

**PENERAPAN METODE *BOOTSTRAP AGGREGATING  
CLASSIFICATION AND REGRESSION TREES*  
UNTUK MENENTUKAN KLASIFIKASI  
INDEKS KHUSUS PENANGANAN *STUNTING***

**SKRIPSI**

**OLEH:  
WAHYU KHOIRUDIN  
NIM. 19610007**



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

**PENERAPAN METODE *BOOTSTRAP AGGREGATING  
CLASSIFICATION AND REGRESSION TREES*  
UNTUK MENENTUKAN KLASIFIKASI  
INDEKS KHUSUS PENANGANAN *STUNTING***

**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  
Wahyu Khoirudin  
NIM. 19610007**

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

**PENERAPAN METODE *BOOTSTRAP AGGREGATING  
CLASSIFICATION AND REGRESSION TREES*  
UNTUK MENENTUKAN KLASIFIKASI  
INDEKS KHUSUS PENANGANAN *STUNTING***

**SKRIPSI**

**Oleh  
Wahyu Khoirudin  
NIM. 19610007**

Telah Diperikasa dan Disetujui Untuk Diuji  
Malang, 14 April 2023

Dosen Pembimbing I



Ria Dhea Layla N. K., 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. Elly Susanti, M.Sc.  
NIP. 19741129 200012 2 005

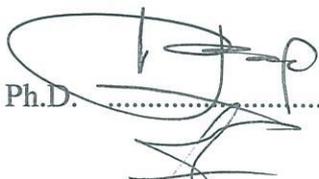
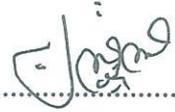
**PENERAPAN METODE *BOOTSTRAP AGGREGATING  
CLASSIFICATION AND REGRESSION TREES*  
UNTUK MENENTUKAN KLASIFIKASI  
INDEKS KHUSUS PENANGANAN *STUNTING***

**SKRIPSI**

**Oleh  
Wahyu Khoirudin  
NIM.19610007**

Telah Dipertahankan di Depan Dewan Penguji Skripsi  
dan Dinyatakan Diterima sebagai Salah Satu Persyaratan  
untuk Memperoleh Gelar Sarjana Matematika (S.Mat)

Tanggal, 22 Mei 2023

Ketua Penguji	: Prof. Dr. H. Turmudi, M.Si., Ph.D.	
Anggota Penguji 1	: Angga Dwi Mulyanto, M.Si.	
Anggota Penguji 2	: Ria Dhea Layla N. K., M.Si.	
Anggota Penguji 3	: Erna Herawati, M.Pd.	

Mengetahui,  
Ketua Program Studi Matematika

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

## PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Wahyu Khoirudin

NIM : 19610007

Program Studi : Matematika

Fakultas : Sains dan Teknologi

Judul Skripsi : Penerapan Metode *Bootstrap Aggregating Classification and Regression Trees* untuk Menentukan Klasifikasi Indeks Khusus Penanganan *Stunting*

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 atau 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,



Wahyu Khoirudin  
NIM. 19610007

## **MOTO**

“Anglaras ilining banyu, angeli ananging ora keli”

(Sunan Kalijaga)

## **PERSEMBAHAN**

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

Skripsi ini penulis persembahkan untuk:

Kedua orang tua penulis, Bapak Mudjiani (Alm) dan Ibu Siti Masitoh, juga semua anggota keluarga penulis yang tak pernah lelah untuk senantiasa memberikan doa, semangat, nasihat, serta motivasi kepada penulis.

## KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadiran Allah Swt. atas segala limpahan rahmat dan karunia-Nya sehingga peneliti dapat menyelesaikan skripsi dengan baik. Selawat serta salam mudah-mudahan senantiasa tercurahkan kepada junjungan besar Nabi Muhammad saw. yang telah membawa dari jalan gelap gulita, yakni era jahiliah mengarah menuju jalan yang terang benderang, yakni *ad-dinul* Islam (agama Islam).

Proses penyusunan skripsi ini dapat selesai karena bimbingan dan arahan dari berbagai pihak. Untuk itu, ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya dan penghargaan yang setinggi-tingginya penulis sampaikan kepada:

1. Prof. Dr. H. M. Zainuddin, MA. 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 sekaligus dosen pembimbing yang senantiasa mengarahkan penulisan dalam melakukan penelitian.
4. Ria Dhea Layla N. K., M.Si. selaku dosen pembimbing 1 yang telah memberikan pengetahuan, arahan, nasihat, dan motivasi kepada penulis.
5. Erna Herawati, M.Pd. selaku dosen pembimbing 2 yang telah memberikan bimbingan, nasihat, dan banyak ilmu kepada penulis.
6. Seluruh dosen Program Studi Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.

7. Bapak dan Ibu, serta keluarga tercinta yang selalu memberikan doa, semangat, dan motivasi yang tiada henti kepada penulis.
8. Seluruh mahasiswa Program Studi Matematika angkatan 2019 yang telah memberikan bantuan, semangat, dan motivasi sampai mencapai titik ini.

Semoga Allah Swt. memberikan balasan atas segala kebaikan yang telah diberikan kepada penulis. Penulis menyadari masih terdapat kekurangan dalam penyusunan laporan penelitian ini. Oleh karena itu, penulis mengharapkan saran dan kritik yang bersifat membangun dari semua pihak. Penulis berharap, semoga laporan penelitian ini dapat bermanfaat bagi pembaca serta dapat menambah ilmu pengetahuan.

Malang, 22 Mei 2023

Penulis

## DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL .....	i
HALAMAN PENGAJUAN .....	ii
HALAMAN PERSETUJUAN.....	iii
HALAMAN PENGESAHAN .....	iv
PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN .....	v
MOTO .....	vi
PERSEMBAHAN.....	vii
KATA PENGANTAR.....	viii
DAFTAR ISI.....	x
DAFTAR TABEL.....	xii
DAFTAR GAMBAR.....	xiii
DAFTAR SIMBOL .....	xiv
DAFTAR LAMPIRAN .....	xv
ABSTRAK .....	xvi
ABSTRACT .....	xvii
مستخلص البحث.....	xviii
<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.....	7
1.5 Batasan Masalah .....	7
1.6 Definisi Istilah .....	8
<b>BAB II KAJIAN PUSTAKA .....</b>	<b>9</b>
2.1 <i>Classification and Regression Trees (CART)</i> .....	9
2.1.1 Proses Pembentukan Pohon Klasifikasi .....	11
2.1.2 Pemangkasan Pohon Klasifikasi .....	15
2.1.3 Penentuan Pohon Klasifikasi Optimal .....	16
2.2 <i>Bootstrap Aggregating (Bagging)</i> .....	17
2.3 Menghitung Tingkat Akurasi Ketepatan Klasifikasi .....	19
2.4 Penentuan <i>Variable Importance</i> .....	22
2.5 <i>Stunting</i> .....	23
2.6 Indeks Khusus Penanganan <i>Stunting</i> .....	25
2.7 Kajian Integrasi <i>Stunting</i> dengan Al-Qur'an.....	28
2.8 Kajian <i>Stunting</i> dengan Teori Pendukung.....	31
<b>BAB III METODE PENELITIAN .....</b>	<b>33</b>
3.1 Pendekatan Penelitian.....	33
3.2 Jenis dan Sumber Data .....	33
3.3 Variabel Penelitian .....	33
3.4 Tahapan Penelitian .....	34
<b>BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....</b>	<b>40</b>
4.1 Analisis Data.....	40
4.2 Analisis CART .....	45
4.2.1 Penentuan Data <i>Training</i> dan Data <i>Testing</i> .....	45

4.2.2 Pohon Klasifikasi .....	46
4.2.3 Tingkat Akurasi Ketepatan Klasifikasi CART .....	48
4.2.4 <i>Variable Importance</i> pada CART .....	50
4.3 Analisis Bagging CART .....	51
4.3.1 Tingkat Akurasi Ketepatan Klasifikasi Bagging CART .....	52
4.3.2 <i>Variable Importance</i> pada Bagging CART .....	55
4.4 Kajian Keislaman dengan Hasil Penelitian .....	56
<b>BAB V PENUTUP</b> .....	<b>58</b>
5.1 Kesimpulan .....	58
5.2 Saran .....	59
<b>DAFTAR PUSTAKA</b> .....	<b>61</b>
<b>LAMPIRAN</b>	
<b>RIWAYAT HIDUP</b>	

