vector Machine* (SVM) dalam penentuan klasifikasi indeks khusus penanganan *stunting* di Indonesia. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan informasi kepada pemerintah sebagai bahan pertimbangan dalam menentukan kebijakan penanganan masalah *stunting* di Indonesia.

## 1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan pemaparan latar belakang maka rumusan masalah penelitian disusun sebagai berikut:

1. Bagaimana hasil klasifikasi indeks khusus penanganan *stunting* di Indonesia dengan metode *Support Vector Machine* (SVM)?
2. Bagaimana tingkat akurasi klasifikasi indeks khusus penanganan *stunting* di Indonesia dengan metode *Support Vector Machine* (SVM)?

## 1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah maka tujuan pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mendapatkan klasifikasi indeks khusus penanganan *stunting* di Indonesia dengan metode *Support Vector Machine* (SVM).
2. Menganalisis tingkat akurasi klasifikasi indeks khusus penanganan *stunting* di Indonesia dengan metode *Support Vector Machine* (SVM).

## 1.4 Manfaat Penelitian

Berdasarkan tujuan penelitian maka diharapkan beberapa manfaat sebagai berikut:

1. Bagi Penulis

Menambah pengetahuan dan wawasan mengenai implementasi metode *Support Vector Machine* (SVM) pada klasifikasi indeks khusus penanganan *stunting* di Indonesia.

2. Bagi Program Studi

Sebagai bahan referensi bagi mahasiswa lain dan sebagai bahan bacaan di perpustakaan.

### 3. Bagi Instansi

Sebagai bahan acuan dan tambahan informasi mengenai klasifikasi indeks khusus penanganan *stunting* di Indonesia sehingga dapat menjadi pertimbangan dalam penentuan kebijakan selanjutnya.

### 1.5 Batasan Masalah

1. Data yang digunakan adalah data indeks khusus penanganan *stunting* di Indonesia yang meliputi 34 Provinsi pada tahun 2020 dengan 11 variabel indikator penanganan *stunting*.
2. Indeks khusus penanganan *stunting* dikategorikan menjadi 3 kelas, yaitu Kelas Rendah, Kelas Sedang dan Kelas Tinggi.
3. Variabel indikator penanganan *stunting* mengikuti prinsip *measurable* (dapat diukur).

### 1.6 Definisi Istilah

<i>Machine learning</i>	: Ilmu pengembangan algoritma pada sistem komputer
<i>Hyperplane</i>	: Batas yang memisahkan antar kelas
<i>Margin</i>	: Jarak paling dekat <i>hyperplane</i> dengan <i>pattern</i> pada tiap kelas
<i>Support vector</i>	: Data terdekat dengan <i>hyperplane</i>
<i>Confusion matrix</i>	: Tabel yang digunakan untuk mengukur suatu kinerja dan terdiri dari nilai prediksi serta nilai aktual
<i>Binary classification</i>	: Klasifikasi data terdiri dari dua kelas

- Stunting* : Kondisi gagal pertumbuhan pada anak ditandai dengan tinggi badan di bawah rata-rata
- Structural Risk Minimization* : Prinsip yang meminimalkan kesalahan pada pengujian
- Data training* : Data yang digunakan untuk membentuk model algoritma
- Data testing* : Data yang digunakan untuk menguji kebaikan model

## **BAB II**

### **KAJIAN TEORI**

#### **2.1 Analisis Deskriptif**

Statistika deskriptif merupakan metode dalam statistika yang berhubungan dengan pengumpulan dan penyajian data untuk mendeskripsikan atau memberi informasi yang berguna. Penyajian data pada statistika deskriptif terbentuk dari beberapa tahapan yaitu mengumpulkan data, mengatur data, dan menghitung nilai-nilai statistik agar memperoleh gambaran mengenai. Pada tahapan penyajian data dilakukan secara teratur, singkat, dan mudah dipahami dengan tetap memberikan gambaran dari data tersebut. Beberapa metode yang dapat digunakan pada analisis deskriptif diantaranya (Turmudi & Harini, 2008):

##### **1. Tabel**

Tabel merupakan bentuk penyajian data yang bertujuan mengelompokkan nilai pengamatan dalam beberapa kelompok dengan kesamaan karakteristik.

Tabel yang umum digunakan adalah tabel frekuensi dan tabel frekuensi relatif.

##### **2. Diagram atau grafik**

Diagram atau grafik menyajikan data dengan menggunakan gambar atau garis. Penyajian data dengan diagram atau grafik memiliki tujuan untuk memvisualisasikan seluruh data dengan menonjolkan suatu karakteristik dari data. Diagram atau grafik yang sering digunakan pada analisis deskriptif adalah diagram lingkaran, diagram batang, dan histogram

### 3. Statistik sampel

Statistik sampel dapat digunakan dalam menjelaskan ukuran pemusatan data dan penyebaran data. Ukuran pemusatan tersebut antara lain nilai *mean* (rata-rata), median, dan modus. Sedangkan ukuran penyebaran data terdiri dari *range*, standar deviasi, dan *variance*.

## 2.2 *Support Vector Machine*

*Support Vector Machine* (SVM) merupakan metode klasifikasi *machine learning* dengan dasar menemukan *hyperplane* untuk memisahkan dua kelas (*binary classification*). Konsep kerja dari SVM adalah mencari margin yang maksimal pada *hyperplane* (Dikkens, 2005). Klasifikasi dengan SVM mempunyai prinsip yang dapat dipisahkan secara linier, namun dalam tahap pengembangannya, SVM dibentuk untuk menangani permasalahan nonlinier. Proses menangani masalah nonlinier dapat dilakukan dengan memanfaatkan konsep kernel dalam ruang berdimensi tinggi untuk menentukan *hyperplane* sehingga margin antar kelas pada data dapat maksimal (Ayuntyas, 2017). Selain itu, SVM pada awalnya digunakan untuk klasifikasi biner (*binary classification*), kemudian dikembangkan untuk masalah klasifikasi *multi-class* dengan kombinasi *binary classification* (Liang, 2004).

### 2.2.1 *Linear Support Vector Machine*

*Linear Support Vector Machine* merupakan metode SVM untuk data yang bisa dipisahkan oleh *hyperplane* secara *linear*. Pada metode ini memiliki konsep membentuk *hyperplane* terbaik berupa garis yang memisahkan dua kelas. Jika terdapat dataset  $x_i = \{x_i, \dots, x_n\}, x_i \in R^n$ , maka kelas positif diberi notasi 1 dan kelas negatif diberi notasi -1. Kemudian terbentuk notasi untuk label kelas yaitu

$y_i \in \{+1, -1\}$  dengan  $i = 1, 2, \dots, \ell$  dimana  $\ell$  merupakan banyaknya data. Persamaan *hyperplane* secara umum yang memisahkan dua kelas dirumuskan pada Persamaan (2.1). Sedangkan pertidaksamaan dua *hyperplane* yang menjadi pembatas kelas pertama atau kelas kedua dirumuskan pada Persamaan (2.2) dan Persamaan (2.3), yaitu (Vapnik, 1995):

$$w_i x_i + b = 0 \quad (2.1)$$

$$w_i x_i + b \geq +1, \quad y_i = +1 \quad (2.2)$$

$$w_i x_i + b \leq -1, \quad y_i = -1 \quad (2.3)$$

di mana  $w$  adalah vektor pembobot dan  $b$  adalah bias. Dalam upaya memaksimalkan jarak paling dekat *hyperplane* dengan *pattern* yaitu anggota dari setiap kelas, maka dapat dihitung margin dengan rumus  $\frac{1}{\|w\|}$ . Kemudian diformulasikan pada *quadratic programming problems* yang meminimalkan Persamaan (2.4) dengan memenuhi syarat Persamaan (2.5) berikut:

$$\min \tau(w) = \frac{1}{2} \|w\|^2 \quad (2.4)$$

$$y_i(w_i x_i + b) - 1 \geq 0, \forall i \quad (2.5)$$

Solusi masalah optimasi dapat ditemukan dengan fungsi *Lagrange* sebagai berikut:

$$\begin{aligned} L &= \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^{\ell} \alpha_i [y_i(w_i x_i + b) - 1] \\ L &= \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^{\ell} \alpha_i y_i (w_i x_i + b) - \sum_{i=1}^{\ell} \alpha_i \end{aligned} \quad (2.6)$$

di mana  $\alpha_i$  sebagai *Lagrange Multiplier*. Selanjutnya  $L$  diminimalkan terhadap  $w, b$  dan dimaksimalkan terhadap  $\alpha_i > 0$  sebagai berikut (Hamel, 2009):

$$\frac{\partial L}{\partial b} = 0$$

$$\sum_{i=1}^{\ell} \alpha_i y_i = 0 \quad (2.7)$$

$$\frac{\partial L}{\partial w} = 0$$

$$w_i - \sum_{i=1}^{\ell} \alpha_i y_i x_i = 0$$

$$w_i = \sum_{i=1}^{\ell} \alpha_i y_i x_i \quad (2.8)$$

Di sisi lain, proses optimasi dapat dilakukan dengan cara memaksimalkan  $L$  terhadap  $\alpha_i$  melalui substitusi Persamaan (2.7) dan Persamaan (2.8) ke Persamaan (2.6), yaitu:

$$\begin{aligned} L &= \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^{\ell} \alpha_i y_i (w_i x_i + b) - \sum_{i=1}^{\ell} \alpha_i \\ L &= \frac{1}{2} (w_i \cdot w_i) - \left( \sum_{i=1}^{\ell} \alpha_i y_i w_i x_i + \sum_{i=1}^{\ell} \alpha_i y_i b - \sum_{i=1}^{\ell} \alpha_i \right) \\ L &= \frac{1}{2} \left( \sum_{i=1}^{\ell} \alpha_i y_i x_i \cdot \sum_{i=1}^{\ell} \alpha_j y_j x_j \right) - \left( \sum_{i=1}^{\ell} \alpha_i y_i x_i \cdot \sum_{i=1}^{\ell} \alpha_j y_j x_j + 0 \right. \\ &\quad \left. - \sum_{i=1}^{\ell} \alpha_i \right) \\ L &= \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^{\ell} \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i x_j - \left( \sum_{i,j=1}^{\ell} \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i x_j - \sum_{i=1}^{\ell} \alpha_i \right) \\ L &= \sum_{i=1}^{\ell} \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^{\ell} \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i x_j \end{aligned} \quad (2.9)$$

di mana  $\alpha_i \geq 0$ ,  $\sum_{i=1}^{\ell} \alpha_i y_i = 0$ .

Secara umum *hyperplane* tidak dapat memisahkan dua kelas dengan sempurna. Oleh karena itu, syarat pada Persamaan (2.5) tidak bisa dipenuhi sehingga proses optimasi tidak dapat dijalankan. Untuk mengatasi masalah

tersebut dapat dilakukan dengan teknik *soft margin* yaitu Persamaan (2.5) dimodifikasi dengan menambah *slack variables*  $\xi_i > 0$  sebagai berikut:

$$y_i(w_i x_i + b) \geq 1 - \xi_i, \forall i \quad (2.10)$$

sehingga diperoleh

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^{\ell} \xi_i \quad (2.11)$$

dengan syarat

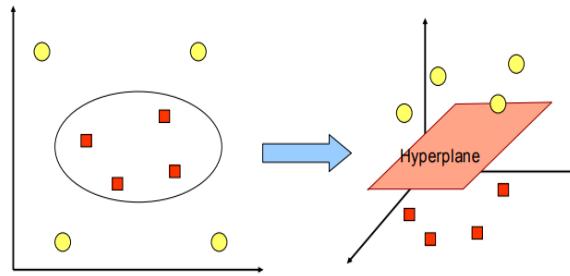
$$y_i(w_i x_i + b) - 1 + \xi_i \geq 0, \forall i \quad (2.12)$$

Ketika Persamaan (2.10) diminimalkan maka jarak margin antar kelas akan dimaksimalkan. *Slack variables*  $\xi_i$  berperan dalam meminimalisir adanya jumlah eror klasifikasi (*miscalcification error*). Sedangkan parameter C berguna untuk mengendalikan *tradeoff* dari margin dan eror klasifikasi  $\xi$ . Semakin besar nilai parameter C maka semakin besar pula penalti pada eror klasifikasi tersebut (Nugroho, 2008).

### **2.2.2 Non-Linear Support Vector Machine**

*Non-Linear Support Vector Machine* merupakan pengembangan dalam proses menyelesaikan masalah data yang tidak bisa dipisahkan secara *linear*. Pada permasalahan nonlinier tidak memerlukan konstruksi secara eksplisit, tetapi akan menggunakan pendekatan fungsi kernel (Dikkens, 2005). Fungsi kernel bekerja dengan melakukan proses transformasi data ke dalam ruang dimensi yang lebih tinggi (*feature space*), di mana data dapat dipisahkan secara linier. Proses penggunaan fungsi kernel agar dapat menyelesaikan permasalahan SVM nonlinier disebut *kernel trick* (Hamel, 2009). *Kernel trick* dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$K(x_i, x_j) = \Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j) \quad (2.13)$$



**Gambar 2.1** Proses Transformasi Data dalam Ruang Dimensi Tinggi (*Feature Space*)  
(Nugroho, 2008)

Berdasarkan Gambar 2.1 data antara kelas positif dan kelas negatif yang berdimensi dua tidak dapat dipisahkan oleh *hyperplane* secara *linear*. Kemudian dilakukan proses transformasi dengan melakukan pemetaan dari data berdimensi dua ke dalam ruang yang berdimensi lebih tinggi yaitu dimensi tiga, akibatnya antara kelas positif dan kelas negatif dapat dipisahkan oleh *hyperplane* secara *linear*. Proses pemetaan dapat dinotasikan sebagai berikut:

$$\Phi : R^p \rightarrow R^q, \text{ dimana } p < q \quad (2.14)$$

di mana  $p$  dan  $q$  merupakan dimensi. Transformasi  $\Phi$  didefinisikan secara implisit oleh fungsi kernel karena transformasi tersebut biasanya tidak diketahui. Proses menentukan klasifikasi data dapat dicari melalui persamaan berikut (Vapnik, 1995):

$$\begin{aligned} f(\Phi(x)) &= \text{sign}(w_i \cdot \Phi(x) + b) \\ f(\Phi(x)) &= \text{sign}\left(\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i \Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j) + b\right) \\ f(\Phi(x)) &= \text{sign}\left(\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i K(x_i, x_j) + b\right) \end{aligned} \quad (2.15)$$

di mana  $\alpha_i > 0$ . Sedangkan nilai  $\alpha_i$  dan  $b$  dapat dihitung menggunakan persamaan berikut:

$$\alpha_i = \frac{N}{\sum_{i=1}^N (K(x_i, x_j) y_i y_j)} \quad (2.16)$$

$$b = -\frac{1}{2}(wx^+ + wx^-) \quad (2.17)$$

Fungsi kernel yang biasanya digunakan pada metode SVM diantaranya berikut (Han dkk., 2012):

1. Kernel Linier

$$K(x_i, x_j) = x_i \cdot x_j \quad (2.18)$$

2. Kernel Polinomial

$$K(x_i, x_j) = (x_i \cdot x_j + 1)^h \quad (2.19)$$

3. Kernel Gaussian Radial Basis Function (RBF)

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right), \sigma \in \mathbb{R}^+ \quad (2.20)$$

4. Kernel Sigmoid

$$K(x_i, x_j) = \tanh(\kappa x_i \cdot x_j - \delta) \quad (2.21)$$

dengan  $h$ ,  $\sigma$ ,  $\kappa$ , dan  $\delta$  sebagai parameter kernel.

Pemilihan fungsi kernel harus memperhatikan data yang akan digunakan.

Setelah memilih fungsi kernel, maka selanjutnya mengatur parameter yang digunakan. Selain parameter bebas pada kernel, terdapat juga parameter pinalti kesalahan  $C$  yang ditentukan peneliti. Pada kernel linier dapat diaplikasikan untuk data yang bisa dipisahkan oleh *hyperplane* secara linier atau berbentuk garis. Sedangkan pada kernel nonlinier diaplikasikan untuk data yang bisa dipisahkan *hyperplane* dengan bentuk bidang di ruang berdimensi yang tinggi (Dikkens, 2005).

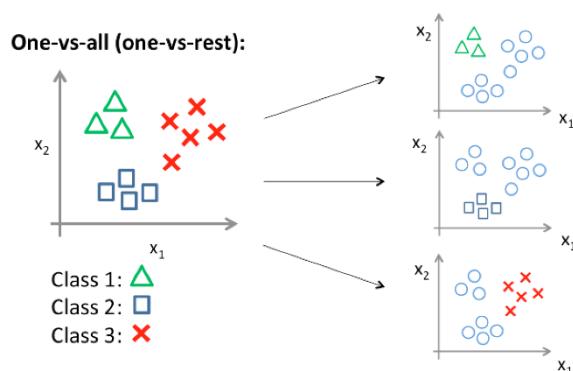
### **2.2.3 Support Vector Machine Multi Kelas**

*Support Vector Machine* (SVM) multi kelas dapat diimplementasikan melalui dua pendekatan yaitu metode *one-against-all* dan *one-against-one*. Pada

umumnya, pendekatan *one-against-all* lebih sering digunakan karena memiliki konsep membentuk gabungan dari beberapa SVM yang biner. Sedangkan pada pendekatan *one-against-one* terdapat proses penyelesaian permasalahan optimasi sehingga memiliki tahapan yang lebih rumit (Pakarti, 2021). Pendekatan *one-against-all* dan *one-against-one* dapat dijelaskan sebagai berikut:

### 1. One-Against-All

Pendekatan *one-against-all* atau sering disebut pendekatan satu lawan semua memiliki konsep klasifikasi yang membandingkan antara satu kelas dengan semua kelas lainnya. Pada proses klasifikasi data dalam  $n$  kelas, maka akan terbentuk model SVM biner sebanyak  $n$ . Masing-masing model akan diuji dengan seluruh data yang ada untuk mengetahui klasifikasi kelas dari data tersebut. Contohnya, pembentukan klasifikasi dalam 3 kelas, maka terdapat 3 model SVM biner yang harus dibentuk. Pada model SVM pertama diuji dengan seluruh data untuk melihat klasifikasi data ke dalam kelas 1 atau bukan. Selanjutnya model SVM kedua diuji dengan seluruh data untuk melihat klasifikasi data ke dalam kelas 2 atau bukan. Terakhir, model SVM ketiga diuji dengan seluruh data untuk melihat klasifikasi data ke dalam kelas 3 atau bukan (Suyanto, 2019).