## DAFTAR TABEL

Tabel 2.1	Perhitungan Nilai APER .....	20
Tabel 2.2	Nilai Minimum dan Maksimum Indikator IKPS .....	28
Tabel 3.1	Variabel Penelitian.....	34
Tabel 3.2	Data <i>Training</i> .....	36
Tabel 3.3	Data <i>Testing</i> .....	36
Tabel 3.4	Hasil <i>Resampling</i> Pertama .....	36
Tabel 3.5	Hasil <i>Resampling</i> Kedua.....	36
Tabel 3.6	Hasil <i>Resampling</i> Ketiga.....	37
Tabel 3.7	Hasil dari Klasifikasi Data Testing Model Pertama.....	37
Tabel 3.8	Hasil dari Klasifikasi Data Testing Model Kedua .....	37
Tabel 3.9	Hasil dari Klasifikasi Data Testing Model Ketiga .....	37
Tabel 3.10	Kesimpulan dari <i>Majority Vote</i> .....	38
Tabel 4.1	Deskriptif Indikator Imunisasi .....	41
Tabel 4.2	Deskriptif Indikator Penolong Persalinan oleh Tenaga Kesehatan di Fasilitas Kesehatan .....	41
Tabel 4.3	Deskriptif Indikator Keluarga Berencana Modern.....	42
Tabel 4.4	Deskriptif Indikator ASI Eksklusif .....	42
Tabel 4.5	Deskriptif Indikator Makanan Pendamping ASI .....	42
Tabel 4.6	Deskriptif Indikator Air Minum Layak.....	43
Tabel 4.7	Deskriptif Indikator Sanitasi Layak .....	43
Tabel 4.8	Deskriptif Indikator Ketidakcukupan Konsumsi Pangan.....	43
Tabel 4.9	Deskriptif Indikator Pendidikan Anak Usia Dini.....	44
Tabel 4.10	Deskriptif Indikator Pemanfaatan Jaminan Kesehatan .....	44
Tabel 4.11	Deskriptif Indikator Penerima KPS/KKS .....	44
Tabel 4.12	Akurasi Klasifikasi pada Kombinasi Data.....	45
Tabel 4.13	Ketepatan Klasifikasi CART pada Data <i>Training</i> .....	48
Tabel 4.14	Akurasi Klasifikasi CART pada Data <i>Training</i> .....	48
Tabel 4.15	Contoh Prediksi Klasifikasi CART.....	49
Tabel 4.16	Ketepatan Klasifikasi CART pada Data <i>Testing</i> .....	49
Tabel 4.17	Akurasi Klasifikasi CART pada Data <i>Testing</i> .....	50
Tabel 4.18	<i>Variable Importance</i> CART.....	51
Tabel 4.19	Ketepatan Klasifikasi Bagging CART pada Data <i>Training</i> .....	52
Tabel 4.20	Akurasi Klasifikasi Bagging CART pada Data <i>Training</i> .....	52
Tabel 4.21	Contoh Prediksi Klasifikasi Bagging CART .....	53
Tabel 4.22	Ketepatan Klasifikasi Bagging CART pada Data <i>Testing</i> .....	53
Tabel 4.23	Akurasi Klasifikasi Bagging CART pada Data <i>Testing</i> .....	54
Tabel 4.24	<i>Variable Importance</i> Bagging CART .....	55

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Struktur Pohon Klasifikasi .....	11
Gambar 2.2 Ilustrasi Bagging CART .....	18
Gambar 4.1 Diagram Tingkatan Kategori pada IKPS .....	40
Gambar 4.2 Pohon Klasifikasi IKPS.....	46
Gambar 4.3 Barplot <i>Variable Importance</i> CART.....	50
Gambar 4.4 Kurva ROC.....	54
Gambar 4.5 Barplot <i>Variable Importance</i> Bagging CART .....	55

## DAFTAR SIMBOL

$i(t)$	: Fungsi heterogenitas indeks gini
$p(n t)$	: Proporsi kelas $n$ pada simpul $t$
$p(m t)$	: Proporsi kelas $m$ pada simpul $t$
$\emptyset(s, t)$	: Kriteria <i>goodness of split</i>
$P_L$	: Peluang objek berada di <i>node</i> kiri
$P_R$	: Peluang objek berada di <i>node</i> kanan
$i(t_L)$	: Nilai fungsi heterogenitas pada calon <i>node</i> kiri
$i(t_R)$	: Nilai fungsi heterogenitas pada calon <i>node</i> kanan
$N(t_L)$	: Banyak pengamatan pada calon <i>node</i> kiri
$N(t_R)$	: Banyak pengamatan pada calon <i>node</i> kanan
$N$	: Total seluruh pengamatan
$p(m_0 t)$	: Proporsi kelas ke- $m$ pada simpul $t$
$N_m(t)$	: Banyaknya kelas ke- $m$ yang diamati terhadap terminal <i>node</i> $t$
$N(t)$	: Banyaknya pengamatan pada terminal <i>node</i>
$R_\infty(T)$	: <i>Resubstitution</i> suatu pohon $T$ terhadap kompleksitas $a$
$R(T)$	: Pendugaan pengganti ( <i>resubstitution estimate</i> )
$\tilde{T}$	: Banyak simpul pada terminal pohon $T$
$R^{ts}(T_t)$	: Total proporsi kesalahan pada <i>test sample estimate</i>
$N_2$	: Banyak pengamatan pada data <i>training</i>
$\Delta i(s, t)_q$	: Nilai pemilah pada variabel ke - $q$
$\Delta i(s, t)_{\max}$	: Nilai pada pemilah terbaik
$n_{ij}$	: Banyak observasi dari kelas $i$ tepat sebagai klasifikasi pada kelas $j$
$n_i$	: Banyak subjek observasi dari kelas $i$
$n_j$	: Banyak subjek observasi dari kelas $j$
$NY_i$	: Nilai indikator yang telah dinormalisasi
$Y_i$	: Nilai indikator pada saat kejadian ke- $i$
$Y_{\min}$	: Nilai minimum indikator yang telah ditetapkan
$Y_{\max}$	: Nilai maksimum indikator yang telah ditetapkan
$W_m$	: Penimbang dimensi ke- $m$
$d_m$	: Dimensi ke- $m$ pada IKPS

## DAFTAR LAMPIRAN

- Lampiran 1: Data Indeks Khusus Penanganan *Stunting*
- Lampiran 2: Data Indeks Khusus Penanganan *Stunting* Setelah Normalisasi
- Lampiran 3: *Script* Pembagian Data *Training* dan Data *Testing*
- Lampiran 4: *Script* Pembentukan Pohon Klasifikasi
- Lampiran 5: *Script* Penentuan *Variable Importance* CART
- Lampiran 6: *Script* Proses Bagging
- Lampiran 7: *Script* Penentuan *Variable Importance* Bagging CART
- Lampiran 8: Hasil Prediksi Klasifikasi CART
- Lampiran 9: Hasil Akhir Prediksi Klasifikasi Bagging CART

## ABSTRAK

Khoirudin, Wahyu. 2023. **Penerapan Metode *Bootstrap Aggregating Classification and Regression Trees* untuk Menentukan Klasifikasi Indeks Khusus Penanganan *Stunting***. Skripsi Program Studi Matematika Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing (I) Ria Dhea Layla N.K., M.Si. (II) Erna Herawati, M.Pd.

**Kata kunci:** Klasifikasi, CART, Bagging CART, *Variable Importance*, Akurasi, *Stunting*, IKPS.

Klasifikasi merupakan salah satu dari metode yang digunakan untuk mencari sebuah model, fungsi, atau pola tertentu yang dapat menggambarkan serta membedakan objek data untuk masuk ke dalam kelas atau label tertentu. Penelitian ini menggunakan studi kasus indeks khusus penanganan *stunting* yang akan diteliti menggunakan metode Bagging CART. Tujuan penelitian ini adalah untuk menganalisis variabel-variabel yang berpengaruh pada klasifikasi, mengetahui hasil klasifikasi, dan tingkat akurasi pada metode CART dan Bagging CART. Pada penelitian ini variabel air minum layak ( $x_6$ ) memiliki tingkat kepentingan paling tinggi menggunakan kedua metode tersebut, dengan tingkat kepentingan sebesar 100%. Hasil yang diperoleh menggunakan metode CART 27 provinsi diklasifikasikan memiliki IKPS kategori sedang dan 7 provinsi diklasifikasikan memiliki IKPS kategori tinggi. Setelah dilakukan Bagging didapatkan hasil 4 provinsi diklasifikasikan memiliki IKPS kategori rendah, 22 provinsi diklasifikasikan memiliki IKPS kategori sedang, dan 8 provinsi diklasifikasikan memiliki IKPS kategori tinggi. Kemudian didapatkan akurasi pada metode CART sebesar 86,2%, *sensitivity* 62,5%, *specificity* 87,9%, dan APER sebesar 13,8% pada data *training*, sedangkan pada data *testing* didapatkan akurasi sebesar 60%, *sensitivity* 33,3%, *specificity* 66,7%, dan APER 40%. Setelah dilakukan Bagging menggunakan 150 kali replikasi, dimana akurasi yang diperoleh sebesar 100% dengan *sensitivity* 100% dan *specificity* 100%. Sedangkan pada data *testing* diperoleh akurasi sebesar 80% dengan *sensitivity*, 66,7%, *specificity*, 83,3%, dan APER 20%.

## ABSTRACT

Khoirudin, Wahyu. 2023. **Application of the Bootstrap Aggregating Classification and Regression Trees Method to Determine the Classification of Special Index for Stunting Handling**. Thesis Department of Mathematics, Faculty of Science and Technology, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Advisors (I) Ria Dhea Layla N.K., M.Si. (II) Erna Herawati, M.Pd.

**Keywords:** Classification, CART, Bagging CART, Variable Importance, Stunting, IKPS.

Classification is one of the methods used to find a particular model, function, or pattern. It describe and differentiate data objects to enter into a particular class or label. The study use a special index case study on stunting handling which will be examined using the Bagging CART method. The aim of this study is to analyze the variables that influence classification, to know the classification results, and the level of accuracy in the CART and Bagging CART methods. In this study the variable proper drinking water ( $x_6$ ) has the highest level of importance using both methods, with an importance level of 100%. The results obtained using the cart method 27 provinces are classified as having a moderate category IKPS and seven provinces are classified as having a high category IKPS. After bagging, the results show that four provinces are classified as having a low category IKPS, 22 provinces are classified as having a medium category IKPS, and eight provinces are classified as having a high category IKPS. Since obtained the accuracy of the CART method of 86.2%, sensitivity of 62.5%, specificity of 87.9%, and APER of 13.8% on training data, while on data testing obtained accuracy of 60%, sensitivity of 33.3% , specificity of 66.7%, and APER of 40%. After bagging using 150 replications, the accuracy obtained is 100% with a sensitivity of 100% and a specificity of 100%. While the testing data obtained an accuracy of 80% with a sensitivity of 66.7%, a specificity of 83.3%, and an APER of 20%.

## مستخلص البحث

خيرالدين, وحيو. ٢٠٢٣. تطبيق طريقة شجرة بوتستراتب للتصنيف و والانمدار التجميعية لتحديد تصنيف مؤشر خاص لمعالجة التقزم. البحث الجامعي. قسم الرياضيات كلية العلوم والتكنولوجيا جامعة مولانا مالك إبراهيم الإسلامية الحكومية مالانج. المشرف (١) ربا دبا ليلي ن.ك., الماجستر. (٢) إيرنا هيراواتي, الماجستر.

الكلمات الأساسية: تصنيف, CART, Bagging CART, الأهمية المتغيرة, التقزم, IKPS.

التصنيف هو من إحدى الأساليب المستخدمة للعثور على النموذج أو الوظيفة أو النمط المعين الذي يمكنه أن يصف ويميز كائنات البيانات للدخول إلى الفئة أو التصنيف المعين. تستخدم هذه الدراسة دراسة حالة مؤشر خاص لمعالجة التقزم النمو الناجم عن سوء التغذية، والتي ستتم دراستها باستخدام طريقة Bagging CART. يهدف هذا البحث إلى تحليل المتغيرات التي تؤثر على التصنيف، ومعرفة نتائج التصنيف ومستوى الدقة في طريقتي CART و Bagging CART. يحتل المتغير المتعلق بشرب الماء المناسب ( $x_p$ ) أعلى مستوى أهمية باستخدام كلا الطريقتين، بمستوى أهمية يبلغ ١٠٠٪. النتائج التي تم الحصول عليها باستخدام طريقة CART، تظهر النتائج أن ٢٧ محافظة تم تصنيفها على أنها تمتلك فئة متوسطة IKPS و ٧ محافظات تم تصنيفها على أنها تمتلك فئة عالية من IKPS. بعد التجميع، تظهر النتائج أن ٤ محافظات تم تصنيفها على أنها تمتلك فئة منخفضة IKPS، و ٢٢ محافظة تم تصنيفها على أنها تمتلك فئة متوسطة IKPS، و ٨ محافظات تم تصنيفها على أنها تمتلك فئة عالية من IKPS. ثم حصلنا على دقة طريقة CART بنسبة ٨٦,٢٪، حساسية بنسبة ٦٢,٥٪، خصوصية بنسبة ٨٧,٩٪، و APER بنسبة ١٣,٨٪ على بيانات التدريب، بينما حصلنا على دقة بنسبة ٦٠٪، حساسية بنسبة ٣٣,٣٪، خصوصية بنسبة ٦٦,٧٪، و APER ٤٠٪ على بيانات الاختبار. بعد إجراء Bagging بـ ١٥٠ مرة، تم الحصول على دقة ١٠٠٪ وحساسية ١٠٠٪ وخصوصية ١٠٠٪ على بيانات التدريب. بعد ذلك، تم الحصول على دقة ٨٠٪ وحساسية ٦٦,٧٪ وخصوصية ٨٣,٣٪ و APER ٢٠٪ باستخدام بيانات الاختبار.

# BAB I PENDAHULUAN

## 1.1 Latar Belakang

Klasifikasi merupakan salah satu dari metode statistika yang digunakan untuk mengelompokkan suatu data dengan penyusunan yang sistematis (Lestawati dkk, 2018). Klasifikasi digunakan untuk mencari sebuah model, fungsi, atau pola tertentu yang dapat menggambarkan serta membedakan objek data untuk masuk ke dalam kelas atau label tertentu. Terdapat beberapa metode yang dapat digunakan dalam melakukan klasifikasi, salah satunya adalah metode *classification and regression trees* (CART).

CART merupakan salah satu metode statistik nonparametrik yang dapat digunakan untuk menggambarkan hubungan antara variabel dependen dengan satu maupun lebih variabel independen (Sumartini, 2015). Pada metode CART, jika variabel dependen berbentuk kategorik dan memiliki skala ordinal atau nominal maka dapat menggunakan metode klasifikasi pohon (*classification tree*) sehingga nantinya akan diperoleh pohon klasifikasi. Jika variabel dependen berbentuk kontinu dan memiliki skala interval atau rasio maka dapat menggunakan metode regresi pohon (*regression tree*) sehingga nantinya akan diperoleh pohon regresi (Breiman dkk., 1998).

Metode CART memiliki kelebihan dengan tidak harus terpenuhinya asumsi distribusi yang ada di variabel independennya. Sehingga mempermudah untuk mengambil keputusan serta menginterpretasikan dalam data yang memiliki multivariabel serta struktur yang kompleks dan membuat hasil akhir dari klasifikasi akan memiliki bentuk yang lebih efisien dan juga sederhana. Selain memiliki

beberapa kelebihan, metode CART juga memiliki kekurangan, yaitu kurang stabilnya perubahan yang terjadi pada data *training* sehingga dapat menyebabkan hasil pada prediksi pohon klasifikasi mengalami perubahan yang besar (Putu & Rusli, 2017). Maka dari itu dikembangkan metode *bootstrap aggregating* (Bagging) yang berguna untuk meningkatkan ketepatan hasil akurasi pada prediksi dari suatu pengklasifikasian yang kurang stabil.

Bagging merupakan metode yang dicetuskan serta digunakan untuk memperbaiki kekuatan prediksi dan stabilitas dengan cara mereduksi variansi dari suatu variabel independen (Breiman dkk., 1998). *Bootstrap* sendiri merupakan salah satu teknik yang digunakan sebagai pengambilan suatu data sampel dari variabel independen dan dilakukan secara bebas serta berulang-ulang guna mengurangi nilai *error* (tingkat kesalahan), teknik ini biasa dikenal dengan istilah *resampling*. Sedangkan *Aggregating* merupakan suatu teknik penggabungan hasil prediksi suatu klasifikasi oleh masing-masing pohon klasifikasi yang telah dibentuk dari pengambilan data secara acak.

Metode Bagging CART dapat diterapkan dalam berbagai macam permasalahan, mulai dari sosial, ekonomi, dan kesehatan. Penelitian menggunakan metode CART dan Bagging CART pernah beberapa kali diteliti. Pertama oleh Annida Purnamawati dkk. pada tahun 2022 dengan menerapkan metode CART untuk memprediksi pengguna sepeda berdasarkan cuaca. Hasil dari penelitian tersebut menunjukkan bahwa hasil akurasi dengan menggunakan metode CART sebesar 96% (Purnamawati dkk., 2022). Selanjutnya penelitian menggunakan metode *Bagging* CART sudah pernah diteliti oleh Winalia Agwil dkk. pada tahun 2020 tentang penerapan metode Bagging CART terhadap waktu kelulusan

mahasiswa. Pada metode CART didapatkan nilai *Specificity* sebesar 91,2%, *Accuracy* sebesar 82,1%, dan *Sensitivity* sebesar 68,2%. Setelah menggunakan metode Bagging CART didapatkan nilai *Specificity* sebesar 91,2%, *Accuracy* sebesar 85,7%, dan *Sensitivity* sebesar 77,3%. Sehingga pada penelitian tersebut terbukti bahwa metode Bagging dapat meningkatkan performa klasifikasi pada metode CART (Agwil dkk., 2020). Penelitian menggunakan metode Bagging CART juga pernah dilakukan oleh I Ketut Putu Suniantara & Muhammad Rusli pada tahun 2017 tentang ketidaktepatan kelulusan mahasiswa di STIKOM Bali. Pada penelitian dengan metode CART diperoleh nilai *Specificity* sebesar 80,26%, *Accuracy* sebesar 86,18%, dan *Sensitivity* sebesar 93,69%. Sedangkan menggunakan metode Bagging CART diperoleh nilai *Specificity* sebesar 86,78%, *Accuracy* sebesar 90,56%, dan *Sensitivity* sebesar 95,23%. Berdasarkan hasil tersebut Bagging pada metode CART dapat meningkatkan 4,38% akurasi pada klasifikasinya (Putu & Rusli, 2017).