**Gambar 2.2** Ilustrasi Pendekatan *One-Against-All*

## 2. One-Against-One

Pendekatan *one-against-one* atau satu lawan satu adalah pendekatan dengan membentuk model SVM biner dari perbandingan satu kelas dengan satu kelas lainnya. Model SVM biner bergantung pada  $n$  kelas dalam klasifikasi yang dirumuskan sebagai berikut (Suyanto, 2019):

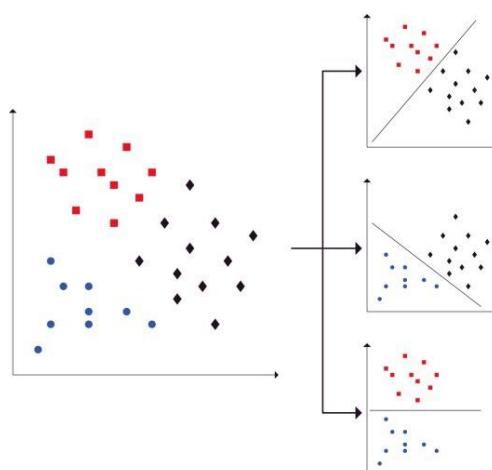
$$s = \frac{n(n-1)}{2} \quad (2.22)$$

di mana

$s$  : Banyaknya model SVM biner

$n$  : Jumlah kelas

Pada pendekatan *one-against-one* dengan kasus klasifikasi 3 kelas diperoleh banyaknya model SVM biner ( $s$ ) sebanyak 3 model. Model SVM pertama akan diuji dengan seluruh data yang ada untuk mengetahui kelompok pada kelas 1 atau 2. Kemudian model kedua diuji dengan seluruh data yang ada untuk mengetahui kelompok pada kelas 2 atau 3. Selanjutnya model ketiga diuji dengan seluruh data yang ada untuk mengetahui kelompok pada kelas 1 atau 3.



Gambar 2.3 Ilustrasi Pendekatan *One-Against-One* (Zhang dkk., 2016)

### 2.3 Pengukuran Ketepatan Klasifikasi

Pengukuran ketepatan klasifikasi bertujuan untuk mengetahui kebaikan dalam klasifikasi data yang dilakukan oleh *classifier*. Salah satu cara untuk menghitung ketepatan klasifikasi adalah menggunakan *confusion matrix*. Pada umumnya *confusion matrix* memiliki konsep perhitungan akurasi untuk data *mining* yaitu membandingkan data aktual dengan data hasil proses prediksi. Terdapat 4 istilah pada hasil klasifikasi menggunakan *confusion matrix*. Pertama, TP (*True Positive*) yaitu hasil prediksi kelas positif tepat sesuai data aktual. Kemudian FP (*False Positive*) menunjukkan hasil prediksi kelas negatif berada di kelas positif. FN (*False Negative*) yaitu hasil prediksi kelas positif berada di kelas negatif dan TN (*True Negative*) yang menunjukkan hasil prediksi kelas negatif tepat sesuai data aktual (Hilmiyah, 2017). Berikut adalah bentuk *confusion matrix* untuk permasalahan multi kelas (Markoulidakis dkk., 2021):

**Tabel 2.1 Confusion Matrix**

Confusion Matrix		Kelas Aktual			
		$C_1$	$C_2$	...	$C_N$
Kelas Prediksi	$C_1$	$C_{1,1}$	FN	...	$C_{1,N}$
	$C_2$	FP	TP	...	FP
	...	...	...	...	...
	$C_N$	$C_{N,1}$	FN	...	$C_{N,N}$

Pengukuran ketepatan klasifikasi dapat dilakukan dengan cara menghitung nilai *accuracy*, *precision*, *sensitivity*, dan *specificity*. *Accuracy* (akurasi) menunjukkan nilai atau persentase keakuratan hasil klasifikasi. *Precision* (presisi) digunakan untuk mengetahui rasio yang membandingkan antara kelas positif yang benar dengan keseluruhan prediksi kelas positif. Selanjutnya *sensitivity* atau *recall*

menunjukkan proporsi kelas positif yang hasil prediksinya benar. Terakhir *specificity* yang menunjukkan proporsi kelas negatif yang hasil prediksinya benar (Han dkk., 2012). Selain itu terdapat kurva ROC (*Receiver Operating Characteristic*) yaitu grafik yang membandingkan *sensitivity* (*True Positive Rate*) sebagai sumbu koordinat y dengan *1-specificity* (*False Positive Rate*) yang dijelaskan dalam bentuk kurva. Kemudian terdapat nilai AUC (*Area Under the Curve*) yang merupakan luas daerah di bawah kurva ROC dengan rentang luasnya 0 sampai dengan 1 (Sasongko, 2016). Perhitungan nilai *accuracy*, *precision*, *sensitivity*, dan *specificity* dapat dilihat pada persamaan berikut (Markoulidakis dkk., 2021):

$$\text{Accuracy} = \frac{\sum_{i=1}^N TP(C_i)}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N C_{i,j}} \times 100\% \quad (2.23)$$

$$\text{Precision}_{C_i} = \frac{TP(C_i)}{TP(C_i) + FP(C_i)} \times 100\% \quad (2.24)$$

$$\text{Sensitivity}_{C_i} = \frac{TP(C_i)}{TP(C_i) + FN(C_i)} \times 100\% \quad (2.25)$$

$$\text{Specificity}_{C_i} = \frac{TN(C_i)}{TN(C_i) + FP(C_i)} \times 100\% \quad (2.26)$$

Sedangkan untuk menghitung nilai *precision*, *sensitivity*, dan *specificity* secara keseluruhan adalah sebagai berikut:

$$\text{Precision}_{\text{average}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \text{Precision}_{C_i} \quad (2.27)$$

$$\text{Sensitivity}_{\text{average}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \text{Sensitivity}_{C_i} \quad (2.28)$$

$$\text{Specificity}_{\text{average}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \text{Specificity}_{C_i} \quad (2.29)$$

Kemudian perhitungan nilai AUC adalah sebagai berikut (Tuah dkk., 2022):

$$AUC = \int_0^1 TPR(FPR) dFPR \quad (2.30)$$

di mana

*TPR* : Rasio antara *true positive* dengan total kelas positif pada data (*true positive* dan *false negative*)

*FPR* : Rasio antara *false positive* dengan total kelas negatif pada data (*false positive* dan *true negative*)

*dFPR* : Selisih FPR antara dua titik pada kurva ROC

## 2.4 *Stunting*

*Stunting* adalah kegagalan tumbuh kembang anak di bawah usia 5 tahun (balita) yang disebabkan oleh kurangnya gizi secara kronis dan infeksi berulang. Pada umumnya, *stunting* terjadi pada periode 1000 HPK yaitu mulai janin sampai anak berusia 23 bulan. Anak yang mengalami *stunting* memiliki tinggi badan di bawah minus 2 dari standar deviasi tinggi badan anak seusianya (BPS, 2021). Tinggi badan menjadi salah satu jenis pemeriksaan antropometri yang dapat menunjukkan status gizi seseorang. Adanya *stunting* mengindikasikan kekurangan gizi (malnutrisi) dalam jangka panjang (kronis) yang berlangsung bertahun-tahun. Diagnosis *stunting* dibentuk dari perbandingan nilai *z-score* tinggi badan berdasarkan usia yang diperoleh dari grafik pertumbuhan yang digunakan di seluruh dunia (Candra, 2020).

Ciri-ciri anak yang mengalami *stunting* dapat diketahui, diantaranya masa memasuki pubertas dan pertumbuhan gigi yang terlambat, pada usia 8-10 tahun cenderung memiliki sikap pendiam atau tidak sering melakukan *eye contact*, pertumbuhan terhambat sehingga memiliki wajah yang tampak lebih muda dari anak seusianya, serta memiliki kelemahan dalam memori belajar. Sedangkan

dampak buruk *stunting* dibagi menjadi 2 macam. Pertama, dampak jangka pendek yaitu terhambatnya perkembangan otak yang berakibat pada kecerdasan dan gangguan pertumbuhan secara fisik. Selanjutnya, dampak jangka panjang yaitu berkurangnya kemampuan kognitif dan prestasi belajar, menurunnya kekebalan tubuh sehingga mudah terserang penyakit, serta berisiko tinggi muncul penyakit diabetes, obesitas, *stroke*, kanker, dan disabilitas di masa tua (Rahayu dkk., 2018).

Menurut *World Health Organization* (WHO) terdapat beberapa faktor yang menjadi penyebab *stunting*. Pertama, praktik pemberian nutrisi pada bayi dan balita yaitu pemberian ASI yang kurang optimal (khususnya ASI non eksklusif) dan terbatasnya kuantitas, kualitas, serta variasi pemberian makanan pendamping ASI. Selanjutnya, terkena penyakit menular dan mengakibatkan berat badan rendah sehingga memiliki konsekuensi jangka panjang terhambatnya pada pertumbuhan linier. Kemudian, infeksi subklinis yaitu akibat paparan lingkungan yang terkontaminasi atau tercemar sehingga terjadi malabsorpsi nutrisi dan berkurangnya kemampuan usus sebagai penghalang terhadap organisme penyebab penyakit. Terakhir, akibat dari kemiskinan, pola asuh yang kurang memadai, kurangnya stimulasi pada anak dan adanya kerawanan pangan (WHO, 2014).

## **2. 5 Indeks Khusus Penanganan *Stunting***

Percepatan pengurangan kasus *stunting* menjadi program prioritas pemerintah di bidang kesehatan. *Stunting* tidak hanya memengaruhi pertumbuhan secara fisik, tetapi berpengaruh juga terhadap fungsi penting lainnya pada tubuh, seperti perkembangan otak dan imun tubuh. Akibatnya, balita *stunting* berpotensi mengalami kecerdasan yang kurang maksimal, mudah terserang penyakit, dan mungkin berisiko mengalami penurunan produktivitas di masa depan. Dalam

rangka mempercepat penanganan *stunting*, pemerintah membentuk IKPS yaitu instrumen-instrumen khusus sebagai bahan evaluasi dari program penanganan *stunting* yang ada. Selain itu, IKPS juga berperan untuk mengukur jangkauan intervensi terhadap rumah tangga yang menjadi sasaran (BPS, 2021).

Indeks Khusus Penanganan *Stunting* (IKPS) merupakan alat ukur pencapaian penanganan *stunting* di Indonesia. IKPS disusun oleh dimensi yang terdiri beberapa indikator dan mengikuti prinsip SMART (*Specific, Measurable, Achievable, Realistic, Timely and Simplicity*). Salah satu prinsip yang mudah dianalisis sebagai syarat indikator IKPS adalah prinsip *measurable* (dapat diukur) yang berarti indikator penyusun IKPS harus indikator yang dapat diukur (BPS, 2021). Berdasarkan prinsip tersebut, maka terbentuk 6 dimensi dan 11 indikator yang menjadi penyusun IKPS tingkat provinsi, yaitu (BPS, 2021):

1. Dimensi kesehatan terbentuk dari tiga indikator, yaitu imunisasi, penolong persalinan oleh tenaga kesehatan di fasilitas kesehatan, dan keluarga berencana (KB) modern.
2. Dimensi gizi terbentuk dari dua indikator, yaitu ASI eksklusif dan makanan pendamping ASI.
3. Dimensi perumahan terbentuk dari dua indikator, yaitu air minum layak dan sanitasi layak.
4. Dimensi pangan terbentuk dari satu indikator, yaitu ketidakcukupan konsumsi pangan.
5. Dimensi pendidikan terbentuk dari satu indikator, yaitu Pendidikan Anak Usia Dini (PAUD).

6. Dimensi perlindungan sosial terbentuk dari dua indikator, yaitu pemanfaatan jaminan kesehatan dan penerima Kartu Perlindungan Sosial (KPS) atau Kartu Keluarga Sejahtera (KKS).

Indikator IKPS perlu dilakukan proses normalisasi dengan tujuan agar indikator memiliki rentang dan arah yang sama. Pada proses normalisasi terdapat dua hal yang harus dilakukan, yaitu menentukan nilai minimal serta nilai maksimal pada setiap indikator agar memiliki rentang yang sama dan menyamakan arah setiap indikator. Adapun dalam indikator penyusun IKPS terdapat sepuluh indikator dengan arah positif dan satu indikator dengan arah negatif. Berikut persamaan untuk normalisasi agar setiap indikator memiliki arah yang sama (BPS, 2021):

Indikator dengan arah positif

$$KX_i = \frac{X_i - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \times 100 \quad (2.31)$$

Indikator dengan arah negatif

$$KX_i = 100 - \left( \frac{X_i - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \times 100 \right) \quad (2.32)$$

di mana

$KX_i$  : Nilai indikator ternormalisasi

$X_i$  : Nilai indikator (empiris)

$X_{min}$  : Nilai minimal indikator

$X_{max}$  : Nilai maksimal indikator

Selanjutnya menentukan penimbang dimensi untuk menghitung IKPS, di mana setiap dimensi pada IKPS memiliki penimbang yang sama yaitu sebesar 1/6. Hal ini dikarenakan IKPS tersusun atas 6 dimensi. Kemudian untuk menyusun IKPS, masing-masing dimensi terlebih dahulu dihitung nilai indeksnya dengan

menghitung rata-rata nilai indikator pada dimensi tersebut. Adapun perhitungan IKPS dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$IKPS = \frac{\sum_{z=1}^p W_z d_z}{\sum_{z=1}^p W_z} \quad (2.33)$$

di mana

$W_z$  : Penimbang dimensi ke- $z$ , dengan  $z = 1, 2, \dots, p$

$d_z$  : Dimensi ke- $z$ , dengan  $z = 1, 2, \dots, p$

Berikut daftar nilai minimal dan nilai maksimal untuk setiap indikator (BPS, 2021):

**Tabel 2.2** Nilai Minimal dan Maksimal Indikator IKPS

Indikator	Nilai Minimal	Nilai Maksimal	Dasar Penentuan
Imunisasi	0	90	RPJMN 2020-2024
Penolong persalinan oleh tenaga kesehatan di fasilitas kesehatan	0	100	Kesepakatan pakar
Keluarga Berencana (KB) modern	0	80	Kesepakatan pakar
ASI eksklusif	0	80	Rancangan Perpres dan kesepakatan pakar
Makanan Pendamping ASI	0	80	Kesepakatan pakar
Air minum layak	0	100	Rancangan Perpres dan kesepakatan pakar
Sanitasi layak	0	100	Kesepakatan pakar
Ketidakcukupan konsumsi pangan	0	60	Kesepakatan pakar
Pendidikan Anak Usia Dini (PAUD)	0	90	Kesepakatan pakar
Pemanfaatan jaminan kesehatan	0	80	Kesepakatan pakar
Penerima KPS/KKS	0	80	Kesepakatan pakar

## 2.6 Kajian Integrasi *Stunting* dengan Al-Qur'an

Al-Qur'an tidak membahas persoalan *stunting* secara spesifik, namun terdapat di dalam Al-Qur'an surat Al-Baqarah ayat 233 yang telah menjelaskan bahwa seorang ibu dianjurkan menyusui anak-anaknya dan seorang ayah berkewajiban

untuk memenuhi kebutuhan anak sertaistrinya. Menurut tafsir Al-Jailani mengenai surat Al-Baqarah ayat 233, menjelaskan mengenai penyusuan yang berkaitan dengan ayat sebelumnya yaitu tentang pernikahan dan talak. Ayat ini memerintahkan kepada seorang ibu yang sudah ditalak atau tidak untuk tetap menyusui anaknya selama dua tahun penuh dengan kasih sayang. Secara tidak langsung menjadikan petunjuk bahwa menyusui anak adalah salah satu hal terpenting. Di sisi lain, pada tafsir Al-Jailani juga disampaikan bahwa setiap beban yang diberikan pada manusia pasti sesuai dengan kesanggupannya. Oleh karena itu, seorang ibu tidak boleh terpaksa dalam menyusui anaknya. Al-Jailani juga menyampaikan pendapat bahwa diperbolehkan penyapihan sebelum dua tahun asalkan atas persetujuan keduanya dan tidak membahayakan anaknya. Kemudian jika sebagian ibu tidak dapat menyusui anaknya, maka orang lain dapat menyusuinya dengan memberikan upah yang patut (Al-Jailani, 2022).

Pentingnya menyusui juga disampaikan dalam tafsir Al-Asraar yaitu seorang ibu yang menyusui anaknya akan berdampak besar pada keberhasilan masa depan anak karena pada dasarnya tidak ada yang lebih baik daripada air susu ibu. Menyusui anak akan berdampak pada kesehatan secara jasmani dan memengaruhi pembentukan karakter anak. Secara psikologis menyusui merupakan bentuk kasih sayang yang diberikan ibu kepada anak. Hal ini mempengaruhi perkembangan psikologis anak. Perihal lama waktu menyusui akan lebih baik dilakukan dengan sempurna yaitu selama dua tahun (Asrori, 2017a).

Masa seorang ibu menyusui anaknya selama dua tahun juga disebutkan di dalam Al-Qur'an surat Luqman ayat 14. Pada surat Luqman ayat 14 terdapat pesan bahwa seorang anak diperintahkan untuk menghormati kedua orang tua khususnya

seorang ibu yang telah mengandung dan menyapih anaknya dalam usia dua tahun.

Dalam firman Allah SWT Q.S. Luqman ayat 14 (Kemenag, 2023a):

وَوَصَّيْنَا الْإِنْسَانَ بِوَالِدَيْهِ حَمَلَتْهُ أُمُّهُ وَهُنَّا عَلَىٰ وَهُنِّيْ فَصَالُهُ فِي عَامَيْنِ آنِ اشْكُرْنِيْ وَلِوَالِدَيْكُ لِيَ  
الْمَصِيرُ  
⑯

*“Kami mewasiatkan kepada manusia (agar berbuat baik) kepada kedua orang tuanya. Ibunya telah mengandungnya dalam keadaan lemah yang bertambah-tambah dan menyapihnya dalam dua tahun. (Wasiat Kami,) “Bersyukurlah kepada-Ku dan kepada kedua orang tuamu.” Hanya kepada-Ku (kamu) kembali.”*

Pesan yang disampaikan dalam ayat ini adalah hendaklah manusia sebagai seorang anak agar berbakti kepada kedua orang tua. Khususnya kepada seorang ibu yang telah mengandung anaknya sampai melahirkan kemudian menyusui dan menyapih anaknya sampai usia dua tahun. Dalam proses mengandung sampai menyusui, seorang ibu banyak berkorban bahkan terkadang fisiknya mulai lemah. Oleh karena itu seorang anak harus taat dan berbuat baik kepada ibunya sebagai balasan atas perjuangan seorang ibu. Sebagaimana hadist yang menyampaikan bahwa urutan kebaikan anak untuk orangtuanya adalah pertama, kedua, dan ketiga diberikan pada ibunya serta keempat untuk ayahnya (Asrori, 2017b).

Pemberian ASI pada anak berperan sebagai antibodi yang dapat melindungi dari ancaman penyakit. Ketika di masa awal melahirkan, seorang ibu akan mengeluarkan ASI dengan kandungan zat kolostrum yang diyakini terdapat banyak antibodi efektif penangkal penyakit. Lamanya masa menyusui akan menjadikan bayi memiliki zat antibodi yang lebih kuat (Nur & Marissa, 2014). Di sisi lain, ASI berperan pada pertumbuhan dan perkembangan otak anak karena terdapat kandungan rangkaian asam lemak tak jenuh (Bahrudin, 2016). ASI yang diperoleh anak di kehidupan awal akan berkontribusi besar dalam pertumbuhan, akal serta perilaku pada anak. Selain itu, lama waktu menyusui dapat mencegah risiko tekanan

darah tinggi pada wanita pascamenopause (Park & Choi, 2018). Pernyataan mengenai manfaat ASI secara ilmiah ini menjadi bukti pentingnya menyusui dua tahun penuh seperti yang terdapat dalam surat Al-Baqarah ayat 233 dan surat Luqman ayat 14.