Penelitian ini menggunakan studi kasus indeks khusus penanganan *stunting* (IKPS) yang akan diteliti menggunakan metode Bagging CART. *Stunting* merupakan sebuah gangguan tumbuh kembang yang terjadi pada anak (pada tubuh dan otak) dan biasanya disebabkan kurangnya gizi yang diterima dalam jangka waktu yang berkepanjangan (Kemenkes, 2018). Sehingga nantinya anak akan memiliki keterlambatan pada pola pikirnya dan mempunyai tubuh yang relatif lebih kecil dari anak-anak pada usia yang sama.

Berdasarkan pada hasil studi status gizi Indonesia (SSGI) 2021, diketahui bahwa di Indonesia terdapat 24,4% balita yang mengalami *stunting* (BPS, 2021). Artinya hampir dari seperempat balita di Indonesia mengalami *stunting* pada tahun

2021. Namun, meskipun demikian, angka tersebut sudah mengalami penurunan sebesar 2,5% dari tahun 2021 yang mencapai 26,9% dan memiliki penurunan rata-rata sebesar 2,0% pertahun dari 2013-2021. Pemerintah sendiri memiliki target penurunan *stunting* sebesar 2,7% pertahun, sehingga dapat mencapai target yang telah ditetapkan oleh rencana pembangunan jangka menengah nasional (RPJMN) yaitu sebesar 14%. Selain itu, dari 37 provinsi di Indonesia, 27 provinsi memiliki permasalahan gizi yang bersifat akut-kronis. Harapannya usaha dalam Konvergensi menuju intervensi yang seimbang harus sudah dimulai dengan dua intervensi utama: intervensi spesifik dan intervensi sensitif.

*Stunting* pada balita juga dipengaruhi oleh faktor status sosial ekonomi pada keluarga, tingkat pendidikan pada orang tua, pengetahuan tentang gizi oleh orang tua, serta banyaknya jumlah anggota keluarga (Zurhayati & Hidayah, 2022). Lebih mudah bagi balita dari keluarga yang berpenghasilan tinggi untuk memiliki akses terhadap pendidikan yang tinggi serta fasilitas kesehatan yang baik, dengan demikian status gizi pada balita akan jauh lebih baik daripada keluarga yang memiliki pendapatan yang rendah. Selain itu, pengetahuan orang tua tentang gizi juga menjadi faktor yang penting agar dapat mengaplikasikannya pada pola makan keluarga setiap hari. Dengan demikian, anggota keluarga dapat memperoleh kecukupan asupan gizi yang seimbang.

Pemerintah juga mempunyai beberapa instrumen khusus yang digunakan untuk mengevaluasi permasalahan-permasalahan *stunting* yang ada di Indonesia, salah satunya adalah IKPS (BPS, 2021). IKPS pertama kali disusun pada Maret 2017 menggunakan data survey sosial ekonomi nasional (Susenas). Pengukuran dimensi pada kasus ini meliputi akses pangan, kesehatan, nutrisi, perumahan, serta

perlindungan sosial yang disusun untuk level provinsi dan nasional. Setelah itu, dilakukan penyempurnaan perhitungan IKPS pada tahun 2020 menggunakan data 2018-2019. Penyempurnaan IKPS meliputi metodologi, pemilihan variabel, serta pengukuran indeks setelah mendapatkan masukan dari berbagai pakar di bidang kesehatan, gizi, serta pendidikan.

Peran orang tua juga sangat penting dalam menangani kasus *stunting* terutama pemberian ASI yang baik sewaktu masih kecil sehingga gizi pada anak menjadi seimbang. Pemberian nafkah dari sang ayah juga penting yang nantinya dapat mencukupi semua kebutuhan sang anak dan memberikan jaminan pertumbuhan yang baik dari segi fisik maupun pola pikirnya seperti yang disinggung dalam Al-Qur'an pada Surah An-Nisa ayat 9 (Qur'an Kemenag, 2019) di bawah ini:

وَلِيَحْشَ الَّذِينَ لَوْ تَرَكُوا مِنْ خَلْفِهِمْ ذُرِّيَّةً ضِعْفًا خَافُوا عَلَيْهِمْ فَلْيَتَّقُوا اللَّهَ وَلْيَقُولُوا قَوْلًا سَدِيدًا

Artinya:

*“Hendaklah merasa takut orang-orang yang seandainya (mati) meninggalkan setelah mereka, keturunan yang lemah (yang) mereka khawatir terhadapnya. Maka, bertakwalah kepada Allah dan berbicaralah dengan tutur kata yang benar (dalam hal menjaga hak-hak keturunannya)”*

Pada ayat tersebut menjelaskan bahwa hendaknya orang tua tidak meninggalkan keturunan yang lemah. Kata “lemah” sebagaimana yang dijelaskan pada ayat di atas mengandung pengertian yang beragam. Mulai dari lemah secara iman, lemah secara budi pekerti atau karakter, lemah dalam ilmu pengetahuan, lemah secara ekonomi, maupun lemah yang kaitannya dengan kesehatan termasuk *stunting*. Maka dari itu orang tua dianjurkan untuk memberikan gizi yang cukup dan jaminan pertumbuhan kepada sang anak, supaya kelak meninggalkan keturunan atau generasi yang baik.

Berdasarkan uraian latar belakang yang ada, maka dilakukan penelitian terkait klasifikasi terhadap indeks khusus penanganan *stunting* di Indonesia. Penentuan variabel atau faktor yang berpengaruh terhadap indeks khusus penanganan *stunting* berdasar pada penyempurnaan hasil dari Susenas oleh BPS pada tahun 2020. Penelitian ini nantinya akan dilakukan guna mendapat model terbaik dari suatu klasifikasi terhadap indeks khusus penanganan *stunting* menggunakan metode Bagging CART.

## **1.2 Rumusan Masalah**

Berdasarkan uraian latar belakang penelitian, didapatkan rumusan masalah sebagai berikut:

1. Bagaimana hasil yang diperoleh pada klasifikasi indeks khusus penanganan *stunting* menggunakan metode CART dan Bagging CART?
2. Bagaimana tingkat akurasi yang diperoleh pada klasifikasi indeks khusus penanganan *stunting* menggunakan metode CART dan Bagging CART?
3. Bagaimana tingkat kepentingan variabel yang memengaruhi indeks khusus penanganan *stunting* dengan metode CART dan Bagging CART?

## **1.3 Tujuan Penelitian**

Adapun tujuan dari penelitian ini ialah sebagai berikut:

1. Mengetahui hasil yang diperoleh pada klasifikasi indeks khusus penanganan *stunting* menggunakan metode CART dan Bagging CART.
2. Mengetahui tingkat akurasi pada klasifikasi indeks khusus penanganan *stunting* menggunakan metode CART dan Bagging CART.

3. Menganalisis tingkat kepentingan variabel-variabel yang berpengaruh pada klasifikasi terhadap indeks khusus penanganan *stunting* dengan metode CART dan Bagging CART.

#### **1.4 Manfaat Penelitian**

Manfaat yang diharapkan dari penelitian ini ialah:

1. Bagi Penulis

Manfaat bagi penulis yang bisa diperoleh dari pengerjaan skripsi adalah untuk memperdalam pengetahuan serta wawasan peneliti mengenai penerapan metode Bagging CART terhadap IKPS.

2. Bagi Instansi

Memberikan gambaran terkait hasil pada klasifikasi serta variabel-variabel yang paling berpengaruh menggunakan metode Bagging CART pada IKPS.

3. Bagi Pembaca

Nantinya hasil dari penelitian ini diharapkan bisa untuk tambahan referensi pembaca yang ingin melaksanakan penelitian dengan metode serupa, yaitu metode Bagging CART.

#### **1.5 Batasan Masalah**

Supaya penelitian lebih fokus dan spesifik, maka ditetapkan batasan permasalahan dalam penelitian sebagai berikut:

1. Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data indeks khusus penanganan *stunting* tahun 2020.
2. Pengukuran tingkat akurasi pada klasifikasi menggunakan  $1 - APER$ , *sensitivity*, dan *specificity*.
3. Pemilihan pemilah terbaik (*goodness of split*) menggunakan indeks gini.

4. Dimensi yang digunakan hanya mengacu pada laporan resmi IKPS, yaitu meliputi dimensi kesehatan, gizi, perumahan, pangan, pendidikan, dan perlindungan sosial.

### **1.6 Definisi Istilah**

*Stunting* : Kondisi dimana terdapat kegagalan tumbuh kembang yang terjadi pada anak

IKPS : Instrumen khusus yang digunakan pemerintah dalam menangani berbagai permasalahan *stunting* di Indonesia

*Resampling* : Proses pengambilan ulang sampel dari sampel yang tersedia

*Majority vote* : Pengambilan keputusan berdasarkan suara terbanyak

*Data training* : Data yang digunakan untuk pembentukan model

*Data testing* : Data yang digunakan untuk menguji kebaikan model

## **BAB II KAJIAN PUSTAKA**

### **2.1 *Classification and Regression Trees (CART)***

*Classification and Regression Trees (CART)* merupakan metode yang dikembangkan oleh Leo Breiman, Richard A. Olshen, Charles J. Stone, dan Jerome H. Friedman pada tahun 1984. CART adalah salah satu dari metode statistik nonparametrik yang menggunakan teknik pohon klasifikasi. Metode ini memiliki tujuan utama untuk memperoleh suatu kelompok klasifikasi dengan hasil yang akurat pada suatu penelitian. Metode CART digunakan untuk menggambarkan suatu hubungan pada variabel dependen dengan variabel independen dalam bentuk pohon klasifikasi. Pada metode CART, jika variabel dependen berbentuk kategorik dan memiliki skala ordinal atau nominal maka dapat menggunakan metode klasifikasi pohon (*classification tree*) sehingga nantinya akan diperoleh pohon klasifikasi. Jika variabel dependen berbentuk kontinu dan memiliki skala interval atau rasio maka dapat menggunakan metode regresi pohon (*regression tree*) sehingga nantinya akan diperoleh pohon regresi. Pada metode CART pohon klasifikasi dapat disebut dengan *binary decision tree* karena metode ini memisahkan *node* secara berulang-ulang menjadi dua *child node* dan diawali dengan *parent node* (Breiman dkk., 1998).

Pada metode CART proses pembentukan pohon keputusan dikenal dengan pemilihan rekursif biner (*binary recursive partitioning*). Pada proses ini untuk memperoleh hasil dari pohon klasifikasi dilakukan pemisahan data secara berkali-kali sehingga nantinya tersusun dari banyak *node*. Pada proses ini dilakukan pemisahan terus-menerus sampai nantinya data tidak dapat lagi untuk dipisah

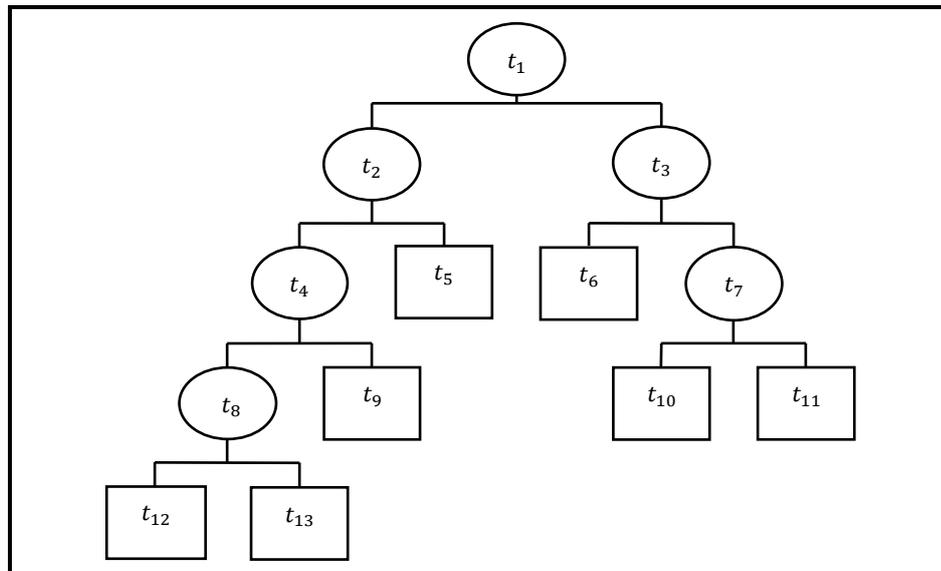
Nantinya setiap *parent node* akan dilakukan pemisahan, sehingga diperoleh dua *child node*. Istilah *partitioning* juga dikenal pada metode CART yang merupakan proses pada klasifikasi untuk memperoleh sampel dengan bagian yang lebih kecil (Lewis, 2000).

Metode CART memiliki beberapa kelebihan pada penelitian, diantaranya adalah sebagai berikut (Lewis, 2000):

1. Metode CART merupakan salah satu metode pada statistik nonparametrik, sehingga asumsi distribusi yang ada di variabel independen tidak harus terpenuhi.
2. Pada variabel dependen data dapat berbentuk kontinu atau kategorik, sedangkan dalam variabel independen data dapat berbentuk nominal, kategorik, ordinal, atau juga rasio.
3. Tidak berlaku sistem transformasi pada metode CART. Sehingga, apabila data ditransformasi tidak dapat mengubah hasil dari pohon keputusan pada metode CART.
4. Dapat dengan mudah diinterpretasikan serta dipahami oleh berbagai kalangan orang, dikarenakan hasil dari pohon keputusan yang berbentuk sederhana.

Pada metode CART, proses pembentukan pohon klasifikasi diawali dengan *parent node* atau simpul awal dan ditandai dengan  $t_1$ . Setelah itu, *parent node* akan menghasilkan *child node* atau anak cabang yang berada di bawah *parent node* dan ditandai dengan  $t_2, t_3, t_4, t_7, t_8$ . Hasil akhir dari pembentukan pohon klasifikasi dinamakan dengan terminal *node* atau simpul yang tidak dapat lagi menghasilkan cabang, pada kasus ini berbentuk persegi dan ditandai dengan

$t_5, t_6, t_9, t_{10}, t_{11}, t_{12}, t_{13}$ . Berikut merupakan ilustrasi struktur pada pohon klasifikasi.



**Gambar 2.1** Struktur Pohon Klasifikasi

(Sumber: Breiman dkk., 1998)

### 2.1.1 Proses Pembentukan Pohon Klasifikasi

Pada proses pembentukan pohon klasifikasi, terlebih dahulu menentukan variabel yang digunakan sebagai pemilah. Nilai dari variabel atau biasa disebut dengan nilai *threshold* nantinya dijadikan pemilah pada setiap *node*. Pada proses ini membutuhkan data *training* dengan banyak sampel  $L$  yang terdiri sebanyak  $N$  pengamatan. Proses untuk membentuk suatu pohon klasifikasi mempunyai tiga tahapan sebagai berikut (Breiman dkk., 1998):

#### 1. Pemilihan pada Pemilah

Pada proses pemilihan pada pemilah bertujuan untuk mengurangi keheterogenan pada simpul induk (*parent node*) serta meningkatkan kehomogenan data yang ada pada simpul anak (*child node*). Proses pemilihan ini menggunakan data *training* sebanyak  $L$  sampel dan kemudian data akan dipilih memakai kaidah *goodness of split*. Tingkat heterogen pada

suatu kelas dalam pohon klasifikasi dapat dilakukan pengukuran melalui simpul menggunakan nilai *impurity*. Beberapa fungsi *impurity* antara lain *twoing*, *entropy*, dan indeks gini. Fungsi pemilah yang digunakan pada penelitian ini merupakan indeks gini. Indeks gini memiliki kelebihan, yaitu dapat digunakan pada segala kasus, mudah dipahami, dan hanya memerlukan perhitungan yang sederhana. Pada analisis pohon klasifikasi banyak yang menggunakan teori ini, sebab pada proses ini dilakukan penyaringan terlebih dahulu terhadap kelas yang mempunyai komponen paling berpengaruh dari simpul (Breiman dkk., 1998). Secara umum persamaan indeks gini adalah sebagai berikut:

$$i(t) = \sum_{n=1, n \neq m}^k p(n|t)p(m|t) \quad (2.1)$$

dimana:

$i(t)$  : Fungsi heterogenitas indeks gini

$p(n|t)$  : Proporsi kelas n pada simpul t

$p(m|t)$ : Proporsi kelas m pada simpul t

Sehingga, pada simpul t kelas ke- $m$  indeks gini dapat didefinisikan dengan:

$$\begin{aligned} i(t) &= \sum_{n=1, n \neq m}^k p(n|t)p(m|t) \\ &= \sum_{m=1}^k p(m|t) - p^2(m|t) \\ &= \sum_{m=1}^k p(m|t) - \sum_{m=1}^k p^2(m|t) \\ &= 1 - \sum_{m=1}^k p^2(m|t) \end{aligned} \quad (2.2)$$

Untuk menentukan pemilah terbaik dapat menggunakan nilai *goodness of split*. Nantinya pemilah terbaik yang mempunyai nilai *goodness of split* terbesar. *Goodness of split* sendiri merupakan suatu evaluasi pada pemilah  $s$  di simpul  $t$ . *Goodness of split* juga dapat didefinisikan sebagai penurun keheterogenan, dengan rumus sebagai berikut:

$$\begin{aligned}\emptyset(s, t) &= \Delta i(s, t) \\ &= i(t) - P_L \cdot i(t_L) - P_R \cdot i(t_R)\end{aligned}\quad (2.3)$$

dimana:

$\emptyset(s, t)$  : Kriteria *goodness of split*

$P_L$  : Peluang objek berada di *node* kiri

$P_R$  : Peluang objek berada di *node* kanan

$i(t_L)$  : Nilai fungsi heterogenitas pada calon *node* kiri

$i(t_R)$  : Nilai fungsi heterogenitas pada calon *node* kanan

Untuk menentukan peluang objek pada simpul kiri dan kanan adalah sebagai berikut:

$$P_L = \frac{N(t_L)}{N} \quad (2.4)$$

$$P_R = \frac{N(t_R)}{N} \quad (2.5)$$

dimana:

$N(t_L)$  : Banyak pengamatan pada calon *node* kiri

$N(t_R)$  : Banyak pengamatan pada calon *node* kanan

$N$  : Total seluruh pengamatan

## 2. Penentuan Terminal *Node*

Tahap selanjutnya yang harus dilakukan dalam pembentukan pohon klasifikasi adalah membentuk terminal *node*. Pada tahap ini akan menentukan dimana nantinya simpul  $t$  dilanjutkan untuk menjadi pemilah berikutnya atau menjadi terminal *node*. Simpul  $t$  dapat dijadikan terminal *node* jika pada simpul tersebut sudah tidak mengalami penurunan yang tinggi pada heterogenitas. Terdapat parameter untuk menjadikan terminal *node* pada simpul  $t$ , yaitu jika banyaknya  $n < 5$  pada simpul tersebut dan jika dalam pohon maksimum sudah mencapai level yang ditentukan, maka pembentukan pohon akan berhenti.