## 2.7 Kajian *Stunting* dengan Teori Pendukung

Penelitian ini terdiri dari beberapa tahapan. Tahapan pertama adalah melakukan pengumpulan data. Tahapan kedua yakni melakukan analisis deskriptif yang berguna untuk memberi gambaran secara umum mengenai karakteristik data dalam penelitian yakni Indeks Khusus Penanganan *Stunting* pada 34 Provinsi di Indonesia. Tahapan ketiga adalah melakukan normalisasi data pada indikator IKPS dengan berdasar pada ketentuan normalisasi yang telah ditetapkan oleh Badan Pusat Statistik. Tahapan keempat yaitu membagi data menjadi data *training* dan data *testing*. Setelah itu membentuk model SVM menggunakan data *training*. Proses awal pembentukan model adalah menentukan metode pendekatan *hyperplane* SVM multi kelas yang akan digunakan dalam penentuan pembagian kelas. Pendekatan yang dapat dipilih terdiri dari dua jenis yaitu *one-against-all* atau *one-against-one*. Kemudian menentukan fungsi kernel yang akan digunakan untuk membentuk model SVM dan memilih parameter terbaik pada fungsi kernel. Model SVM yang telah terbentuk akan mengklasifikasikan indeks khusus penanganan *stunting* pada 34 Provinsi di Indonesia ke dalam tiga kelas. Jika nilai  $SVM > 0$  maka data yang dihasilkan masuk kelas positif dan memiliki kemungkinan masuk dalam kategori indeks khusus penanganan *stunting* tinggi atau sedang. Selanjutnya jika nilai  $SVM < 0$  maka data yang dihasilkan masuk kelas negatif dan memiliki kemungkinan masuk dalam kategori indeks khusus penanganan *stunting* sedang atau rendah.

Penentuan kategori tersebut akan menyesuaikan dengan kombinasi model SVM biner yang terbentuk. Tahapan selanjutnya setelah data berhasil diklasifikasi pada kelas masing-masing adalah mengevaluasi ketepatan model klasifikasi SVM menggunakan data *testing* dan data *training*. Evaluasi dilakukan dengan melihat nilai akurasi yang diperoleh berdasarkan *confusion matrix*. Tahapan terakhir yaitu menganalisis hasil prediksi klasifikasi yang telah terbentuk.

## **BAB III**

### **METODE PENELITIAN**

#### **3.1 Jenis Penelitian**

Jenis pendekatan penelitian yang digunakan adalah penelitian deskriptif kuantitatif. Pada penelitian ini menggunakan data kuantitatif atau numerik yaitu data indeks khusus penanganan *stunting* pada 34 Provinsi di Indonesia tahun 2020 yang selanjutnya dianalisis menggunakan metode *support vector machine*.

#### **3.2 Data dan Sumber Data**

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder. Data sekunder merupakan jenis data yang diperoleh dari sumber yang telah tersedia. Adapun data penelitian diakses melalui *website* Badan Pusat Statistik (BPS) Indonesia. Data yang digunakan terdiri dari variabel *dependent* (*Y*) dan variabel *independent* (*X*). Variabel yang akan digunakan pada penelitian sebagai berikut:

**Tabel 3.1 Variabel Penelitian**

No.	Variabel	Skala	Keterangan
1.	Indeks Khusus Penanganan <i>Stunting</i> (IKPS) Menurut Provinsi di Indonesia	<i>Y</i>	Ordinal Rendah : 41,7 – 54,4 Sedang : 54,5 – 67,2 Tinggi : 67,3 – 80,0
2.	Imunisasi	<i>X<sub>1</sub></i>	Rasio 0 – 90
3.	Penolong persalinan oleh tenaga kesehatan di fasilitas kesehatan	<i>X<sub>2</sub></i>	Rasio 0 – 100
4.	Keluarga Berencana (KB) modern	<i>X<sub>3</sub></i>	Rasio 0 – 80
5.	ASI eksklusif	<i>X<sub>4</sub></i>	Rasio 0 – 80
6.	Makanan Pendamping ASI	<i>X<sub>5</sub></i>	Rasio 0 – 80
7.	Air minum layak	<i>X<sub>6</sub></i>	Rasio 0 – 100
8.	Sanitasi layak	<i>X<sub>7</sub></i>	Rasio 0 – 100
9.	Ketidakcukupan konsumsi pangan	<i>X<sub>8</sub></i>	Rasio 0 – 60
10.	Pendidikan Anak Usia Dini (PAUD)	<i>X<sub>9</sub></i>	Rasio 0 – 90
11.	Pemanfaatan jaminan kesehatan	<i>X<sub>10</sub></i>	Rasio 0 – 80
12.	Penerima KPS/KKS	<i>X<sub>11</sub></i>	Rasio 0 – 80

### **3.3 Teknik Pengumpulan Data**

Teknik pengumpulan data pada penelitian ini menggunakan teknik dokumenter. Teknik dokumenter adalah teknik mengumpulkan data dengan mencari data pada sumber tertulis maupun sumber lisan. Data yang diperoleh dapat berupa dokumen surat, pernyataan tertulis, pengumuman, data pada *website*, dan lainnya (Nilamsari, 2014).

### **3.4 Tahapan Penelitian**

Adapun langkah-langkah yang dilakukan dalam penelitian adalah sebagai berikut:

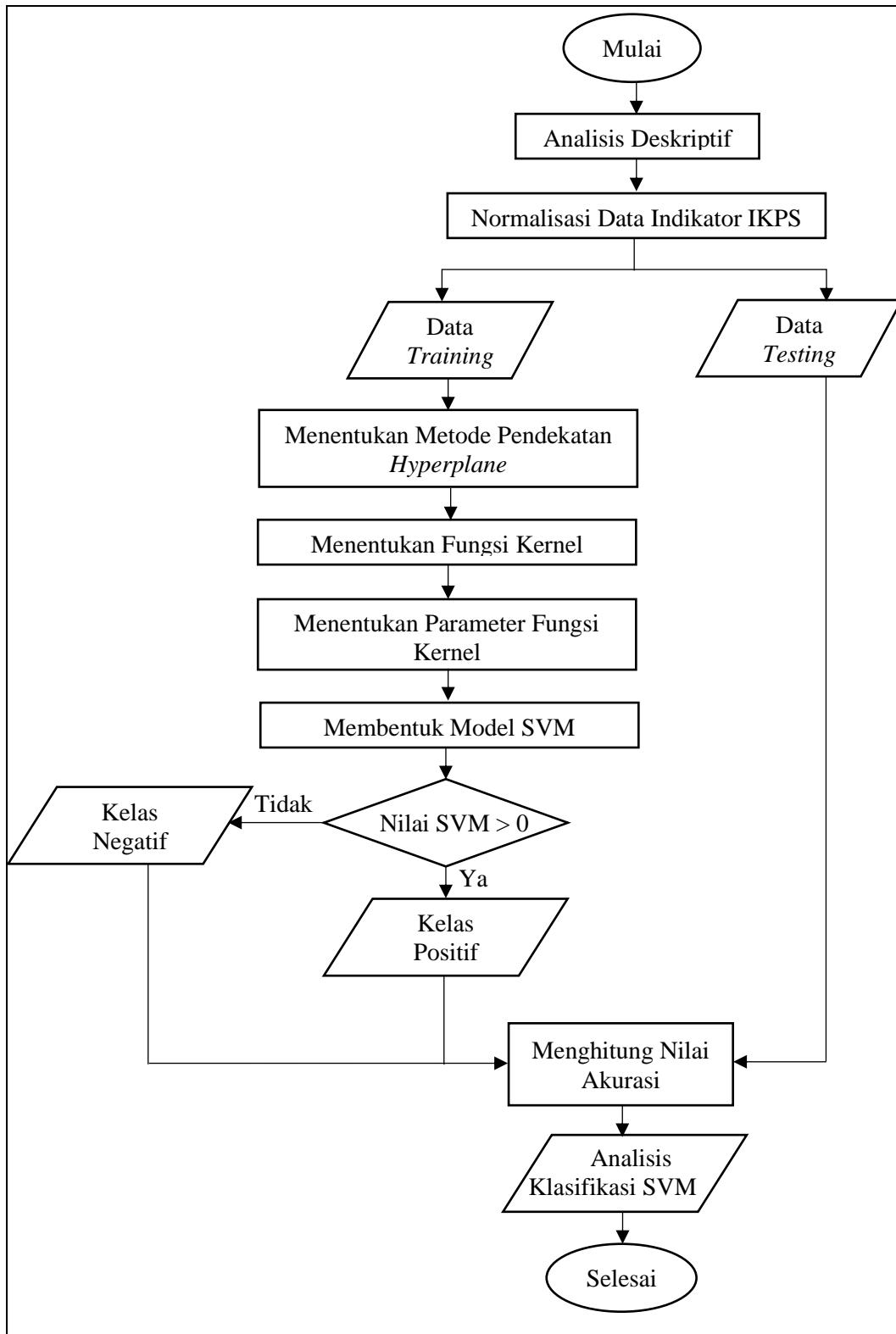
1. Pengumpulan data klasifikasi penanganan *stunting* yang terdiri dari variabel *dependent* dan variabel *independent*.
2. Melakukan analisis deskriptif pada data indeks khusus penanganan *stunting* untuk memperoleh gambaran secara umum karakteristik indeks khusus penanganan *stunting*.
3. Melakukan normalisasi data pada indikator IKPS agar memiliki rentang dan arah yang sama.
4. Membagi data menjadi dua bagian yaitu data *training* dan data *testing* berdasarkan akurasi terbaik dari kombinasi beberapa persentase. Berikut hasil akurasi yang diperoleh:

**Tabel 3.2** Akurasi Perbandingan Data *Training* dan Data *Testing*

Data <i>Training</i>	Data <i>Testing</i>	Akurasi
70%	30%	70%
75%	25%	50%
80%	20%	85,61%
85%	15%	60%
90%	10%	66,67%

5. Membentuk model SVM menggunakan data *training* dengan proses sebagai berikut:
  - a. Menentukan metode pendekatan *hyperplane* SVM multi kelas yang akan digunakan dalam penentuan pembagian kelas.
  - b. Menentukan fungsi kernel yang akan digunakan untuk membentuk model SVM.
  - c. Menentukan parameter terbaik pada fungsi kernel.
  - d. Membentuk model SVM menggunakan fungsi kernel.
6. Melakukan evaluasi dengan data *testing* dan data *training* terkait ketepatan model klasifikasi metode SVM menggunakan *confusion matrix*.
7. Melakukan analisis terhadap hasil klasifikasi yang telah terbentuk dan menguji akurasi menggunakan *confusion matrix*.

### 3.5 Diagram Alir Penelitian

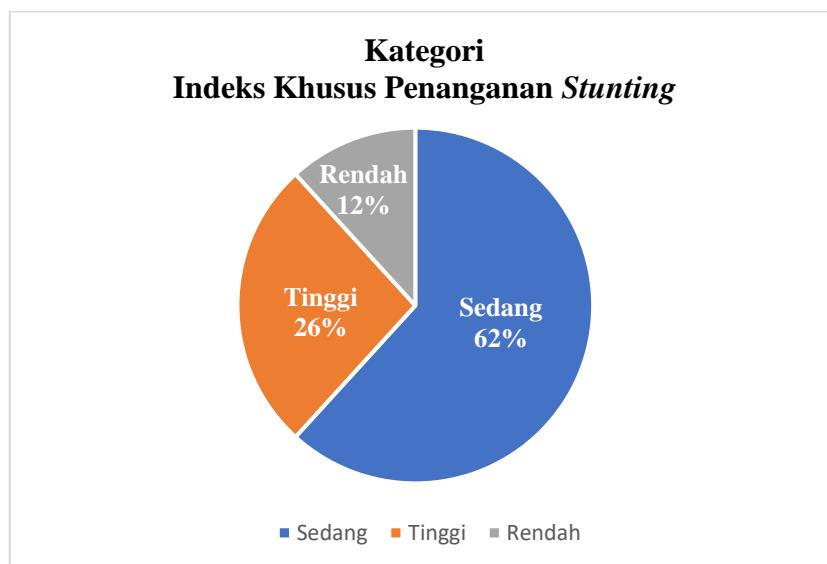


Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian

## BAB IV PEMBAHASAN

### 4.1 Analisis Deskriptif

Variabel *dependent* (*Y*) pada penelitian ini adalah indeks khusus penanganan *stunting* (IKPS) menurut 34 Provinsi di Indonesia pada tahun 2020. Suatu Provinsi memiliki kategori indeks khusus penanganan *stunting* (IKPS) kelas rendah jika memiliki persentase IKPS pada rasio 41,7 – 54,4. Apabila persentase IKPS berada pada rasio 54,5 – 67,2, maka memiliki kategori indeks khusus penanganan *stunting* (IKPS) kelas sedang. Kemudian suatu Provinsi memiliki kategori indeks khusus penanganan *stunting* (IKPS) kelas tinggi jika memiliki persentase IKPS pada rasio 67,3 – 80,0.



Gambar 4.1 Pie Chart Kategori Indeks Khusus Penanganan *Stunting* Indonesia 2020

Berdasarkan Gambar 4.1 mengenai *pie chart* indeks khusus penanganan *stunting* di Indonesia pada tahun 2020 menunjukkan bahwa dari 34 Provinsi, sebanyak 4 Provinsi atau sebesar 12% berada di kelas rendah yaitu Maluku, Maluku Utara, Papua, dan Papua Barat. Selanjutnya 21 Provinsi atau sebesar 62% berada pada indeks khusus penanganan *stunting* kelas sedang yaitu Aceh, Sumatera Utara,

Sumatera Barat, Riau, Jambi, Sumatera Selatan, Bengkulu, Lampung, Kep. Bangka Belitung, Kep. Riau, Banten, NTT, Kalimantan Barat, Kalimantan Tengah, Kalimantan Timur, Kalimantan Utara, Sulawesi Utara, Sulawesi Tengah, Sulawesi Selatan, Sulawesi Tenggara, dan Sulawesi Barat. Kemudian 9 Provinsi atau sebesar 26% berada pada indeks khusus penanganan *stunting* kelas tinggi yaitu DKI Jakarta, Jawa Barat, Jawa Tengah, DI Yogyakarta, Jawa Timur, Bali, NTB, Kalimantan Selatan, dan Gorontalo.

Terdapat beberapa indikator yang memengaruhi nilai indeks khusus penanganan *stunting* di Indonesia. Indikator-indikator tersebut menjadi variabel *independent (X)* dalam penelitian ini diantaranya adalah persentase imunisasi ( $X_1$ ), penolong persalinan oleh tenaga kesehatan di fasilitas kesehatan ( $X_2$ ), keluarga berencana (KB) modern ( $X_3$ ), ASI eksklusif ( $X_4$ ), makanan pendamping ASI ( $X_5$ ), air minum layak ( $X_6$ ), sanitasi layak ( $X_7$ ), ketidakcukupan konsumsi pangan ( $X_8$ ), pendidikan anak usia dini (PAUD) ( $X_9$ ), pemanfaatan jaminan kesehatan ( $X_{10}$ ), dan penerima KPS atau KKS ( $X_{11}$ ). Indikator pertama yang memengaruhi nilai indeks khusus penanganan *stunting* di Indonesia yaitu persentase anak berusia 12–23 bulan yang mendapatkan imunisasi dasar secara lengkap. Berikut deskriptif indikator imunisasi dengan skala rasio berdasarkan kategori kelas pada variabel *dependent*.

**Tabel 4.1** Deskriptif Indikator Imunisasi ( $X_1$ )

Variabel	Mean	Std. Deviasi	Minimum	Maksimum
Rendah	46,17	8,17	35,04	53,69
Sedang	53,34	11,14	22,33	66,49
Tinggi	68,81	8,51	54,36	81,43

Berdasarkan Tabel 4.1 tentang indikator imunisasi diketahui bahwa rata-rata persentase imunisasi pada kelas rendah sebesar 46,17 dengan standar deviasi sebesar 8,17, serta nilai minimum dan maksimum secara berurutan sebesar 35,04

dan 53,69. Pada indikator imunisasi kelas sedang diperoleh rata-rata sebesar 53,34 dengan standar deviasi sebesar 11,14, serta nilai minimum dan maksimum secara berurutan sebesar 22,33 dan 66,49. Sedangkan indikator imunisasi pada kelas tinggi diperoleh rata-rata sebesar 68,81 dengan standar deviasi sebesar 8,51, serta nilai minimum dan maksimum secara berurutan sebesar 54,36 dan 81,43. Semakin tinggi nilai persentase imunisasi menunjukkan semakin lengkapnya imunisasi dasar yang diterima oleh anak. Hal ini akan mewujudkan tujuan dari imunisasi yaitu melindungi anak dari berbagai jenis penyakit.

Indikator kedua yaitu persentase Wanita Pernah Kawin (WPK) usia 15–49 tahun yang telah melakukan proses terakhir melahirkan dengan pertolongan tenaga kesehatan terlatih di fasilitas kesehatan. Berikut deskriptif indikator penolong persalinan oleh tenaga kesehatan di fasilitas kesehatan yang berskala rasio berdasarkan kategori kelas pada variabel *dependent*.

**Tabel 4.2** Deskriptif Indikator Penolong Persalinan oleh Tenaga Kesehatan di Fasilitas Kesehatan ( $X_2$ )

Variabel	Mean	Std. Deviasi	Minimum	Maksimum
Rendah	76,96	7,73	68,49	85,56
Sedang	94,70	3,95	84,88	99,67
Tinggi	98,10	2,17	93,00	100,00

Berdasarkan Tabel 4.2 tentang indikator penolong persalinan oleh tenaga kesehatan di fasilitas kesehatan diketahui bahwa rata-rata persentase penolong persalinan oleh tenaga kesehatan di fasilitas kesehatan pada kelas rendah sebesar 76,96 dengan standar deviasi sebesar 7,73, serta nilai minimum dan maksimum secara berurutan sebesar 68,49 dan 85,56. Pada indikator penolong persalinan oleh tenaga kesehatan di fasilitas kesehatan kelas sedang diperoleh rata-rata sebesar 94,70 dengan standar deviasi sebesar 3,95, serta nilai minimum dan maksimum secara berurutan sebesar 84,88 dan 99,67. Sedangkan indikator penolong persalinan oleh tenaga kesehatan

di fasilitas kesehatan pada kelas tinggi diperoleh rata-rata sebesar 98,10 dengan standar deviasi sebesar 2,17, serta nilai minimum dan maksimum secara berurutan sebesar 93,00 dan 100,00. Persentase penolong persalinan oleh tenaga kesehatan di fasilitas kesehatan yang tinggi dapat dipengaruhi faktor ekonomi dan pendidikan ibu. Semakin tinggi status ekonomi dan tingkat pendidikan ibu, maka semakin besar keputusan dalam memilih persalinan ditolong oleh tenaga kesehatan.

Indikator ketiga yaitu proporsi perempuan usia 15–49 tahun atau dengan pasangan yang berkeinginan menunda memiliki anak dengan menggunakan alat kontrasepsi modern. Berikut deskriptif indikator keluarga berencana (KB) modern yang berskala rasio berdasarkan kategori kelas pada variabel *dependent*.

**Tabel 4.3** Deskriptif Indikator Keluarga Berencana (KB) Modern ( $X_3$ )

Variabel	Mean	Std. Deviasi	Minimum	Maksimum
Rendah	7,99	4,16	3,09	13,05
Sedang	10,85	3,17	4,96	17,34
Tinggi	16,00	5,58	6,60	22,76

Berdasarkan Tabel 4.3 tentang indikator keluarga berencana (KB) modern diketahui bahwa rata-rata persentase keluarga berencana (KB) modern pada kelas rendah sebesar 7,99 dengan standar deviasi sebesar 4,16, serta nilai minimum dan maksimum secara berurutan sebesar 3,09 dan 13,05. Pada indikator keluarga berencana (KB) modern kelas sedang diperoleh rata-rata sebesar 10,85 dengan standar deviasi sebesar 3,17, serta nilai minimum dan maksimum secara berurutan sebesar 4,96 dan 17,34. Sedangkan indikator keluarga berencana (KB) modern pada kelas tinggi diperoleh rata-rata sebesar 16,00 dengan standar deviasi sebesar 5,58, serta nilai minimum dan maksimum secara berurutan sebesar 6,60 dan 22,76. Persentase keluarga berencana (KB) modern yang tinggi dapat mengurangi angka kematian ibu. Hal ini dikarenakan penggunaan alat kontrasepsi berfungsi dalam

menunda kehamilan, memastikan jarak aman kelahiran, dan mencegah kehamilan yang belum diinginkan.

Indikator keempat yaitu persentase bayi berusia kurang dari 6 bulan dan memperoleh ASI secara eksklusif. Berikut deskriptif indikator ASI eksklusif yang berskala rasio berdasarkan kategori kelas pada variabel *dependent*.

**Tabel 4.4** Deskriptif Indikator ASI Eksklusif ( $X_4$ )

Variabel	Mean	Std. Deviasi	Minimum	Maksimum
Rendah	63,53	7,66	57,19	74,56
Sedang	65,66	7,27	52,98	76,98
Tinggi	69,73	7,40	56,22	78,93

Berdasarkan Tabel 4.4 tentang indikator ASI eksklusif diketahui bahwa rata-rata persentase ASI eksklusif pada kelas rendah sebesar 63,53 dengan standar deviasi sebesar 7,66, serta nilai minimum dan maksimum secara berurutan sebesar 57,19 dan 74,56. Pada indikator ASI eksklusif kelas sedang diperoleh rata-rata sebesar 65,66 dengan standar deviasi sebesar 7,27, serta nilai minimum dan maksimum secara berurutan sebesar 52,98 dan 76,98. Sedangkan indikator ASI eksklusif pada kelas tinggi diperoleh rata-rata sebesar 69,73 dengan standar deviasi sebesar 7,40, serta nilai minimum dan maksimum secara berurutan sebesar 56,22 dan 78,93. Semakin tinggi persentase asi eksklusif menunjukkan semakin banyaknya bayi yang nutrisinya terpenuhi. Hal ini dapat mencegah serangan penyakit, membantu perkembangan otak dan fisik pada bayi. Sebaliknya, semakin rendahnya persentase asi eksklusif dapat mengindikasikan semakin tingginya potensi gizi buruk.

Indikator kelima yaitu persentase anak berusia 6–23 bulan dan memperoleh makanan pendamping ASI. Berikut deskriptif indikator makanan pendamping ASI yang berskala rasio berdasarkan kategori kelas pada variabel *dependent*.

**Tabel 4.5** Deskriptif Indikator Makanan Pendamping ASI ( $X_5$ )

<b>Variabel</b>	<b>Mean</b>	<b>Std. Deviasi</b>	<b>Minimum</b>	<b>Maksimum</b>
<b>Rendah</b>	55,97	6,64	46,86	62,39
<b>Sedang</b>	65,45	6,51	49,64	77,20
<b>Tinggi</b>	72,52	9,22	56,34	86,27

Berdasarkan Tabel 4.5 tentang indikator makanan pendamping ASI diketahui bahwa rata-rata persentase makanan pendamping ASI pada kelas rendah sebesar 55,97 dengan standar deviasi sebesar 6,64, serta nilai minimum dan maksimum secara berurutan sebesar 46,86 dan 62,39. Pada indikator makanan pendamping ASI kelas sedang diperoleh rata-rata sebesar 65,45 dengan standar deviasi sebesar 6,51, serta nilai minimum dan maksimum secara berurutan sebesar 49,64 dan 77,20. Sedangkan indikator makanan pendamping ASI pada kelas tinggi diperoleh rata-rata sebesar 72,52 dengan standar deviasi sebesar 9,22, serta nilai minimum dan maksimum secara berurutan sebesar 56,34 dan 86,27. Salah satu indikator yang mengukur persentase anak berusia 6–23 bulan dan memperoleh makanan pendamping ASI adalah keragaman jenis makanan yang mengandung gizi seimbang seperti umbi-umbian, sayur, buah, dan daging. Di sisi lain persentase makanan pendamping ASI yang tinggi dipengaruhi oleh tingginya tingkat kesejahteraan anak dan pendidikan kepala rumah tangga.

Indikator keenam yaitu persentase rumah tangga yang memperoleh akses air minum secara layak. Berikut deskriptif indikator air minum layak yang berskala rasio berdasarkan kategori kelas pada variabel *dependent*.

**Tabel 4.6** Deskriptif Indikator Air Minum Layak ( $X_6$ )

<b>Variabel</b>	<b>Mean</b>	<b>Std. Deviasi</b>	<b>Minimum</b>	<b>Maksimum</b>
<b>Rendah</b>	80,22	12,68	62,73	91,68
<b>Sedang</b>	83,24	7,94	62,47	92,87
<b>Tinggi</b>	92,77	8,64	70,36	99,84

Berdasarkan Tabel 4.6 tentang indikator air minum layak diketahui bahwa rata-rata persentase air minum layak pada kelas rendah sebesar 80,22 dengan standar deviasi sebesar 12,68, serta nilai minimum dan maksimum secara berurutan sebesar 62,73 dan 91,68. Pada indikator air minum layak kelas sedang diperoleh rata-rata sebesar 83,24 dengan standar deviasi sebesar 7,94, serta nilai minimum dan maksimum secara berurutan sebesar 62,47 dan 92,87. Sedangkan indikator air minum layak pada kelas tinggi diperoleh rata-rata sebesar 92,77 dengan standar deviasi sebesar 8,64, serta nilai minimum dan maksimum secara berurutan sebesar 70,36 dan 99,84. Persentase air minum layak yang tinggi mengindikasikan tingginya tingkat kesejahteraan karena beberapa akses air minum layak merupakan berbayar.

Indikator ketujuh yaitu persentase rumah tangga yang memperoleh akses sanitasi secara layak serta berkelanjutan. Berikut deskriptif indikator sanitasi layak yang berskala rasio berdasarkan kategori kelas pada variabel *dependent*.

**Tabel 4.7** Deskriptif Indikator Sanitasi Layak ( $X_7$ )

Variabel	Mean	Std. Deviasi	Minimum	Maksimum
Rendah	67,52	18,20	40,31	78,71
Sedang	80,16	6,55	68,11	92,58
Tinggi	84,49	8,77	71,40	96,96

Berdasarkan Tabel 4.7 tentang indikator sanitasi layak diketahui bahwa rata-rata persentase sanitasi layak pada kelas rendah sebesar 67,52 dengan standar deviasi sebesar 18,20, serta nilai minimum dan maksimum secara berurutan sebesar 40,31 dan 78,71. Pada indikator sanitasi layak kelas sedang diperoleh rata-rata sebesar 80,16 dengan standar deviasi sebesar 6,55, serta nilai minimum dan maksimum secara berurutan sebesar 68,11 dan 92,58. Sedangkan indikator sanitasi layak pada kelas tinggi diperoleh rata-rata sebesar 84,49 dengan standar deviasi sebesar 8,77, serta nilai minimum dan maksimum secara berurutan sebesar 71,40 dan 96,96.

Adanya sanitasi layak memiliki pengaruh dalam pengurangan kasus diare dan tingkat kematian pada anak. Semakin rendahnya persentase sanitasi layak, maka semakin besar peluang munculnya sumber penyakit. Selain itu, faktor lain berupa tingkat kesejahteraan yang tinggi mampu meningkatkan persentase akses sanitasi layak.

Indikator kedelapan yaitu persentase prevalensi penduduk yang tidak mengalami kecukupan dalam hal konsumsi pangan atau kekurangan konsumsi pangan. Berikut deskriptif indikator ketidakcukupan konsumsi pangan yang berskala rasio berdasarkan kategori kelas pada variabel *dependent*.

**Tabel 4.8** Deskriptif Indikator Ketidakcukupan Konsumsi Pangan ( $X_8$ )

Variabel	Mean	Std. Deviasi	Minimum	Maksimum
Rendah	31,40	5,86	23,09	35,55
Sedang	9,18	3,56	2,11	19,92
Tinggi	6,24	3,85	1,94	11,80

Berdasarkan Tabel 4.8 tentang indikator ketidakcukupan konsumsi pangan diketahui bahwa rata-rata persentase ketidakcukupan konsumsi pangan pada kelas rendah sebesar 31,40 dengan standar deviasi sebesar 5,86, serta nilai minimum dan maksimum secara berurutan sebesar 23,09 dan 35,55. Pada indikator ketidakcukupan konsumsi pangan kelas sedang diperoleh rata-rata sebesar 9,18 dengan standar deviasi sebesar 3,56, serta nilai minimum dan maksimum secara berurutan sebesar 2,11 dan 19,92. Sedangkan indikator ketidakcukupan konsumsi pangan pada kelas tinggi diperoleh rata-rata sebesar 6,24 dengan standar deviasi sebesar 3,85, serta nilai minimum dan maksimum secara berurutan sebesar 1,94 dan 11,80. Semakin tinggi persentase ketidakcukupan konsumsi pangan menunjukkan semakin tingginya konsumsi makanan, tetapi kurangnya ketersediaan makanan dan keterbatasan rumah tangga untuk mengakses kebutuhan pangan.

Indikator kesembilan yaitu persentase partisipasi kasar anak berusia 3–6 tahun. Berikut deskriptif indikator pendidikan anak usia dini (PAUD) yang berskala rasio berdasarkan kategori kelas pada variabel *dependent*.

**Tabel 4.9** Deskriptif Indikator Pendidikan Anak Usia Dini (PAUD) ( $X_9$ )

Variabel	Mean	Std. Deviasi	Minimum	Maksimum
Rendah	27,49	11,69	11,47	37,88
Sedang	31,60	4,87	22,69	42,35
Tinggi	46,37	10,93	31,81	67,46

Berdasarkan Tabel 4.9 tentang indikator pendidikan anak usia dini (PAUD) diketahui bahwa rata-rata persentase pendidikan anak usia dini (PAUD) pada kelas rendah sebesar 27,49 dengan standar deviasi sebesar 11,69, serta nilai minimum dan maksimum secara berurutan sebesar 11,47 dan 37,88. Pada indikator pendidikan anak usia dini (PAUD) kelas sedang diperoleh rata-rata sebesar 31,60 dengan standar deviasi sebesar 4,87, serta nilai minimum dan maksimum secara berurutan sebesar 22,69 dan 42,35. Sedangkan indikator pendidikan anak usia dini (PAUD) pada kelas tinggi diperoleh rata-rata sebesar 46,37 dengan standar deviasi sebesar 10,93, serta nilai minimum dan maksimum secara berurutan sebesar 31,81 dan 67,46. Pendidikan anak usia dini (PAUD) berperan dalam pembentukan otak dan karakter pada anak. Semakin tinggi partisipasi anak yang menempuh PAUD, maka semakin mempermudah upaya menangani dan mengurangi kasus *stunting*.

Indikator kesepuluh yaitu persentase penduduk yang telah memanfaatkan jaminan kesehatan nasional atau daerah. Berikut deskriptif indikator pemanfaatan jaminan kesehatan yang berskala rasio berdasarkan kategori kelas pada variabel *dependent*.

**Tabel 4.10** Deskriptif Indikator Pemanfaatan Jaminan Kesehatan ( $X_{10}$ )

<b>Variabel</b>	<b>Mean</b>	<b>Std. Deviasi</b>	<b>Minimum</b>	<b>Maksimum</b>
<b>Rendah</b>	79,22	4,27	74,78	84,44
<b>Sedang</b>	78,04	7,91	66,78	96,84
<b>Tinggi</b>	75,61	8,95	62,40	89,92

Berdasarkan Tabel 4.10 tentang indikator pemanfaatan jaminan kesehatan diketahui bahwa rata-rata persentase pemanfaatan jaminan kesehatan pada kelas rendah sebesar 79,22 dengan standar deviasi sebesar 4,27, serta nilai minimum dan maksimum secara berurutan sebesar 74,78 dan 84,44. Pada indikator pemanfaatan jaminan kesehatan kelas sedang diperoleh rata-rata sebesar 78,04 dengan standar deviasi sebesar 7,91, serta nilai minimum dan maksimum secara berurutan sebesar 66,78 dan 96,84. Sedangkan indikator pemanfaatan jaminan kesehatan pada kelas tinggi diperoleh rata-rata sebesar 75,61 dengan standar deviasi sebesar 8,95, serta nilai minimum dan maksimum secara berurutan sebesar 62,40 dan 89,92. Semakin rendahnya pemanfaatan jaminan kesehatan oleh masyarakat menunjukkan kurangnya upaya pemerintah untuk mempersiapkan layanan kesehatan. Sebaliknya, semakin tinggi persentase pemanfaatan jaminan kesehatan maka semakin baik upaya pelayanan kesehatan yang dilakukan pemerintah.

Indikator kesebelas yaitu persentase rumah tangga yang mendapatkan kartu perlindungan sosial atau kartu keluarga sejahtera. Berikut deskriptif indikator penerima KPS atau KKS yang berskala rasio berdasarkan kategori kelas pada variabel *dependent*.

**Tabel 4.11** Deskriptif Indikator Penerima KPS atau KKS ( $X_{11}$ )

<b>Variabel</b>	<b>Mean</b>	<b>Std. Deviasi</b>	<b>Minimum</b>	<b>Maksimum</b>
<b>Rendah</b>	9,13	2,26	7,02	11,27
<b>Sedang</b>	11,41	4,00	5,98	22,58
<b>Tinggi</b>	12,52	4,53	5,47	18,58

Berdasarkan Tabel 4.11 tentang indikator penerima KPS atau KKS diketahui bahwa rata-rata persentase penerima KPS atau KKS pada kelas rendah sebesar 9,13 dengan standar deviasi sebesar 2,26, serta nilai minimum dan maksimum secara berurutan sebesar 7,02 dan 11,27. Pada indikator penerima KPS atau KKS kelas sedang diperoleh rata-rata sebesar 11,41 dengan standar deviasi sebesar 4,00, serta nilai minimum dan maksimum secara berurutan sebesar 5,98 dan 22,58. Sedangkan indikator penerima KPS atau KKS pada kelas tinggi diperoleh rata-rata sebesar 12,52 dengan standar deviasi sebesar 4,53, serta nilai minimum dan maksimum secara berurutan sebesar 5,47 dan 18,58. Persentase penerima KPS atau KKS yang tinggi mengindikasikan meningkatnya kesejahteraan masyarakat terutama dalam memperoleh akses layanan kesehatan.

## **4.2 Analisis Data**

### **4.2.1 Normalisasi Data pada Indikator IKPS**

Normalisasi data pada indikator IKPS bertujuan agar semua indikator memiliki rentang dan arah yang sama. Proses normalisasi dilakukan pada semua indikator yang memiliki arah positif dan negatif. Pada indikator IKPS terdapat satu indikator yang memiliki arah negatif yaitu indikator ketidakcukupan konsumsi pangan. Sedangkan indikator lainnya memiliki arah positif. Adapun data indeks khusus penanganan *stunting* Indonesia ditunjukkan pada Lampiran 1. Langkah pertama dalam proses normalisasi yaitu menentukan nilai minimal dan nilai maksimal setiap indikator yang tercantum pada Tabel 2.2. Kemudian dilakukan normalisasi data berdasarkan Persamaan (2.30) untuk indikator dengan arah positif dan Persamaan (2.31) untuk indikator dengan arah negatif. Berikut contoh

perhitungan normalisasi indikator dengan menggunakan data indeks khusus penanganan *stunting* Provinsi Jawa Timur.

Indikator imunisasi dengan arah positif

$$KX_1 = \frac{66,12 - 0}{90 - 0} \times 100 = 73,47$$

Indikator ketidakcukupan konsumsi pangan dengan arah negatif

$$KX_8 = 100 - \left( \frac{8,58 - 0}{60 - 0} \times 100 \right) = 85,7$$

Proses normalisasi semua indikator dilakukan dengan cara yang sama sehingga diperoleh hasil normalisasi yang ditunjukkan pada Lampiran 2.

#### **4.2.2 Hasil Klasifikasi dengan Metode *Support Vector Machine***

Proses klasifikasi indeks khusus penanganan *stunting* dengan metode *Support Vector Machine* (SVM) dilakukan dengan bantuan *software* RStudio. Proses klasifikasi dimulai dengan membagi data menjadi dua, yaitu data *training* dan data *testing*. Pada data *training* yang terdiri dari beberapa variabel dan kelas target dijadikan sebagai data sampel untuk membentuk model SVM. Sedangkan data *testing* digunakan untuk mengevaluasi ketepatan model klasifikasi berdasarkan *confusion matrix* yang terbentuk. Pembagian data *training* dan data *testing* melalui proses *trial and error* dari beberapa persentase, kemudian diperoleh persentase terbaik pembagian data sebesar 80% data *training* dan 20% data *testing*. Berdasarkan keseluruhan 34 data IKPS terdapat 27 data *training* dan 7 data *testing*.

Tahapan awal dalam membentuk model SVM yaitu menentukan metode pendekatan SVM multi kelas yang berguna untuk pembagian kelas. Penelitian ini menggunakan pendekatan *one-against-one* pada *package* e1071 RStudio yang memiliki dasar pendekatan *one-against-one* terhadap kasus klasifikasi multi kelas.