## 3. Pelabelan kelas pada Terminal *Node*

Pelabelan kelas pada terminal *node* bertujuan untuk memperoleh informasi terkait klasifikasi dan juga karakteristik terhadap hasil dari pengamatan pada setiap kelas dari variabel dependen yang terbentuk. Aturan jumlah terbanyak dapat digunakan untuk menentukan pelabelan kelas pada terminal *node* dengan persamaan sebagai berikut:

$$p(m_0|t) = \max p(m|t) = \max \frac{N_m(t)}{N(t)} \quad (2.6)$$

dimana:

$p(m_0|t)$  : Proporsi kelas ke- $m$  pada simpul  $t$

$N_m(t)$  : Banyaknya kelas ke- $m$  yang diamati terhadap terminal *node*  $t$

$N(t)$  : Banyaknya pengamatan pada terminal *node*

$m_0$  adalah label kelas pada terminal *node*  $t$ . Pada proses ini menggunakan asumsi bahwa kesalahan klasifikasi pada setiap kelas memiliki besar yang sama, maka pemberian label kelas  $m_0$  akan memberikan nilai dugaan

kesalahan pada pengklasifikasian simpul  $t$  minimum sebesar  $r(t) = 1 - p(m_0|t)$ .

### 2.1.2 Pemangkasan Pohon Klasifikasi

Setelah dilakukan proses pemilihan pada pemilah menggunakan kaidah *goodness of split* didapatkan pohon klasifikasi dengan skala yang besar, dikarenakan penentuan akhir simpul pada pohon klasifikasi berdasar pada banyaknya simpul serta tingkat kehomogenen pada suatu simpul. Misalkan diberikan batasan pada proses pembentukan pohon klasifikasi padahal pada simpul tersebut masih bisa dilakukan pemangkasan maka akan menyebabkan terjadinya *underfitting*. Misalkan semakin banyak pemilah yang dipakai maka nantinya tingkat *error* terhadap nilai prediksi semakin kecil atau tingkat keakuratannya semakin tinggi sehingga terjadi *overfitting*. Pemangkasan pohon (*Pruning*) dilakukan untuk mendapatkan pohon klasifikasi yang layak. *Pruning* merupakan proses pengurangan terhadap simpul pohon yang diharapkan untuk mendapatkan pohon klasifikasi yang layak dengan memperhitungkan ukuran pohon tanpa mengurangi nilai pada akurasinya. Metode *cost complexity* digunakan untuk melakukan proses pemangkasan pohon. Ukuran pada *cost complexity* yang mempunyai nilai  $a > 0$  dapat menggunakan persamaan berikut (Breiman dkk., 1998):

$$R_\alpha(T) = R(T) + a[\tilde{T}] \quad (2.7)$$

dimana:

$R_\alpha(T)$  : *Resubstitution* suatu pohon T terhadap kompleksitas  $a$

$R(T)$  : Pendugaan pengganti (*resubstitution estimate*)

$a$  : Parameter *cost complexity* untuk penambahan satu simpul pohon T

$\tilde{T}$  : Banyak simpul pada terminal pohon T

Terdapat beberapa tahapan untuk melakukan proses pemangkasan pada pohon klasifikasi, yaitu dengan mengambil  $t_R$  serta  $t_L$  dari  $T_{max}$  yang sudah dihasilkan dari *parent node* t. Jika pada *child node* dan *parent node* memperoleh simpul yang dapat memenuhi persamaan  $R(t) = R(t_R) + R(t_L)$  maka dapat dilakukan pemangkasan. Sehingga didapatkan pohon  $T_1$  yang dapat memenuhi kriteria pada persamaan  $R(t_1) = R(t_{max})$ . Pohon yang layak bisa didapatkan dengan mengulang proses ini terus-menerus hingga tidak dapat dilakukan pemangkasan lagi.

### 2.1.3 Penentuan Pohon Klasifikasi Optimal

Pohon klasifikasi yang optimal dapat dilihat dari besar atau kecilnya suatu pohon, besarnya pohon yang mengalami *overfitting* dapat mengakibatkan *cost complexity* mempunyai nilai yang besar juga. Hal tersebut disebabkan oleh terlalu kompleksnya struktur data yang ada, sehingga dibutuhkan pemilihan pengganti terkecil dari pohon optimal. Misalkan penduga terbaik atau pengganti terkecil dilambangkan dengan  $R(t)$ , maka pohon yang besar cenderung dipilih dikarenakan nilai  $R(t)$  yang kecil memiliki pohon yang besar.

Penentuan pohon klasifikasi yang optimal dapat menggunakan metode *test sample estimate*. Pada proses ini langkah pertama yang harus dilakukan adalah dengan membagi dua data, yaitu data *training* dilambangkan dengan L1 dan data *testing* dilambangkan dengan L2. Penentuan pohon klasifikasi nantinya menggunakan data *training* dan penentuan nilai  $R^{ts}(T_t)$  menggunakan data *testing*. *Test sample estimate* memiliki persamaan sebagai berikut:

$$R^{ts}(T_t) = \frac{1}{N_2} \sum_{(x_n, m_n) \in l_2} X(d(x_n) \neq m_n) \quad (2.8)$$

dimana:

$R^{ts}(T_t)$  : Total proporsi kesalahan pada *test sample estimate*

$N_2$  : Banyak pengamatan pada data *training*

$X(.)$  : Hasil klasifikasi

Penentuan pohon klasifikasi yang optimal mempunyai tujuan untuk mengestimasi proporsi kesalahan yang terdapat pada pohon klasifikasi, sehingga dapat dipilih pohon optimal  $T_t$  dengan  $R^{ts}(T_t) = \min_t R^{ts}(T_t)$ .

## 2.2 *Bootstrap Aggregating (Bagging)*

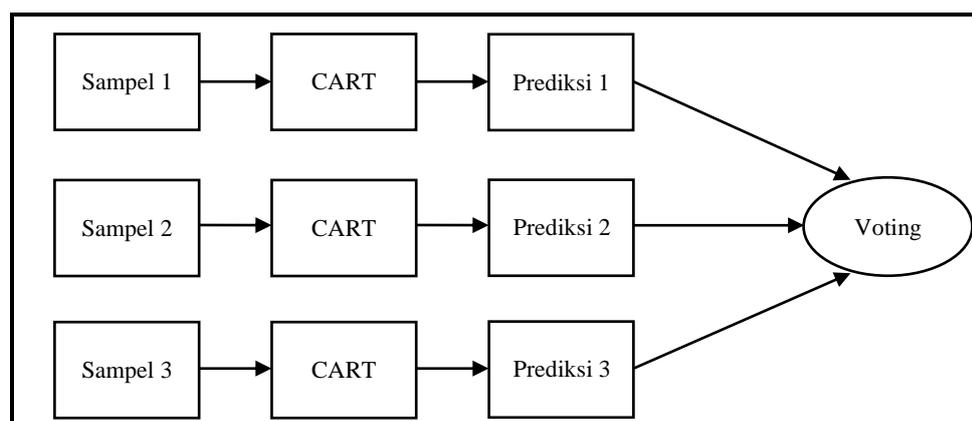
Bagging merupakan metode yang pertama kali dicetuskan oleh Leo Breiman pada tahun 1994. Metode ini digunakan untuk memperbaiki kekuatan prediksi dan stabilitas dengan cara mereduksi variansi dari suatu variabel independen (Breiman dkk., 1998). *Bootstrap* sendiri merupakan salah satu teknik yang digunakan sebagai pengambilan suatu data sampel dari variabel independen dan dilakukan secara bebas dengan pengembalian serta berulang-ulang guna mengurangi nilai *error*, teknik ini biasa dikenal dengan istilah *resampling*. Sedangkan *aggregating* merupakan suatu teknik penggabungan hasil prediksi suatu klasifikasi oleh masing-masing pohon klasifikasi yang telah dibentuk dari pengambilan data secara acak. Banyak pohon klasifikasi yang terbentuk nantinya berdasarkan pada banyaknya *resampling* yang dijalankan. Pada suatu himpunan data simulasi maupun asli beberapa kasus pada Bagging dapat meningkatkan akurasi pada klasifikasi. Dikarenakan dasar dari metode Bagging merupakan *resampling bootstrap* yang dapat menghasilkan banyak versi dari independen,

maka seharusnya hasil dari penggabungan dapat lebih baik daripada independen tunggal yang dibuat untuk mengatasi masalah-masalah yang sama.