Kemudian fungsi kernel yang digunakan untuk klasifikasi SVM adalah kernel polinomial dengan parameter *degree* ( $h$ ) yaitu 1, 2, dan 3 serta parameter *cost* ( $C$ ) dengan rentang  $10^{-2}$  sampai  $10^2$ . Metode yang digunakan dalam penentuan parameter terbaik ini menggunakan metode *trial and error* (Pratiwi & Ulama, 2016). Setelah model SVM terbentuk dengan menggunakan data *training*, maka diperoleh nilai akurasi model menggunakan data *testing* pada masing-masing parameter kernel polinomial sebagai berikut:

**Tabel 4.12** Nilai Akurasi Parameter Model SVM Kernel Polinomial

<b>Parameter</b>	<b>Akurasi</b>		
	<b><math>h = 1</math></b>	<b><math>h = 2</math></b>	<b><math>h = 3</math></b>
<b><math>C = 0,01</math></b>	57,14%	57,14%	57,14%
<b><math>C = 0,1</math></b>	57,14%	57,14%	57,14%
<b><math>C = 1</math></b>	100%	85,71%	85,71%
<b><math>C = 10</math></b>	100%	85,71%	100%
<b><math>C = 100</math></b>	100%	71,43%	100%

Berdasarkan *trial and error* yang telah dilakukan, diperoleh pada Tabel 4.12 hasil akurasi beberapa parameter *degree* ( $h$ ) dan *cost* ( $C$ ) dengan model SVM kernel polinomial. Hasil pada Tabel 4.12 menunjukkan nilai akurasi tertinggi pada parameter *degree* ( $h$ ) = 1 dengan nilai  $C = 1$ ,  $C = 10$ , dan  $C = 100$  serta parameter *degree* ( $h$ ) = 3 dengan nilai  $C = 10$  dan  $C = 100$ . Sehingga diperoleh lima model dengan parameter model sebagai berikut:

**Tabel 4.13** Parameter Model SVM Kernel Polinomial  $h = 1$  dan  $C = 1$

<b>Parameter</b>	
SVM – Type	: C-classification
SVM – Kernel	: polynomial
Cost	: 1
Degree	: 1
Number of Support Vectors	: 20

**Tabel 4.14** Parameter Model SVM Kernel Polinomial  $h = 1$  dan  $C = 10$ 

<b>Parameter</b>	
SVM – Type	:
SVM – Kernel	:
Cost	:
Degree	:
Number of Support Vectors	:

**Tabel 4.15** Parameter Model SVM Kernel Polinomial  $h = 1$  dan  $C = 100$ 

<b>Parameter</b>	
SVM – Type	:
SVM – Kernel	:
Cost	:
Degree	:
Number of Support Vectors	:

**Tabel 4.16** Parameter Model SVM Kernel Polinomial  $h = 3$  dan  $C = 10$ 

<b>Parameter</b>	
SVM – Type	:
SVM – Kernel	:
Cost	:
Degree	:
Number of Support Vectors	:

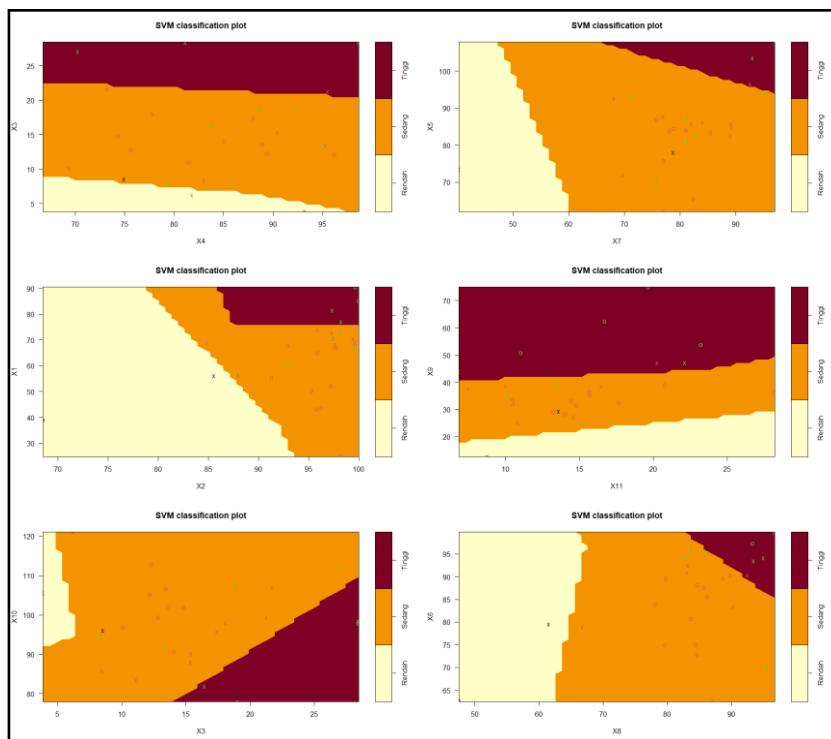
**Tabel 4.17** Parameter Model SVM Kernel Polinomial  $h = 3$  dan  $C = 100$ 

<b>Parameter</b>	
SVM – Type	:
SVM – Kernel	:
Cost	:
Degree	:
Number of Support Vectors	:

Nilai parameter  $degree (h)$  dan  $cost (C)$  pada Tabel 4.13 sampai dengan Tabel 4.17 diperoleh dengan mencari parameter terbaik dari hasil *trial and error* beberapa parameter  $degree (h)$  dan  $cost (C)$ . Pada setiap model SVM juga diperoleh *number of support vectors* yang beragam. Model SVM dengan jumlah *support vectors* yang kecil akan memiliki generalisasi yang baik (Han dkk., 2012). Pada penelitian ini diperoleh jumlah *support vectors* terkecil pada parameter  $degree (h) = 1$  dengan nilai  $C = 10$  dan  $C = 100$  yaitu sebanyak 13 *support vectors*. Kemudian nilai  $cost$

( $C$ ) sebagai parameter regularisasi yang berperan dalam memaksimalkan margin dan meminimalkan kesalahan klasifikasi. Nilai *cost* ( $C$ ) yang kecil cenderung memperluas margin dengan mengabaikan *outlier* pada data *training*, sedangkan nilai *cost* ( $C$ ) yang besar akan menyesuaikan data *training* sehingga mengurangi kasus kesalahan klasifikasi (Don, 2018). Oleh karena itu model SVM terbaik untuk klasifikasi Indeks Khusus Penanganan *Stunting* di Indonesia adalah SVM kernel polinomial dengan parameter *degree* ( $h$ ) = 1 dan  $C$  = 100.

Model klasifikasi SVM yang telah terbentuk dapat divisualisasikan dalam bentuk plot klasifikasi SVM. Plot dapat dibentuk dengan kombinasi dua variabel *independent* ( $X$ ). Pada penelitian ini diperoleh 55 plot yang mencakup semua kombinasi antar variabel *independent* ( $X$ ). Berikut beberapa contoh plot klasifikasi SVM dengan kernel polinomial parameter  $h$  = 1 dan  $C$  = 100 yang secara lengkap dapat dilihat pada Lampiran 3.



**Gambar 4.2** Plot Klasifikasi SVM Kernel Polinomial  $h$  = 1 dan  $C$  = 100

Pada Gambar 4.2 kombinasi dua variabel *independent* ( $X$ ) berhasil membentuk plot klasifikasi SVM pada semua kategori IKPS Rendah, Sedang, dan Tinggi. Data yang berada di daerah plot warna krem menunjukkan data IKPS diprediksi sebagai kategori IKPS Rendah. Kemudian data yang berada di daerah plot warna oranye diprediksi sebagai data IKPS kategori Sedang dan di daerah plot warna cokelat untuk hasil prediksi data IKPS kategori Tinggi. Selain itu titik data pada plot dapat dibedakan berdasarkan warna dan bentuk. Titik data yang berwarna hitam digunakan untuk data IKPS kategori Rendah, warna merah untuk data IKPS kategori Sedang, dan warna hijau untuk data IKPS kategori Tinggi. Jika titik data IKPS pada plot berbentuk silang maka data IKPS tersebut menjadi bagian dari *support vector*.

Berdasarkan keseluruhan hasil plot klasifikasi SVM diperoleh 39 plot yang mampu mengklasifikasikan data IKPS pada tiga kategori. Setiap plot memberikan informasi mengenai ketepatan klasifikasi data IKPS. Jika data IKPS dapat dipisahkan oleh *hyperplane* sesuai kategori masing-masing, maka variabel *independent* ( $X$ ) yang membentuk plot memiliki peranan penting dalam pembentukan model. Variabel *independent* ( $X$ ) yang berpengaruh besar dalam ketepatan model klasifikasi IKPS adalah variabel  $X_2$  dan  $X_8$  untuk kategori IKPS Rendah, variabel  $X_3$  dan  $X_9$  untuk kategori IKPS Sedang, serta variabel  $X_6$  dan  $X_9$  untuk kategori IKPS Tinggi. Hasil yang diperoleh dapat dijadikan landasan dalam upaya penanganan *stunting* berdasarkan kategori IKPS setiap provinsi. Pada Tabel 4.18 ditunjukkan data nama-nama provinsi beserta kategori dan variabel yang memiliki pengaruh penting sebagai berikut.

**Tabel 4.18** Kategori IKPS dan Variabel Terpenting Setiap Provinsi

No	Provinsi	Kategori IKPS	Variabel Terpenting
1	Maluku	Rendah	
2	Maluku Utara	Rendah	
3	Papua Barat	Rendah	
4	Papua	Rendah	
5	Aceh	Sedang	
6	Sumatera Utara	Sedang	
7	Sumatera Barat	Sedang	
8	Riau	Sedang	
9	Jambi	Sedang	
10	Sumatera Selatan	Sedang	
11	Bengkulu	Sedang	
12	Lampung	Sedang	
13	Kep. Bangka Belitung	Sedang	
14	Kep. Riau	Sedang	
15	Banten	Sedang	
16	NTT	Sedang	
17	Kalimantan Barat	Sedang	
18	Kalimantan Tengah	Sedang	
19	Kalimantan Timur	Sedang	
20	Kalimantan Utara	Sedang	
21	Sulawesi Utara	Sedang	
22	Sulawesi Tengah	Sedang	
23	Sulawesi Selatan	Sedang	
24	Sulawesi Tenggara	Sedang	
25	Sulawesi Barat	Sedang	
26	DKI Jakarta	Tinggi	
27	Jawa Barat	Tinggi	
28	Jawa Tengah	Tinggi	
29	DI Yogyakarta	Tinggi	
30	Jawa Timur	Tinggi	
31	Bali	Tinggi	
32	NTB	Tinggi	
33	Kalimantan Selatan	Tinggi	Air minum layak ( $X_6$ ) Pendidikan Anak Usia Dini (PAUD) ( $X_9$ )
34	Gorontalo	Tinggi	

Provinsi dengan kategori IKPS Rendah seperti Maluku, Maluku Utara, Papua, dan Papua Barat dilakukan evaluasi pada indikator penolong persalinan oleh tenaga kesehatan di fasilitas kesehatan dan ketidakcukupan pangan. Pemerintah dapat mengambil tindakan dengan menambah dan mempermudah akses fasilitas kesehatan di daerah tersebut. Sedangkan untuk mengatasi ketidakcukupan pangan

dapat dilakukan dengan menambah dan memastikan program bantuan pangan oleh pemerintah telah diberikan tepat sesuai sasaran.

Selanjutnya provinsi dengan kategori IKPS Sedang seperti Aceh, Sumatera Utara, Sumatera Barat, Riau, Jambi, Sumatera Selatan, Bengkulu, Lampung, Kep. Bangka Belitung, Kep. Riau, Banten, NTT, Kalimantan Barat, Kalimantan Tengah, Kalimantan Timur, Kalimantan Utara, Sulawesi Utara, Sulawesi Tengah, Sulawesi Selatan, Sulawesi Tenggara, dan Sulawesi Barat dilakukan evaluasi pada indikator Keluarga Berencana (KB) modern dan Pendidikan Anak Usia Dini (PAUD). Program Keluarga Berencana (KB) yang dibentuk pemerintah perlu disertai dengan pendekatan melalui sosialisasi pentingnya KB dan dampak positif dari program KB. Kemudian untuk meningkatkan jumlah anak yang menempuh PAUD dapat dilakukan sosialisasi mengenai program PAUD Negeri yaitu program sekolah PAUD gratis. Adanya program ini diharapkan dapat memperluas akses pendidikan untuk anak-anak usia dini.

Provinsi dengan kategori IKPS Tinggi seperti DKI Jakarta, Jawa Barat, Jawa Tengah, DI Yogyakarta, Jawa Timur, Bali, NTB, Kalimantan Selatan, dan Gorontalo dilakukan evaluasi pada indikator air minum layak dan Pendidikan Anak Usia Dini (PAUD). Upaya yang dapat dilakukan pemerintah agar masyarakat memperoleh air minum layak adalah mempermudah akses air minum layak dan meningkatkan serta mengevaluasi kinerja Perusahaan Air Minum Daerah (PDAM). Sedangkan untuk indikator PAUD dapat dievaluasi dengan cara yang sama dengan sebelumnya yaitu sosialisasi program PAUD Negeri.

### 4.2.3 Analisis Tingkat Akurasi Metode *Support Vector Machine*

Perhitungan ketepatan klasifikasi IKPS pada metode SVM kernel polinomial dengan parameter  $degree (h) = 1$  dan  $C = 100$  dapat dianalisis menggunakan data *testing* dan data *training* dari *confusion matrix* berikut:

**Tabel 4.19** Confusion Matrix Menggunakan Data *Testing*

Confusion Matrix		Kelas Aktual		
		Rendah	Sedang	Tinggi
Kelas Prediksi	Rendah	2	0	0
	Sedang	0	4	0
	Tinggi	0	0	1

Berdasarkan Tabel 4.19 *confusion matrix* menggunakan data *testing* diperoleh hasil bahwa 2 Provinsi yang memiliki kategori IKPS Rendah diprediksi benar menjadi Provinsi dengan kategori IKPS Rendah, 4 Provinsi yang memiliki kategori IKPS Sedang diprediksi benar menjadi Provinsi dengan kategori IKPS Sedang, dan 1 Provinsi yang memiliki kategori IKPS Tinggi diprediksi benar menjadi Provinsi dengan kategori IKPS Tinggi. Sedangkan perhitungan nilai *accuracy*, *precision*, *sensitivity*, dan *specificity* pada data *testing* sebagai berikut.

$$Accuracy = \frac{2 + 4 + 1}{2 + 4 + 1} \times 100\% = 100\%$$

$$Precision = \frac{1}{3} \times (1 + 1 + 1) \times 100\% = 100\%$$

$$Sensitivity = \frac{1}{3} \times (1 + 1 + 1) \times 100\% = 100\%$$

$$Specificity = \frac{1}{3} \times (1 + 1 + 1) \times 100\% = 100\%$$

**Tabel 4.20** Confusion Matrix Menggunakan Data *Training*

Confusion Matrix		Kelas Aktual		
		Rendah	Sedang	Tinggi
Kelas Prediksi	Rendah	2	0	0
	Sedang	0	17	0
	Tinggi	0	0	8

Berdasarkan Tabel 4.20 *confusion matrix* menggunakan data *training* diperoleh hasil bahwa 2 Provinsi yang memiliki kategori IKPS Rendah diprediksi benar menjadi Provinsi dengan kategori IKPS Rendah, 17 Provinsi yang memiliki kategori IKPS Sedang diprediksi benar menjadi Provinsi dengan kategori IKPS Sedang, dan 8 Provinsi yang memiliki kategori IKPS Tinggi diprediksi benar menjadi Provinsi dengan kategori IKPS Tinggi. Selanjutnya adalah perhitungan nilai *accuracy*, *precision*, *sensitivity*, dan *specificity* pada data *training*.

$$\text{Accuracy} = \frac{2 + 17 + 8}{2 + 17 + 8} \times 100\% = 100\%$$

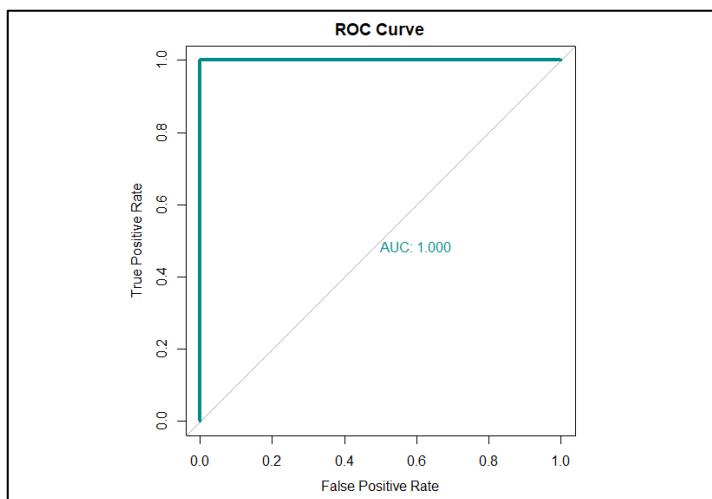
$$\text{Precision} = \frac{1}{3} \times (1 + 1 + 1) \times 100\% = 100\%$$

$$\text{Sensitivity} = \frac{1}{3} \times (1 + 1 + 1) \times 100\% = 100\%$$

$$\text{Specificity} = \frac{1}{3} \times (1 + 1 + 1) \times 100\% = 100\%$$

Nilai akurasi (*accuracy*) klasifikasi IKPS menggunakan metode SVM pada data *testing* dan data *training* diperoleh sebesar 100%. Hal ini membuktikan bahwa metode SVM dapat melakukan klasifikasi pada permasalahan IKPS dengan sangat baik. Kemudian nilai *precision* sebesar 100% yang menunjukkan rasio perbandingan antara setiap kategori IKPS yaitu IKPS Rendah, Sedang, dan Tinggi sebagai kelas positif dengan keseluruhan hasil prediksi kelas positif. Nilai tersebut memiliki arti bahwa setiap kategori IKPS kelas positif diprediksi sebagai kelas

positif dan tidak ada kategori IKPS kelas negatif yang diprediksi sebagai kelas positif. Selanjutnya nilai *sensitivity* sebesar 100% menunjukkan setiap kategori IKPS Rendah, Sedang, dan Tinggi sebagai kelas positif mampu diprediksi 100% benar bahwa setiap kategori IKPS tersebut berada di kelas positif. Terakhir nilai *specificity* sebesar 100% artinya setiap kategori IKPS Rendah, Sedang, dan Tinggi sebagai kelas negatif mampu diprediksi 100% benar bahwa setiap kategori IKPS tersebut berada di kelas negatif. Selain itu, hubungan antara *sensitivity* dan *specificity* dapat direpresentasikan dalam bentuk kurva ROC sebagai berikut.



Gambar 4.3 Kurva ROC (*Receiver Operating Characteristic*)

Kurva ROC (*Receiver Operating Characteristic*) pada Gambar 4.3 dapat digunakan sebagai evaluasi model klasifikasi IKPS dengan metode SVM. Pada kurva ROC, *True Positive Rate* atau *sensitivity* dibentuk plot terhadap *False Positive Rate* atau *1-specificity* dari model klasifikasi. Kemudian area di bawah kurva ROC terdapat AUC (*Area Under the Curve*) yaitu ukuran kebaikan model klasifikasi dalam membedakan setiap kelas (Don, 2018). Kurva ROC dan nilai AUC dari klasifikasi IKPS menunjukkan bahwa model klasifikasi IKPS dengan metode SVM mampu memprediksi seluruh data *testing* dan data *training* IKPS dengan sangat baik. Hal ini dapat dilihat dari semakin luasnya area di bawah kurva

ROC dan nilai AUC sebesar 1 yang mengindikasikan model klasifikasi IKPS dengan metode SVM dapat diterima (Hosmer dkk., 2013). Berikut hasil prediksi klasifikasi IKPS pada 34 provinsi di Indonesia beserta data observasi atau data yang sebenarnya.

**Tabel 4.21** Hasil Prediksi IKPS Menggunakan SVM

No	Provinsi	Prediksi	Observasi
1	Aceh	Sedang	Sedang
2	Sumatera Utara	Sedang	Sedang
3	Sumatera Barat	Sedang	Sedang
4	Riau	Sedang	Sedang
5	Jambi	Sedang	Sedang
6	Sumatera Selatan	Sedang	Sedang
7	Bengkulu	Sedang	Sedang
8	Lampung	Sedang	Sedang
9	Kep. Bangka Belitung	Sedang	Sedang
10	Kep. Riau	Sedang	Sedang
11	DKI Jakarta	Tinggi	Tinggi
12	Jawa Barat	Tinggi	Tinggi
13	Jawa Tengah	Tinggi	Tinggi
14	DI Yogyakarta	Tinggi	Tinggi
15	Jawa Timur	Tinggi	Tinggi
16	Banten	Sedang	Sedang
17	Bali	Tinggi	Tinggi
18	NTB	Tinggi	Tinggi
19	NTT	Sedang	Sedang
20	Kalimantan Barat	Sedang	Sedang
21	Kalimantan Tengah	Sedang	Sedang
22	Kalimantan Selatan	Tinggi	Tinggi
23	Kalimantan Timur	Sedang	Sedang
24	Kalimantan Utara	Sedang	Sedang
25	Sulawesi Utara	Sedang	Sedang
26	Sulawesi Tengah	Sedang	Sedang
27	Sulawesi Selatan	Sedang	Sedang
28	Sulawesi Tenggara	Sedang	Sedang
29	Gorontalo	Tinggi	Tinggi
30	Sulawesi Barat	Sedang	Sedang
31	Maluku	Rendah	Rendah
32	Maluku Utara	Rendah	Rendah
33	Papua Barat	Rendah	Rendah
34	Papua	Rendah	Rendah

Berdasarkan Tabel 4.21 hasil prediksi IKPS menggunakan SVM membuktikan bahwa metode SVM mampu memprediksi dalam klasifikasi data IKPS menurut provinsi di Indonesia dengan sangat baik. Hasil prediksi menunjukkan dari 34 provinsi di Indonesia diperoleh kategori IKPS yang sama dengan data observasi atau data IKPS sebenarnya. Oleh karena itu, metode SVM menjadi salah satu metode yang tepat untuk klasifikasi IKPS di Indonesia.

### **4.3 Kajian Penelitian dalam Perspektif Islam**

Salah satu dimensi yang di dalamnya memuat faktor dari *stunting* dan menjadi indikator IKPS adalah dimensi gizi. Indikator tersebut diantaranya ASI eksklusif dan makanan pendamping ASI. Pemberian nutrisi melalui ASI kepada bayi dan makanan pendamping ASI ketika memasuki usia balita berperan penting dalam pemenuhan gizi. Kedua hal tersebut berkaitan dengan makanan, baik yang dikonsumsi oleh ibu maupun oleh balita yang mendapat makanan pendamping ASI. Kata makanan dalam bahasa arab disebut *tha'am* atau *ghidza*. Kata *tha'am* berarti sesuatu yang dimakan tanpa melihat kandungannya, sedangkan *ghidza* berfokus pada kandungan yang ada di dalam makanan. Oleh karena itu *ghidza* memiliki kemiripan dengan gizi yaitu mendefinisikan makanan berdasarkan kandungan atau zatnya (Aliyah, 2016). Makanan bergizi memiliki kandungan zat gizi yaitu karbohidrat, protein, lemak, vitamin, dan mineral yang berperan dalam menjaga kesehatan tubuh manusia (Andriyani, 2019).

Al-Qur'an mengungkapkan penggunaan bahan-bahan makanan yang memiliki kandungan zat bergizi, seperti firman Allah SWT Q.S. Yasin ayat 33 (Kemenag, 2023b):

وَإِذْ هُمُ الْأَرْضُ الْمِيَّةُ أَحْيِنَهَا وَأَخْرَجْنَاهَا حَبَّافَمِنْهُ يَأْكُلُونَ ﴿٣٢﴾

*“Suatu tanda (kekuasaan-Nya) bagi mereka adalah bumi yang mati (tandus lalu Kami menghidupkannya dan mengeluarkan darinya biji-bijian kemudian dari (biji-bijian) itu mereka makan.”*

Berdasarkan surat Yasin ayat 33 di atas membuktikan kekuasaan Allah SWT dalam menghidupkan berbagai tumbuhan biji-bijian, seperti gandum, jagung, dan padi yang dapat diolah menjadi makanan. Jenis bahan makanan tersebut mengandung zat gizi karbohidrat yang dapat menjadi sumber energi untuk tubuh (Andriyani, 2019). Kemudian Allah berfirman dalam Q.S. Gafir ayat 79 (Kemenag, 2023c):

اللهُ الَّذِي جَعَلَ لَكُمُ الْأَنْعَامَ لِتَرْكُبُوهُ مِنْهَا وَمِنْهَا تُكُلُونَ ﴿٧٩﴾

*“Allahlah yang menjadikan hewan ternak untukmu. Sebagian untuk kamu kendaraian dan sebagian lagi untuk kamu makan.”*

Pada surat Gafir ayat 79 memiliki makna bahwa Allah dengan kekuasaan-Nya dalam menciptakan hewan ternak yang dapat dimanfaatkan manusia untuk berkendara dan sebagai bahan makanan. Makanan yang diperoleh dari daging hewan memiliki kandungan protein yang melengkapi gizi seimbang. Protein berfungsi dalam pertumbuhan, enzim, pembentukan antibodi, dan sumber energi bagi tubuh manusia (Andriyani, 2019).

Sesungguhnya Allah SWT telah menciptakan segala hal yang manusia butuhkan salah satunya untuk memenuhi gizi seimbang. Di dalam Al-Qur'an telah disampaikan beragam jenis bahan makanan yang dapat dikategorikan berdasarkan kandungan zat gizi seperti karbohidrat, protein, lemak dan lainnya. Keberagaman ini tentunya bertujuan agar manusia dapat hidup dengan sehat dan tercukupi segala kebutuhan nutrisi di dalam tubuh. Oleh karena itu diharapkan dapat mencegah munculnya penyakit seperti *stunting* karena telah terjamin asupan gizi sejak di kandungan dan ketika lahir mendapatkan ASI eksklusif maupun makanan

pendamping ASI. Sehingga kasus *stunting* dapat berkurang dan nilai indeks khusus penanganan *stunting* dapat meningkat.

## **BAB V** **PENUTUP**

### **5.1 Kesimpulan**

Berdasarkan rumusan masalah dan pembahasan pada bab sebelumnya maka diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

1. Hasil klasifikasi metode *Support Vector Machine* (SVM) pada indeks khusus penanganan *stunting* di Indonesia menunjukkan model terbaik klasifikasi menggunakan kernel polinomial. Nilai parameter model klasifikasi kernel polinomial SVM yaitu model dengan parameter *degree* ( $h$ ) = 1 dan nilai  $C$  = 100. Provinsi dengan kategori IKPS Rendah seperti Maluku, Maluku Utara, Papua, dan Papua Barat dilakukan evaluasi pada indikator penolong persalinan oleh tenaga kesehatan di fasilitas kesehatan dan ketidakcukupan pangan. Kemudian provinsi dengan kategori IKPS Sedang seperti Aceh, Sumatera Utara, Sumatera Barat, Riau, Jambi, Sumatera Selatan, Bengkulu, Lampung, Kep. Bangka Belitung, Kep. Riau, Banten, NTT, Kalimantan Barat, Kalimantan Tengah, Kalimantan Timur, Kalimantan Utara, Sulawesi Utara, Sulawesi Tengah, Sulawesi Selatan, Sulawesi Tenggara, dan Sulawesi Barat dilakukan evaluasi pada indikator Keluarga Berencana (KB) modern dan Pendidikan Anak Usia Dini (PAUD). Selanjutnya provinsi dengan kategori IKPS Tinggi seperti DKI Jakarta, Jawa Barat, Jawa Tengah, DI Yogyakarta, Jawa Timur, Bali, NTB, Kalimantan Selatan, dan Gorontalo dilakukan evaluasi pada indikator air minum layak dan Pendidikan Anak Usia Dini (PAUD).

2. Tingkat akurasi klasifikasi indeks khusus penanganan *stunting* di Indonesia dengan metode *Support Vector Machine* (SVM) sebesar 100%. Hal ini menunjukkan bahwa metode SVM mampu mengklasifikasikan indeks khusus penanganan *stunting* di Indonesia dengan sangat baik.

## 5.2 Saran

Dalam upaya pengembangan dan penyempurnaan penelitian lebih lanjut, oleh karena itu penulis memberikan saran sebagai berikut:

1. Pada penelitian selanjutnya menggunakan metode klasifikasi yang berbeda sehingga dapat diketahui perbandingan tingkat akurasi antar metode.
2. Mengembangkan penelitian selanjutnya dengan mengubah jenis kernel atau parameter model.
3. Menambah jumlah data penelitian seperti klasifikasi indeks khusus penanganan *stunting* pada tingkat Kabupaten/Kota.

## DAFTAR PUSTAKA

- Al-Jailani, A. Q. (2022). *Tafsir Al-Jailani* (1st ed.). Penerbit QAF.
- Aliyah, H. (2016). Urgensi Makanan Bergizi Menurut Al-Qur'an bagi Pertumbuhan dan Perkembangan Anak. *Hermeneutik: Jurnal Ilmu Al-Qur'an Dan Tafsir*, 10(2), 214–238. <https://doi.org/10.21043/hermeneutik.v10i2.4789>
- Andriyani. (2019). Kajian Literatur pada Makanan dalam Perspektif Islam dan Kesehatan. *Jurnal Kedokteran Dan Kesehatan*, 15(2), 178–198. <https://doi.org/10.24853/jkk.15.2.178-198>
- Asrori. (2017a). *Tafsir Al-Asraar* (2nd ed.). Kaukaba Dipantara.
- Asrori. (2017b). *Tafsir Al-Asraar* (3rd ed.). Kaukaba Dipantara.
- Ayungtyas, D. A. (2017). *Klasifikasi Menggunakan Metode Regresi Logistik dan Support Vector Machine* [Skripsi, Universitas Brawijaya]. <http://repository.ub.ac.id/id/eprint/3988> (diakses 25 September 2022)
- Bahrudin, M. (2016). Hubungan Pemberian ASI Eksklusif dengan Perkembangan Bayi Usia 6 Bulan - 1 Tahun. *Jurnal Penelitian Kesehatan Suara Forikes*, 7(2), 76–80. <https://forikes-ejournal.com/>
- BPS. (2021). *Laporan Indeks Khusus Penanganan Stunting 2019-2020*. [https://www.bps.go.id/publication/2021/09/08/3b622d713a80363685aef508/1\\_aporan-indeks-khusus-penanganan-stunting-2019-2020.html](https://www.bps.go.id/publication/2021/09/08/3b622d713a80363685aef508/1_aporan-indeks-khusus-penanganan-stunting-2019-2020.html) (diakses 1 September 2022)
- Candra, A. (2020). *Epidemiologi Stunting*. Fakultas Kedokteran Universitas Diponegoro. [http://eprints.undip.ac.id/80670/1/Buku\\_EPIDEMIOLOGI\\_STUNTING\\_KO\\_MPLIT.pdf](http://eprints.undip.ac.id/80670/1/Buku_EPIDEMIOLOGI_STUNTING_KO_MPLIT.pdf) (diakses 3 Oktober 2022)
- Chandani, V., & Wahono, R. S. (2015). Komparasi Algoritma Klasifikasi Machine Learning dan Feature Selection pada Analisis Sentimen Review Film. *Journal of Intelligent Systems*, 1(1), 55–59. <http://journal.ilmukomputer.org/>
- De Onis, M., Borghi, E., Arimond, M., Webb, P., Croft, T., Saha, K., De-Regil, L. M., Thuita, F., Heidkamp, R., Krasevec, J., Hayashi, C., & Flores-Ayala, R. (2019). Prevalence thresholds for wasting, overweight and stunting in children under 5 years. *Public Health Nutrition*, 22(1), 175–179. <https://doi.org/10.1017/S1368980018002434>
- Dikkers, H. J. (2005). *Support vector machines in ordinal classification* [Tesis, Delft University of Technology]. [https://www.researchgate.net/publication/228718638\\_Support\\_vector\\_machines\\_in\\_ordinal\\_classification](https://www.researchgate.net/publication/228718638_Support_vector_machines_in_ordinal_classification) (diakses 29 September 2022)
- Don, D. P. W. R. (2018). *Multiclass Classification Using Support Vector Machines* [Tesis, Georgia Southern University]. <https://digitalcommons.georgiasouthern.edu/etd/1845/> (diakses 10 Februari 2023)

- Hamel, L. (2009). *Knowledge Discovery with Support Vector Machines*. John Wiley & Sons. <https://doi.org/10.1002/9780470503065>
- Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2012). *Data Mining: Concepts and Techniques* (3rd ed.). Morgan Kaufmann. <https://doi.org/10.1016/C2009-0-61819-5>
- Hilmiyah, F. (2017). *Prediksi Kinerja Mahasiswa Menggunakan Support Vector Machine untuk Pengelola Program Studi di Perguruan Tinggi (Studi Kasus: Program Studi Magister Statistika ITS)* [Tesis, Institut Teknologi Sepuluh Nopember]. <http://repository.its.ac.id/id/eprint/46712> (diakses 5 Oktober 2022)
- Hosmer, D. W., Lemeshow, S., & Sturdivant, R. X. (2013). *Applied Logistic Regression*. John Wiley & Sons. <https://doi.org/10.1002/9781118548387>
- Kemenag. (2022). *Qur'an Kemenag*. <https://quran.kemenag.go.id/surah/2/233> (diakses 10 November 2022)
- Kemenag. (2023a). *Qur'an Kemenag*. <https://quran.kemenag.go.id/surah/31/14> (diakses 1 Februari 2023)
- Kemenag. (2023b). *Qur'an Kemenag*. <https://quran.kemenag.go.id/surah/36/33> (diakses 15 Februari 2023)
- Kemenag. (2023c). *Qur'an Kemenag*. <https://quran.kemenag.go.id/surah/40/79> (diakses 15 Februari 2023)
- Kemenkes RI. (2021). *Hasil Studi Status Gizi Indonesia (SSGI) Tingkat Nasional, Provinsi, dan Kabupaten/Kota Tahun 2021*. Kemenkes RI. <https://www.litbang.kemkes.go.id/buku-saku-hasil-studi-status-gizi-indonesia-ssgi-tahun-2021/> (diakses 19 September 2022)
- Liang, J. Z. (2004). SVM Multi-Classifier and Web Document Classification. *Proceedings of 2004 International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, 3, 1347–1351. <https://doi.org/10.1109/ICMLC.2004.1381982>
- Markoulidakis, I., Kopsiaftis, G., Rallis, I., Georgoulas, I., Doulamis, A., & Doulamis, N. (2021). Multi-Class Confusion Matrix Reduction Method and Its Application on Net Promoter Score Classification Problem. *Technologies*, 9(81), 1–22. <https://doi.org/10.3390/technologies9040081>
- Nilamsari, N. (2014). Memahami Studi Dokumen dalam Penelitian Kualitatif. *Wacana*, 13(2), 177–181. <https://doi.org/10.32509/wacana.v13i2.143>
- Nugroho, A. S. (2008). Support Vector Machine : Paradigma Baru Dalam Softcomputing. *Konferensi Nasional Sistem Dan Informatika*, 92–99.
- Nur, A., & Marissa, N. (2014). Riwayat Pemberian Air Susu Ibu dengan Penyakit Infeksi pada Balita. *Jurnal Kesehatan Masyarakat Nasional*, 9(2), 144–149. <https://journal.fkm.ui.ac.id/kesmas/article/view/510>
- Pakarti, A. P. I. (2021). *Klasifikasi Status Tingkat Kesejahteraan Keluarga Menggunakan Support Vector Machine* [Skripsi, Universitas Sanata Dharma]. [https://repository.usd.ac.id/40209/2/175314102\\_full.pdf](https://repository.usd.ac.id/40209/2/175314102_full.pdf) (diakses 30

- September 2022)
- Park, S., & Choi, N. K. (2018). Breastfeeding and Maternal Hypertension. *American Journal of Hypertension*, 31(5), 615–621. <https://doi.org/10.1093/ajh/hpx219>
- Pratiwi, S. N. D., & Ulama, B. S. S. (2016). Klasifikasi Email Spam dengan Menggunakan Metode Support Vector Machine dan k-Nearest Neighbor. *Jurnal Sains Dan Seni ITS*, 5(2), 344–349.
- Puspitasari, A. M., Ratnawati, D. E., & Widodo, A. W. (2018). Klasifikasi Penyakit Gigi dan Mulut Menggunakan Metode Support Vector Machine. *J-Ptiik*, 2(2), 802–810. <https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/967>
- Rahayu, A., Yulidasari, F., Putri, A. O., & Anggraini, L. (2018). *Study Guide - Stunting dan Upaya Pencegahannya*. CV Mine. [http://kesmas.ulm.ac.id/id/wp-content/uploads/2019/02/BUKU-REFERENSI-STUDY-GUIDE-STUNTING\\_2018.pdf](http://kesmas.ulm.ac.id/id/wp-content/uploads/2019/02/BUKU-REFERENSI-STUDY-GUIDE-STUNTING_2018.pdf)
- Sasongko, T. B. (2016). Komparasi dan Analisis Kinerja Model Algoritma SVM dan PSO-SVM (Studi Kasus Klasifikasi Jalur Minat SMA). *Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, 2(2), 244–253. <https://doi.org/10.28932/jutisi.v2i2.476>
- Siddiqui, F., & Ali, Q. M. (2016). Performance of non-parametric classifiers on highly skewed data. *Global Journal of Pure and Applied Mathematics*, 12(2), 1547–1565. <http://www.ripublication.com/gjpam.htm>
- Supariasa, I. D. N., & Purwaningsih, H. (2019). Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Kejadian Stunting pada Balita di Kabupaten Malang. *Karta Rahardja, Jurnal Pembangunan Dan Inovasi*, 1(2), 55–64. <http://ejurnal.malangkab.go.id/index.php/kr>
- Suyanto. (2019). *Data Mining untuk Klasifikasi dan Klasterisasi Data*. INFORMATIKA.
- Tuah, A. N., Ibrahim, A. B., Yusof, F. M., Dzulkifly, S., Nor, R. A., & Ariffin, R. (2022). Analysis of The Area Under A Curve (AUC) Using C-Programming: Trapezium and Simpson Rules Techniques. *Journal of ICT in Education (JICTIE)*, 9(1), 143–153. <https://doi.org/10.37134/jictie.vol9.1.12.2022>
- Turmudi, & Harini, S. (2008). *Metode Statistika: Pendekatan Teoritis dan Aplikatif*. UIN-MALANG Press.
- Vapnik, V. N. (1995). *The Nature of Statistical Learning Theory*. Springer-Verlag New York. <https://doi.org/10.1007/978-1-4757-3264-1>
- WHO. (2014). *Global nutrition targets 2025: stunting policy brief (WHO/NMH/NHD/14.3)*. World Health Organization. <https://www.who.int/publications/i/item/WHO-NMH-NHD-14.3> (diakses 21 September 2022)
- WHO. (2020). *Levels and trends in child malnutrition: Key Findings of the 2020 Edition of the Joint Child Malnutrition Estimates*. World Health Organization.