Sesuai dengan namanya, terdapat dua tahapan dari proses Bagging, yaitu *bootstrap* dan *aggregating*. Sehingga proses pada klasifikasi menggunakan teknik Bagging CART adalah sebagai berikut (Agwil dkk., 2020):

1. Tahapan *Resampling (Bootstrap)*
  - a. Pengambilan sebanyak  $n$  contoh secara acak yang berasal dari gugus data *training*
  - b. Melakukan penyusunan data dengan baik dari data yang telah diperoleh.
  - c. Melakukan perulangan pada langkah (a) dan (b) sebanyak  $n$  kali, sehingga nantinya akan diperoleh pohon acak sebanyak  $n$ .
2. Tahapan Penggabungan (*Aggregating*)

Berdasar pada  $n$  pohon yang telah terbentuk dilakukan pendugaan gabungan, *majority vote* dapat digunakan untuk pemilihan satu dugaan. Selain itu, cara penggabungan dugaan dapat juga dilakukan dengan menjumlahkan dugaan peluang pada tiap-tiap kelas, dikarenakan hasil dari setiap dugaan pohon berupa peluang. Secara umum, gambaran terkait model Bagging pada algoritma CART dapat dilihat pada gambar 2.2.



**Gambar 2.2** Ilustrasi Bagging CART

Ilustrasi mengenai metode Bagging dapat dilihat pada gambar 2.2. Nantinya setelah didapatkan sampel dari *bootstrap* sebanyak  $n$  kali perulangan, dibentuk pohon klasifikasi CART pada setiap sampel yang ada, sehingga didapatkan sebanyak  $n$  pohon. Setelah didapatkan  $n$  pohon klasifikasi yang berbeda dilakukan proses *aggregating* dengan menggabungkan  $n$  pohon klasifikasi menjadi satu nilai dugaan. Proses *aggregating* dilakukan dengan menggunakan pemilihan suara terbanyak. Setiap observasi yang ada pada data *testing* di uji terhadap  $n$  pohon yang telah terbentuk, sehingga didapatkan  $n$  prediksi kelas bagi setiap observasi. Prediksi akhir pada setiap observasi nantinya dilihat dari seberapa banyak pohon klasifikasi yang menyatakan pengamatan tersebut masuk pada label atau kelas  $m$ .

### 2.3 Menghitung Tingkat Akurasi Ketepatan Klasifikasi

Menurut Lewis (2000), dalam melakukan klasifikasi terdapat 4 masalah yang perlu diperhatikan saat proses pengukuran ketepatan ketepatan pada klasifikasi, yaitu:

1. Variabel dependen harus mempunyai sifat kategorik.
2. Terdapat variabel independen yang bisa memengaruhi variabel dependen.
3. Pembentukan pohon klasifikasi menggunakan data *training*.
4. Terdapat data *testing* yang digunakan dalam pengukuran ketepatan klasifikasi.

Pengukuran ketepatan klasifikasi dapat menggunakan perhitungan pada akurasi klasifikasi. Total tingkat kesalahan atau biasa dikenal dengan *Apparent Error Rate* (APER) merupakan ukuran yang dapat digunakan untuk mendapatkan ketepatan klasifikasi. Klasifikasi yang salah dapat digunakan untuk melihat tipe

perbandingan terhadap prosedur klasifikasi, sehingga nilai kesalahan dari total observasi pada suatu klasifikasi disebut dengan APER. Perhitungan nilai APER agar lebih mudah dapat menggunakan tabel silang antara sampel prediksi klasifikasi dengan sampel hasil observasi. Berikut merupakan perhitungan nilai APER (Johnson & Wichern, 2007):

**Tabel 2.1** Perhitungan Nilai APER

Hasil Observasi	Prediksi Klasifikasi			Total
	1	2	3	
1	$n_{11}$	$n_{12}$	$n_{13}$	$n_{1.}$
2	$n_{21}$	$n_{22}$	$n_{23}$	$n_{2.}$
3	$n_{31}$	$n_{32}$	$n_{33}$	$n_{3.}$
total	$n_{.1}$	$n_{.2}$	$n_{.3}$	n

dimana:

$n_{ij}$  : Banyak observasi dari kelas  $i$  tepat sebagai klasifikasi pada kelas  $j$ ,

dengan  $i = j = 1, 2, 3$

$n_{i.}$  : Banyak subjek observasi dari kelas  $i$ , dengan  $i = 1, 2, 3$

$n_{.j}$  : Banyak subjek observasi dari kelas  $j$ , dengan  $j = 1, 2, 3$

n : Banyak observasi

Pengukuran ketepatan klasifikasi menggunakan persamaan berikut:

1. Rumus APER untuk menghitung jumlah tingkat kesalahan klasifikasi adalah sebagai berikut:

$$APER = \left( \frac{n_{12} + n_{13} + n_{21} + n_{23} + n_{31} + n_{32}}{n} \right) \times 100 \quad (2.9)$$

2. Perhitungan jumlah tingkat ketepatan klasifikasi dapat menggunakan rumus  $1 - APER$  (*Total accuracy rate*) sebagai berikut:

$$1 - APER = \left( \frac{n_{11} + n_{22} + n_{33}}{n} \right) \times 100 \quad (2.10)$$

3. *Sensitivity* merupakan ukuran yang menggambarkan tingkat akurasi pada kelas  $i$ , dengan menggunakan persamaan berikut:

$$Sensitivity = \left( \frac{A + B + C}{3} \right) \times 100 \quad (2.11)$$

dengan:

$$A = \left( \frac{n_{11}}{n_{11} + n_{21} + n_{31}} \right)$$

$$B = \left( \frac{n_{22}}{n_{22} + n_{12} + n_{32}} \right)$$

$$C = \left( \frac{n_{33}}{n_{33} + n_{13} + n_{23}} \right)$$

4. *Specificity* merupakan ukuran yang menggambarkan tingkat akurasi pada kelas  $j$ , dengan menggunakan persamaan berikut:

$$Specificity = \left( \frac{K + L + M}{3} \right) \times 100 \quad (2.12)$$

dengan:

$$K = \left( \frac{n_{22} + n_{23} + n_{32} + n_{33}}{n_{22} + n_{23} + n_{32} + n_{33} + n_{12} + n_{13}} \right)$$

$$L = \left( \frac{n_{11} + n_{13} + n_{31} + n_{33}}{n_{11} + n_{13} + n_{31} + n_{33} + n_{21} + n_{23}} \right)$$

$$M = \left( \frac{n_{11} + n_{12} + n_{21} + n_{22}}{n_{11} + n_{12} + n_{21} + n_{22} + n_{31} + n_{32}} \right)$$

Untuk menggambarkan grafik perbandingan antara nilai *sensitivity* (*true positive rate*) dan  $1 - specificity$  pada klasifikasi di berbagai macam titik potong dapat menggunakan kurva ROC (*receiver operating characteristic*). Kurva ROC memiliki bentuk yang lebih informatif, sehingga banyak digunakan pada metode-metode klasifikasi. Untuk menghitung akurasi pada kurva ROC dapat dilakukan dengan menghitung luas daerah di bawah kurva ROC. Nilai AUC memiliki rentang

antara 0 sampai dengan 1. Nilai AUC memberikan gambaran dari keseluruhan pengukuran pada kesesuaian model yang digunakan. Semakin besar nilai AUC menunjukkan semakin variabel yang diteliti untuk melakukan prediksi pada suatu kejadian. Berikut merupakan rumus untuk menghitung nilai AUC (*area under curve*) pada kurva ROC (Yang dkk., 2022):

$$AUC = \int_0^1 TPR(FPR) dFPR \quad (2.13)$$

dimana:

TPR : Rasio antara jumlah *true positive* dengan jumlah keseluruhan data kelas positif.

FPR : Rasio antara jumlah *false positive* dengan jumlah keseluruhan data kelas negatif

$dFPR$  : Perubahan FPR antara dua titik sepanjang kurva ROC

#### 2.4 Penentuan *Variable Importance*

Pada pembentukan indeks khusus penanganan *stunting* terdapat variabel atau indikator yang memengaruhi tingkatan pada indeks. Akan tetapi belum diketahui indikator mana yang paling berpengaruh pada pembentukan indeks khusus penanganan *stunting*, dikarenakan semua indikator memiliki pengaruh dalam pembentukan indeks. Pada klasifikasi menggunakan metode CART serta Bagging CART akan terlihat indikator mana yang mempunyai pengaruh besar dalam proses klasifikasi, indikator yang berpengaruh akan terlihat jika pohon klasifikasi sudah terbentuk. *Variable importance* dapat diketahui dengan pengurutan variabel dengan ketentuan di bawah *parent node*. Nilai varian dari total data yang telah dihasilkan dari pohon regresi dan sudah dibagi dengan seluruh data, atau biasa disebut dengan *total of reduction residual sum of square* juga dapat

digunakan untuk mengetahui *variable importance* (Bobbitt, 2020). Sedangkan penentuan *variable importance* pada pohon klasifikasi berdasar pada pemecahan simpul yang ada pada pemilah terbaik menggunakan persamaan 2.3. Sehingga didapatkan rumus *variable importance* sebagai berikut:

$$\text{Variable importance} = \frac{\Delta i(s, t)_q}{\Delta i(s, t)_{max}} \times 100 \quad (2.14)$$

dimana:

$\Delta i(s, t)_q$  : Nilai pemilah pada variabel ke - q

$\Delta i(s, t)_{max}$  : Nilai pada pemilah terbaik

## 2.5 *Stunting*

*Stunting* merupakan kondisi dimana terdapat kegagalan tumbuh kembang yang terjadi pada balita yang disebabkan oleh kurangnya gizi kronis, sehingga balita akan lebih pendek dari yang seusianya (Tobing dkk., 2021). Kondisi kekurangan gizi biasanya terjadi sejak anak masih di dalam kandungan dan masa awal ketika bayi baru lahir. Anak yang mengalami *stunting* juga dapat mengalami gangguan yang disebabkan oleh malnutrisi yang berkepanjangan seperti gangguan kecerdasan, psikomotor, dan juga mental (Candra, 2020). Sejak beberapa tahun yang lalu sebenarnya sudah diadakan program untuk menanggulangi masalah malnutrisi, akan tetapi belum spesifik terhadap malnutrisi kronis yang menjadi pemicu terjadinya *stunting*. Oleh sebab itu, meskipun angka malnutrisi lain seperti kurus (*wasting*) menurun dengan signifikan, angka *stunting* cenderung tetap tidak mengalami penurunan.