<https://www.who.int/publications/i/item/9789240003576> (diakses 20 September 2022)

Zhang, Z., Krawczyk, B., García, S., Rosales-Pérez, A., & Herrera, F. (2016). Empowering one-vs-one decomposition with ensemble learning for multi-class imbalanced data. *Knowledge-Based Systems*, 106, 251–263. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2016.05.048>

## LAMPIRAN

**Lampiran 1** Data Indeks Khusus Penanganan *Stunting*

No	Provinsi	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11	Kelas
1	Aceh	22,33	98,23	4,96	65,43	60,62	87,66	77,06	8,58	29,21	96,84	14,13	Sedang
2	Sumatera Utara	39,38	96,3	12,33	53,39	67,31	89,68	81,08	6,73	24,51	72,1	11,7	Sedang
3	Sumatera Barat	47,01	97,29	13,93	70,36	74,1	83,37	68,11	5,86	29,87	76,58	11,55	Sedang
4	Riau	38,81	95,82	8,86	65,17	68,94	88,25	83,99	9,16	25,61	66,78	11,21	Sedang
5	Jambi	50,44	93,37	10,57	65,22	64,83	78,86	77,82	9,12	32,91	68,67	6,96	Sedang
6	Sumatera Selatan	45,39	95,3	11,27	68,06	70,2	80,78	76,94	9,77	26,24	72,54	10,59	Sedang
7	Bengkulu	60,26	97,78	14,43	62,3	66,99	62,47	78,1	7,72	28,44	78,49	11,84	Sedang
8	Lampung	65,34	97,32	12,28	72,36	67,53	74,97	78,81	12,19	35,13	70,35	16,63	Sedang
9	Kep. Bangka Belitung	62,09	99,67	8,09	55,47	77,2	75,06	92,58	9,35	33,86	77,49	5,98	Sedang
10	Kep. Riau	63,36	99,46	11,86	59,49	67,89	90,41	89,19	6,07	30,25	81,64	8,39	Sedang
11	DKI Jakarta	60,38	99,43	14,98	70,86	82,8	99,84	93,04	1,94	39,44	86,15	5,47	Tinggi
12	Jawa Barat	54,36	93	10,67	76,11	74,61	93,42	71,4	3,9	35,46	73,33	10,68	Tinggi
13	Jawa Tengah	73,72	99,74	16,24	76,3	76,1	94,07	83,24	11,8	50,24	70,48	14,22	Tinggi
14	DI Yogyakarta	76,77	100	22,76	78,93	86,27	96,02	96,96	9,9	67,46	78,29	15,73	Tinggi
15	Jawa Timur	66,12	98,06	13,14	66,9	69,98	95,56	80,98	8,58	56,24	65,49	13,38	Tinggi
16	Banten	43,78	91,79	7,35	68,84	66,95	92,87	82	2,11	30,44	70,63	8,49	Sedang
17	Bali	81,43	99,68	22,7	64,92	75,14	97,36	95,01	4,01	31,81	78,73	8,07	Tinggi
18	NTB	73,33	97,36	15,23	73,78	66,54	94,13	82,89	2,97	42,46	62,4	17,7	Tinggi
19	NTT	61,88	84,88	17	76,41	57,55	83,87	69,7	13,12	32,72	79,39	22,58	Sedang
20	Kalimantan Barat	50,76	87,99	6,76	66,42	69,42	78,83	75,81	19,92	22,69	68,6	8,64	Sedang

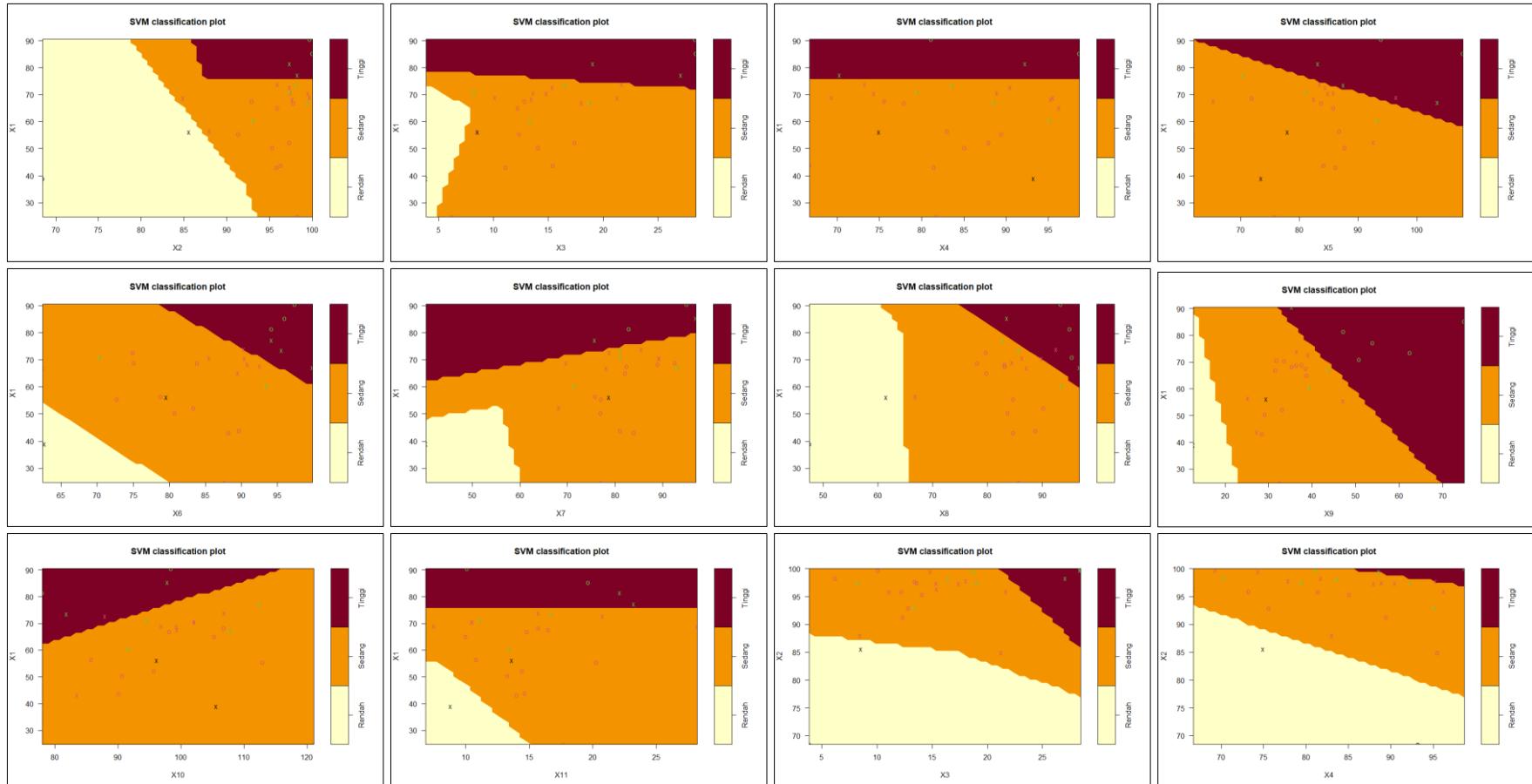
21	Kalimantan Tengah	50,84	88,53	7,07	52,98	60,71	74,91	72,31	10,1	37,23	69,99	6,08	Sedang
22	Kalimantan Selatan	63,78	97,39	6,6	63,55	64,91	70,36	81,17	2,72	45,71	75,73	8,83	Tinggi
23	Kalimantan Timur	63,5	97,46	10,89	71,13	68,62	85,51	89,17	8,24	28,67	81,69	8,4	Sedang
24	Kalimantan Utara	58,51	95,92	9,77	76,98	68,6	89,5	82,09	12,11	34,89	84,23	8	Sedang
25	Sulawesi Utara	66,49	95,88	17,34	58,6	66,78	90,31	85,49	4,49	32,85	85,46	12,55	Sedang
26	Sulawesi Tengah	57,64	93,75	12,14	61,97	62,21	84,6	74,61	8,85	39,4	82,26	14	Sedang
27	Sulawesi Selatan	61,41	97,65	10,76	76,21	65,99	90,84	88,96	10,14	31,79	85,39	12,56	Sedang
28	Sulawesi Tenggara	60,86	92,93	10,27	60,48	52,27	92,49	82,38	10,06	34,62	79,48	13,19	Sedang
29	Gorontalo	69,43	98,22	21,65	56,22	56,34	94,16	75,68	10,33	48,47	89,92	18,58	Tinggi
30	Sulawesi Barat	49,96	91,3	9,86	71,54	49,64	72,75	77,07	9,16	42,35	90,34	16,22	Sedang
31	Maluku	53,69	72,81	8,97	57,19	55,82	91,68	75,06	35,55	34,17	74,78	11,27	Rendah
32	Maluku Utara	45,41	80,98	13,05	62,41	46,86	86,9	75,99	35,48	37,88	80,75	7,34	Rendah
33	Papua Barat	50,55	85,56	6,83	59,96	62,39	79,56	78,71	23,09	26,45	76,92	10,88	Rendah
34	Papua	35,04	68,49	3,09	74,56	58,8	62,73	40,31	31,49	11,47	84,44	7,02	Rendah

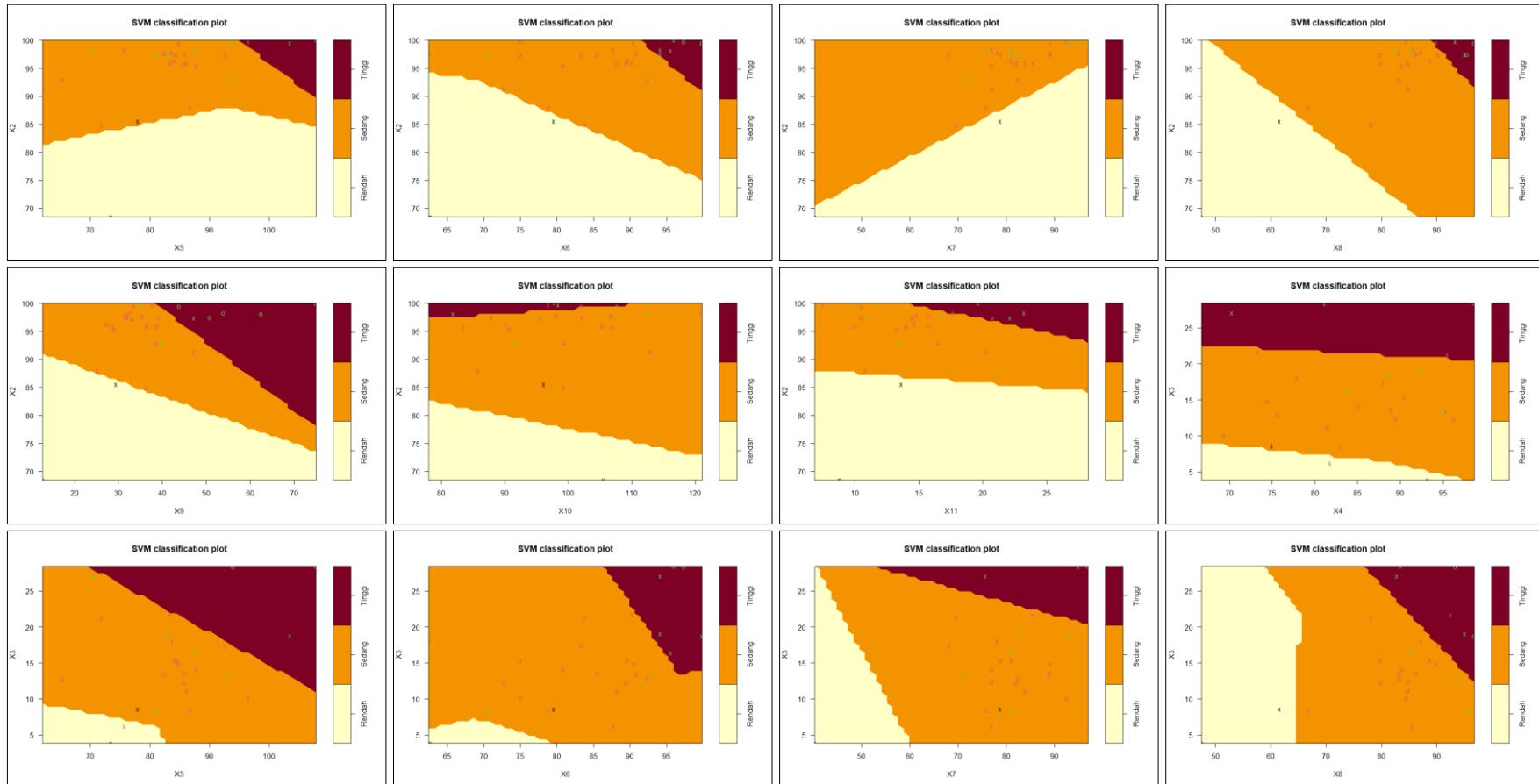
**Lampiran 2** Data Indeks Khusus Penanganan *Stunting* Normalisasi

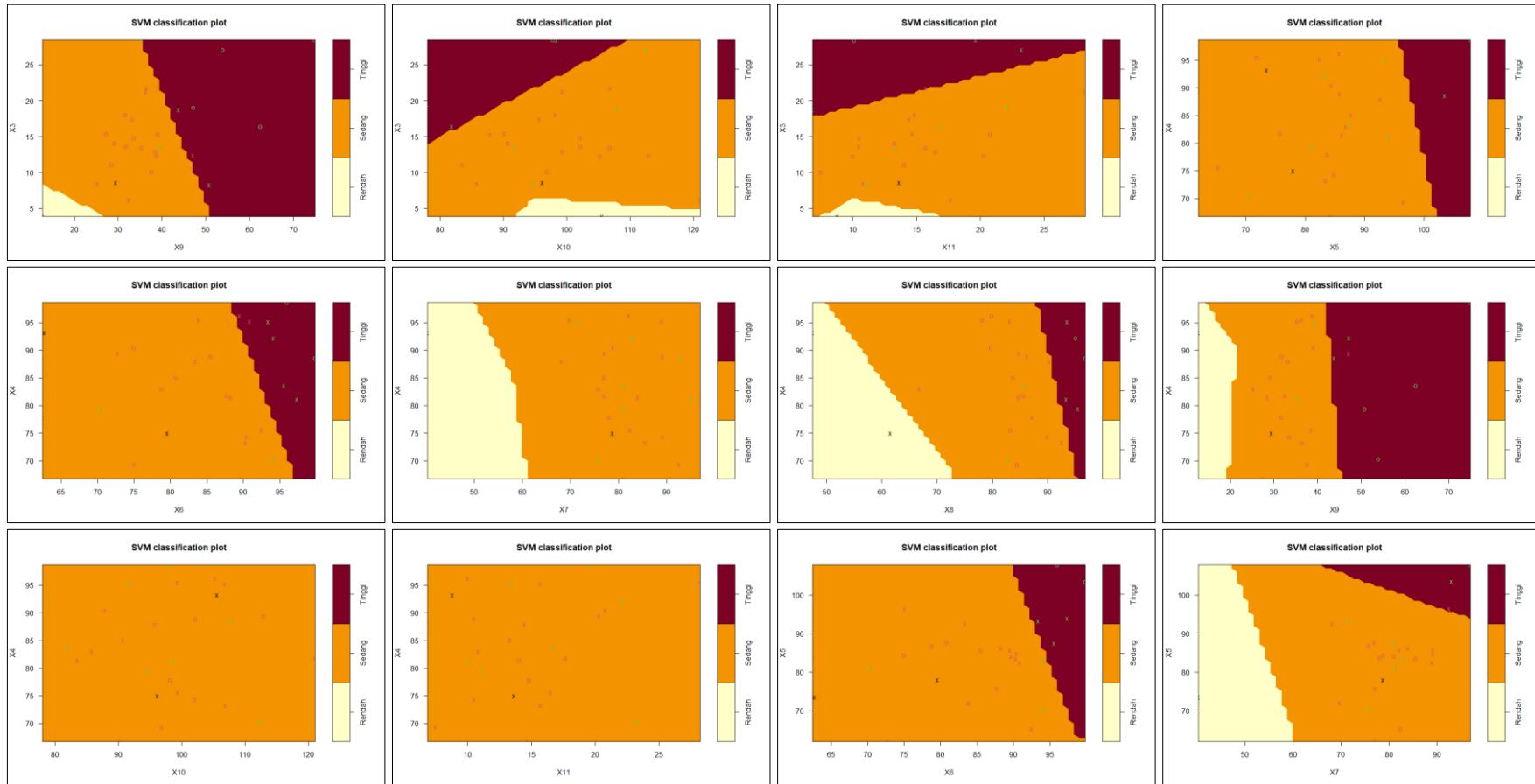
No	Provinsi	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11	Kelas
1	Aceh	24,81	98,23	6,20	81,79	75,78	87,66	77,06	85,70	32,46	121,05	17,66	Sedang
2	Sumatera Utara	43,76	96,3	15,41	66,74	84,14	89,68	81,08	88,78	27,23	90,13	14,63	Sedang
3	Sumatera Barat	52,23	97,29	17,41	87,95	92,63	83,37	68,11	90,23	33,19	95,73	14,44	Sedang
4	Riau	43,12	95,82	11,08	81,46	86,18	88,25	83,99	84,73	28,46	83,48	14,01	Sedang
5	Jambi	56,04	93,37	13,21	81,53	81,04	78,86	77,82	84,80	36,57	85,84	8,70	Sedang
6	Sumatera Selatan	50,43	95,3	14,09	85,08	87,75	80,78	76,94	83,72	29,16	90,68	13,24	Sedang
7	Bengkulu	66,96	97,78	18,04	77,88	83,74	62,47	78,10	87,13	31,60	98,11	14,80	Sedang
8	Lampung	72,6	97,32	15,35	90,45	84,41	74,97	78,81	79,68	39,03	87,94	20,79	Sedang
9	Kep. Bangka Belitung	68,99	99,67	10,11	69,34	96,50	75,06	92,58	84,42	37,62	96,86	7,48	Sedang
10	Kep. Riau	70,4	99,46	14,83	74,36	84,86	90,41	89,19	89,88	33,61	102,05	10,49	Sedang
11	DKI Jakarta	67,09	99,43	18,73	88,58	103,50	99,84	93,04	96,77	43,82	107,69	6,84	Tinggi
12	Jawa Barat	60,4	93	13,34	95,14	93,26	93,42	71,40	93,50	39,40	91,66	13,35	Tinggi
13	Jawa Tengah	81,91	99,74	20,30	95,38	95,13	94,07	83,24	80,33	55,82	88,10	17,78	Tinggi
14	DI Yogyakarta	85,3	100	28,45	98,66	107,84	96,02	96,96	83,50	74,95	97,86	19,66	Tinggi
15	Jawa Timur	73,47	98,06	16,43	83,63	87,48	95,56	80,98	85,70	62,49	81,86	16,73	Tinggi
16	Banten	48,64	91,79	9,19	86,05	83,69	92,87	82,00	96,48	33,82	88,29	10,61	Sedang
17	Bali	90,48	99,68	28,38	81,15	93,93	97,36	95,01	93,32	35,34	98,41	10,09	Tinggi
18	NTB	81,48	97,36	19,04	92,23	83,18	94,13	82,89	95,05	47,18	78,00	22,13	Tinggi
19	NTT	68,76	84,88	21,25	95,51	71,94	83,87	69,70	78,13	36,36	99,24	28,23	Sedang
20	Kalimantan Barat	56,4	87,99	8,45	83,03	86,78	78,83	75,81	66,80	25,21	85,75	10,80	Sedang
21	Kalimantan Tengah	56,49	88,53	8,84	66,23	75,89	74,91	72,31	83,12	41,37	87,49	7,60	Sedang

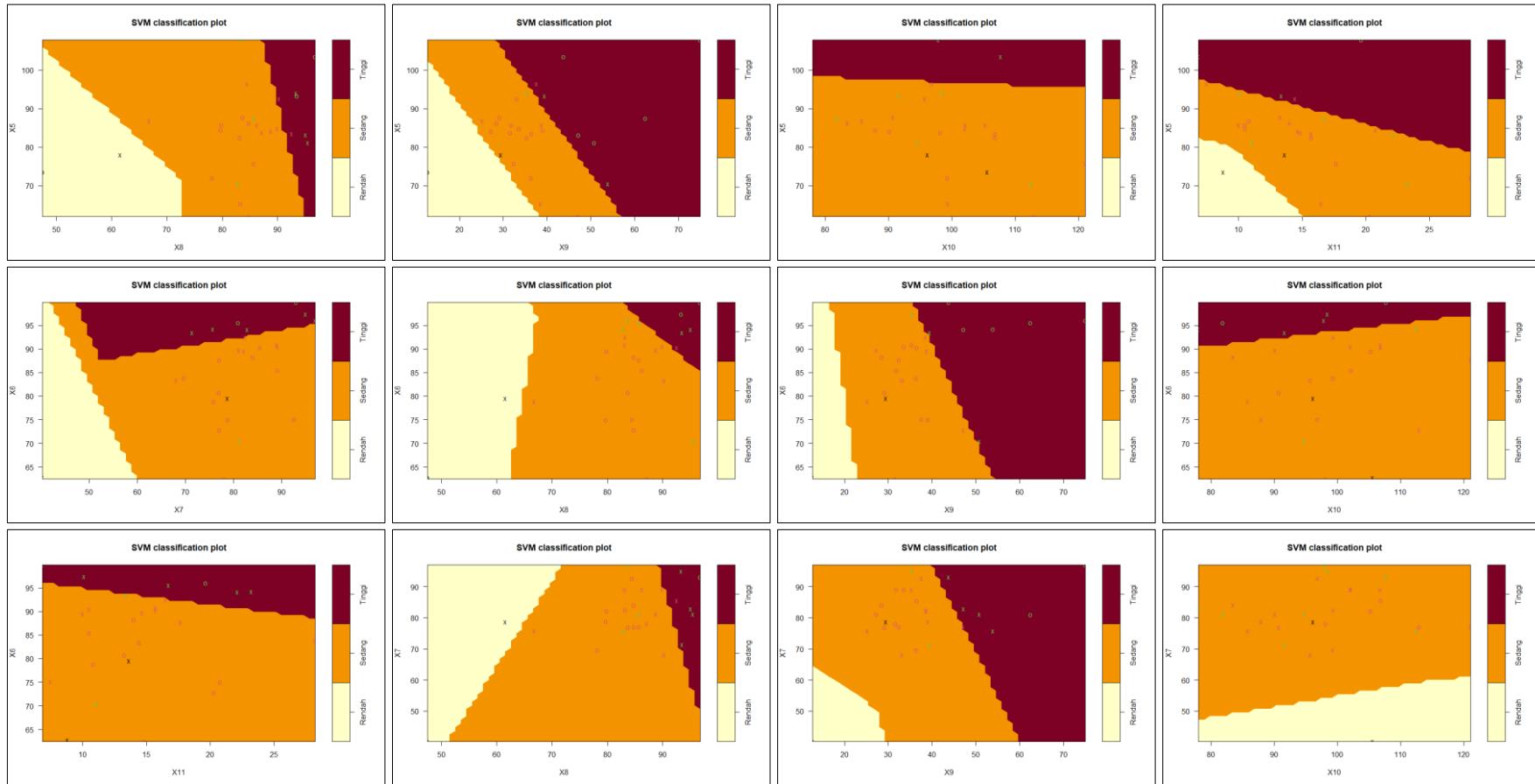
22	Kalimantan Selatan	70,87	97,39	8,25	79,44	81,14	70,36	81,17	95,47	50,79	94,66	11,04	Tinggi
23	Kalimantan Timur	70,56	97,46	13,61	88,91	85,78	85,51	89,17	86,27	31,86	102,11	10,50	Sedang
24	Kalimantan Utara	65,01	95,92	12,21	96,23	85,75	89,50	82,09	79,82	38,77	105,29	10,00	Sedang
25	Sulawesi Utara	73,88	95,88	21,68	73,25	83,48	90,31	85,49	92,52	36,50	106,83	15,69	Sedang
26	Sulawesi Tengah	64,05	93,75	15,18	77,46	77,76	84,60	74,61	85,25	43,78	102,83	17,50	Sedang
27	Sulawesi Selatan	68,23	97,65	13,45	95,26	82,49	90,84	88,96	83,10	35,32	106,74	15,70	Sedang
28	Sulawesi Tenggara	67,62	92,93	12,84	75,60	65,34	92,49	82,38	83,23	38,47	99,35	16,49	Sedang
29	Gorontalo	77,14	98,22	27,06	70,28	70,43	94,16	75,68	82,78	53,86	112,40	23,23	Tinggi
30	Sulawesi Barat	55,51	91,3	12,33	89,43	62,05	72,75	77,07	84,73	47,06	112,93	20,28	Sedang
31	Maluku	59,66	72,81	11,21	71,49	69,78	91,68	75,06	40,75	37,97	93,48	14,09	Rendah
32	Maluku Utara	50,46	80,98	16,31	78,01	58,58	86,90	75,99	40,87	42,09	100,94	9,18	Rendah
33	Papua Barat	56,17	85,56	8,54	74,95	77,99	79,56	78,71	61,52	29,39	96,15	13,60	Rendah
34	Papua	38,93	68,49	3,86	93,20	73,50	62,73	40,31	47,52	12,74	105,55	8,78	Rendah

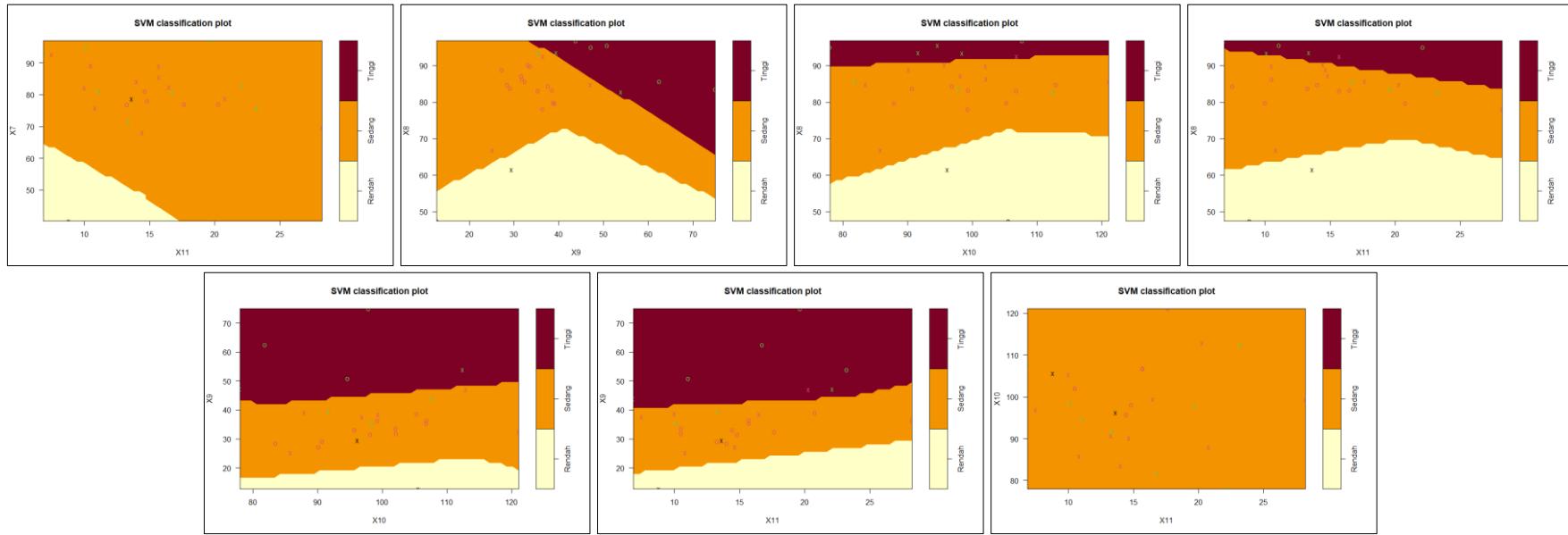
### Lampiran 3 Plot Klasifikasi SVM











#### Lampiran 4 Syntax Model SVM dengan RStudio

```
#IMPORT LIBRARY
library(e1071)
library(readxl)
library(caret)
library(writexl)

#INPUT DATA
data = read_excel("Dataikps.xlsx")

#DATA TRAINING & DATA TESTING
n = nrow(data) #untuk mendefinisikan jumlah data
ntrain = round(n*0.80) #persentase data training
a = sample(n, ntrain) #agar data random
train_ikps = data[a,] #membentuk data training
test_ikps = data[-a,] #membentuk data testing

#MENYIMPAN DATA TRAINING & DATA TESTING DALAM BENTUK xlsx
write_xlsx(train_ikps, "train_ikps.xlsx")
write_xlsx(test_ikps, "test_ikps.xlsx")

#MEMBENTUK MODEL SVM
svm = svm(factor(Y)~., data=train_ikps, method="C-
classification", kernel="polynomial", degree=1,
cost=100)
summary(svm)

#MELAKUKAN PREDIKSI DAN MENGHITUNG AKURASI DENGAN CONFUSION
MATRIX
#DATA TESTING
b = select(test_ikps,-Y) #untuk menghilangkan kolom Y
prediction1 = predict(svm, b) #proses prediksi
prediction1 #untuk melihat hasil prediksi
c = table(test_ikps$Y, prediction1)
d = confusionMatrix(c)
print(d)

#DATA TRAINING
e = select(train_ikps,-Y) #untuk menghilangkan kolom Y
prediction2 = predict(svm, e) #proses prediksi
prediction2 #untuk melihat hasil prediksi
f = table(train_ikps$Y, prediction2)
g = confusionMatrix(f)
print(g)
```

## Lampiran 5 Syntax Plot Klasifikasi SVM dan Plot ROC AUC

```
#PLOT KLASIFIKASI SVM
col=c("X1","X2","Y")      #Lakukan berulang untuk semua
kombinasi dua variabel
data_train=train_ikps[,col]
plot(svm,data_train[,col])

#PLOT ROC AUC
#IMPORT LIBRARY
library(pROC)

#DATA TESTING
h = multiclass.roc(response = test_ikps$Y, predictor =
  as.numeric(prediction1), levels = c('Rendah',
  'Sedang', 'Tinggi'), direction='<', plot=TRUE,
  legacy.axes=TRUE, print.auc=TRUE, xlab="False
  Positive Rate", ylab="True Positive Rate", main="ROC
  Curve", col="cyan4", lwd=4)

#DATA TRAINING
i = multiclass.roc(response = train_ikps$Y, predictor =
  as.numeric(prediction2), levels = c('Rendah',
  'Sedang', 'Tinggi'), direction='<', plot=TRUE,
  legacy.axes=TRUE, print.auc=TRUE, xlab="False
  Positive Rate", ylab="True Positive Rate", main="ROC
  Curve", col="cyan4", lwd=4)
```

## Lampiran 6 Output Akurasi Model SVM

```
#DATA TESTING
Confusion Matrix and Statistics

    prediction1
      Rendah Sedang Tinggi
Rendah      2      0      0
Sedang      0      4      0
Tinggi      0      0      1

Overall Statistics

    Accuracy : 1
    95% CI   : (0.5904, 1)
    No Information Rate : 0.5714
    P-Value [Acc > NIR] : 0.01989

    Kappa : 1

McNemar's Test P-Value : NA

Statistics by Class:

          Class: Rendah  Class: Sedang  Class: Tinggi
Sensitivity           1.0000     1.0000     1.0000
Specificity           1.0000     1.0000     1.0000
Pos Pred Value        1.0000     1.0000     1.0000
Neg Pred Value        1.0000     1.0000     1.0000
Prevalence            0.2857     0.5714     0.1429
Detection Rate        0.2857     0.5714     0.1429
Detection Prevalence  0.2857     0.5714     0.1429
Balanced Accuracy     1.0000     1.0000     1.0000

#DATA TRAINING
Confusion Matrix and Statistics

    prediction2
      Rendah Sedang Tinggi
Rendah      2      0      0
Sedang      0     17      0
Tinggi      0      0      8

Overall Statistics

    Accuracy : 1
    95% CI   : (0.8723, 1)
    No Information Rate : 0.6296
    P-Value [Acc > NIR] : 3.761e-06

    Kappa : 1

McNemar's Test P-Value : NA
```

Statistics by Class:

	Class: Rendah	Class: Sedang	Class: Tinggi
Sensitivity	1.00000	1.0000	1.0000
Specificity	1.00000	1.0000	1.0000
Pos Pred Value	1.00000	1.0000	1.0000
Neg Pred Value	1.00000	1.0000	1.0000
Prevalence	0.07407	0.6296	0.2963
Detection Rate	0.07407	0.6296	0.2963
Detection Prevalence	0.07407	0.6296	0.2963
Balanced Accuracy	1.00000	1.0000	1.0000

## **RIWAYAT HIDUP**



Vicky Alfina Nur Syafika, lahir di Kabupaten Ponorogo pada 21 Maret 2001. Penulis merupakan anak pertama dari dua bersaudara dari pasangan Bapak Kademin dan Ibu Tumi. Penulis telah menempuh pendidikan mulai dari TK Dharma Wanita Gabel yang lulus pada tahun 2007, dilanjutkan menempuh pendidikan sekolah dasar di SDN 2 Semanding dan lulus pada tahun 2013. Kemudian penulis melanjutkan pendidikan sekolah menengah pertama di SMPN 4 Ponorogo dan lulus pada tahun 2016.

Selanjutnya menempuh pendidikan sekolah menengah atas di SMAN 1 Badegan dan lulus pada tahun 2019. Pada tahun yang sama, penulis melanjutkan pendidikan di Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang pada Program Studi Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi.

Selama menempuh pendidikan tinggi, penulis aktif mengikuti beberapa kegiatan. Penulis bergabung dalam organisasi HMJ “Integral” Matematika selama dua periode sebagai anggota dan koordinator Divisi Kewirausahaan. Penulis juga pernah menjadi asisten praktikum Statistika Elementer selama dua semester. Selain itu penulis juga mengikuti kegiatan di luar kampus seperti pelatihan dan seminar.



### BUKTI KONSULTASI SKRIPSI

Nama : Vicky Alfina Nur Syafika  
NIM : 19610017  
Fakultas / Program Studi : Sains dan Teknologi / Matematika  
Judul Skripsi : Implementasi *Support Vector Machine* (SVM)  
dalam Penentuan Klasifikasi Indeks Khusus  
Penanganan *Stunting* di Indonesia  
Pembimbing I : Ria Dhea Layla Nur Karisma, M.Si.  
Pembimbing II : Erna Herawati, M.Pd.

No	Tanggal	Hal	Tanda Tangan
1.	3 Oktober 2022	Konsultasi BAB I	1.
2.	10 Oktober 2022	Konsultasi Revisi BAB I	2.
3.	2 November 2022	Konsultasi BAB II	3.
4.	16 November 2022	Konsultasi Revisi BAB II dan Konsultasi BAB III	4.
5.	29 November 2022	Konsultasi Kajian Agama BAB I	5.
6.	13 Desember 2022	Konsultasi Revisi Kajian Agama BAB I	6.
7.	14 Desember 2022	Konsultasi Kajian Agama BAB II	7.
8.	16 Desember 2022	Konsultasi Revisi Kajian Agama BAB II	8.
9.	20 Desember 2022	ACC Seminar Proposal	9.
10.	27 Januari 2023	Konsultasi Revisi Seminar Proposal	10.
11.	31 Januari 2023	Konsultasi BAB IV	11.
12.	9 Februari 2023	Konsultasi Revisi BAB IV dan Konsultasi BAB V	12.
13.	15 Februari 2023	Konsultasi Revisi BAB IV dan BAB V	13.
14.	16 Februari 2023	Konsultasi Kajian Agama BAB IV	14.



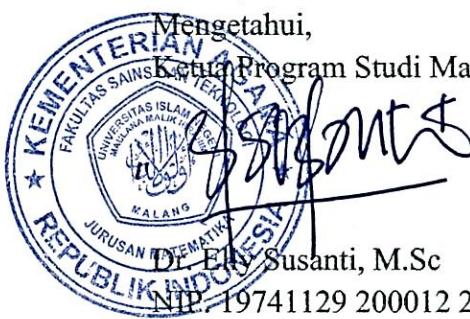
KEMENTERIAN AGAMA RI  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI  
MAULANA MALIK IBRAHIM MALANG  
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI  
Jl. Gajayana No.50 Dinoyo Malang Telp. / Fax. (0341)558933

15.	23 Februari 2023	Konsultasi Revisi Kajian Agama BAB IV	15.
16.	27 Februari 2023	ACC Seminar Hasil	16.
17.	9 Maret 2023	Konsultasi Revisi Seminar Hasil	17.
18.	22 Mei 2023	ACC Keseluruhan	18.

Malang, 22 Mei 2023

Mengetahui,

Ketua Program Studi Matematika



Dr. Elvy Susanti, M.Sc

NIP. 19741129 200012 2 005