Berdasarkan dari hasil studi gizi Indonesia (SSGI) 2021, diketahui bahwa di Indonesia terdapat 24,4% balita yang mengalami *stunting* (BPS, 2021). Artinya hampir dari seperempat balita di Indonesia mengalami *stunting* pada tahun 2021.

Pemerintah sendiri melalui rencana pembangunan jangka menengah nasional (RPJMN) memiliki target penurunan *stunting* di Indonesia sebesar 2,7% pertahun, supaya nantinya hanya terdapat 14% balita di Indonesia yang mengalami gangguan *stunting*. 27 dari 37 provinsi di Indonesia juga mengalami masalah gizi yang bersifat kronis-akut. Harapannya usaha dalam Konvergensi menuju intervensi yang seimbang harus sudah dimulai dengan dua intervensi utama: intervensi spesifik dan intervensi sensitif.

Menurut Tobing dkk. (2021), penyebab *stunting* bukan hanya terdiri dari faktor gizi buruk yang didapatkan oleh balita maupun ibu ketika mengandungnya. Lebih lanjut beberapa faktor penyebab terjadinya *stunting* adalah sebagai berikut.

1. Kurangnya akses keluarga terhadap makanan bergizi, hal ini disebabkan oleh masih mahalnya makanan bergizi yang ada di Indonesia. Menurut hasil survey sosial ekonomi tahun 2013, harga makanan di New Delhi India 94% lebih murah dibandingkan di Jakarta. Harga sayur dan buah-buahan juga lebih murah di Singapura daripada Indonesia. Keterbatasan akses ke makanan bergizi ini juga menyebabkan anemia terhadap 1 dari 3 ibu hamil di Indonesia.
2. Pola asuh yang dilakukan dengan kurang baik. Hal ini disebabkan oleh rendahnya pengetahuan ibu terhadap gizi dan kesehatan sebelum dan setelah masa kehamilan. Terdapat fakta yang menunjukkan terdapat 60% anak yang berusia 0-6 bulan tidak memperoleh ASI secara khusus, 2 dari 3 anak di usia 0-24 bulan juga tidak mendapatkan makanan pendamping ASI. Makanan pendamping ASI diberikan ketika balita sudah berumur di atas 6 bulan.

Selain untuk memperkenalkan makanan lain terhadap balita, makanan pendamping ASI juga berfungsi untuk menambah nutrisi pada balita.

3. Kurangnya akses terhadap sanitasi dan air bersih, di Indonesia 1 dari 5 rumah tangga masih melakukan buang air besar ditempat terbuka dan 1 dari 3 rumah tangga tidak memiliki akses terhadap air bersih.
4. Terbatasnya layanan kesehatan yang ada di Indonesia, informasi dari kemenkes menunjukkan bahwa terdapat penurunan tingkat kehadiran anak di posyandu yang awalnya 79% pada tahun 2007, menjadi 64% pada tahun 2013. Hal ini menyebabkan banyak anak yang belum mendapatkan akses terhadap imunisasi. Selain itu, masih terbatasnya layanan terhadap pembelajaran usia dini yang memadai, terbukti masih rendahnya balita yang terdaftar pada layanan pendidikan anak usia dini (PAUD).

Beberapa faktor yang telah dipaparkan di atas memiliki kontribusi yang besar terhadap tingginya kasus *stunting* di Indonesia. Sehingga diperlukan adanya intervensi yang lebih komprehensif dari pemerintah, untuk dapat mengurangi kasus *stunting* di Indonesia.

## **2.6 Indeks Khusus Penanganan *Stunting***

Indeks khusus penanganan *stunting* (IKPS) merupakan sebuah instrumen khusus yang digunakan pemerintah dalam mengevaluasi dari berbagai program penanganan *stunting* yang ada di Indonesia (BPS, 2021). IKPS disusun sebagai sarana bagi pemerintah guna mengevaluasi berbagai macam upaya menangani kasus *stunting* di Indonesia, serta guna memenuhi 8 perjanjian yang telah ditetapkan antara bank dunia dan pemerintah Indonesia atau yang biasa disebut dengan *Disbursement Linked Indicators* (DLI).

Penyusunan IKPS pertama kali dilakukan pada Maret 2017 menggunakan data dari survey sosial ekonomi nasional (Susenas) (BPS, 2021). Pada tahap awal penyusunan IKPS hanya ditetapkan untuk level provinsi dan nasional saja dengan melakukan pengukuran terhadap beberapa dimensi seperti akses perlindungan sosial, perumahan, pangan, kesehatan, dan juga nutrisi. Setelah itu dilakukan penyempurnaan terhadap perhitungan IKPS pada tahun 2020 dan menggunakan data 2018 sampai 2019. Penyempurnaan IKPS dilakukan dengan beberapa tahap mulai dari pemilihan kandidat guna menyusun IKPS, penentuan penimbang, perhitungan IKPS, serta normalisasi terhadap indikator-indikator IKPS. Untuk melakukan penyempurnaan IKPS, BPS juga melibatkan beberapa pakar dalam bidang pendidikan, gizi, kesehatan, dan lain sebagainya. Diharapkan dengan terlibatnya beberapa pakar, pemilihan metodologi, variabel, dan juga pengukuran pada indeks dapat lebih akurat lagi.

Perhitungan pada IKPS meliputi enam dimensi, yaitu gizi, perumahan, pendidikan, perlindungan sosial, serta kesehatan (BPS, 2021). Pada proses perhitungan indeks dilakukan dengan dua rangkaian, yaitu diskusi mendalam antar pakar di setiap bidang dan juga *workshop*. Pandangan sekaligus masukan beberapa pakar di berbagai bidang terhadap metodologi, variabel, serta pengukuran indeks dapat menentukan mutu yang akan dihasilkan oleh indeks. Pelaporan dari hasil perhitungan IKPS dilakukan setiap tahun, diharapkan nantinya dapat menjadi tolok ukur untuk melakukan perbaikan kinerja sekaligus dalam merencanakan intervensi terhadap penanganan *stunting* agar lebih efisien dan juga efektif. Selain itu, dari 11 indikator yang ada pada IKPS terdapat 1 indikator memiliki arah negatif, yaitu

ketidakcukupan konsumsi pangan, sedangkan 10 indikator lainnya memiliki arah positif. Rumus dalam menentukan normalisasi data IKPS adalah sebagai berikut:

1. untuk indikator yang bersifat negatif

$$NY_i = \frac{Y_i - Y_{min}}{Y_{max} - Y_{min}} \times 100 \quad (2.15)$$

2. untuk indikator yang bersifat positif

$$NY_i = 100 - \left( \frac{Y_i - Y_{min}}{Y_{max} - Y_{min}} \times 100 \right) \quad (2.16)$$

dimana:

$NY_i$  : Nilai indikator yang telah dinormalisasi

$Y_i$  : Nilai indikator pada saat kejadian ke-i

$Y_{min}$  : Nilai minimum indikator yang telah ditetapkan

$Y_{max}$  : Nilai maksimum indikator yang telah ditetapkan

$i$  : Indeks yang menyatakan elemen ke-i

Sedangkan rumus dalam pembentukan IKPS secara umum adalah sebagai berikut:

$$IKPS = \frac{\sum_{m=1}^k W_m d_m}{\sum_{m=1}^k W_m} \quad (2.17)$$

dimana:

$W_m$  : Penimbang dimensi ke-m, dengan  $m = 1, 2, \dots, p$

$d_m$  : Dimensi ke-m pada IKPS, dengan  $m = 1, 2, \dots, p$

Nantinya nilai pada setiap dimensi yang ada pada IKPS menggunakan rata-rata dari indikator yang ada pada dimensi tersebut.

Sedangkan nilai minimum dan maksimum pada indikator penyusun IKPS adalah sebagai berikut:

**Tabel 2.2** Nilai Minimum dan Maksimum Indikator IKPS

No.	Dimensi	Indikator	Nilai Minimum	Nilai Maksimum	Dasar Penentuan
1.	Kesehatan	Imunisasi	0	90	RPJMN
		Penolong persalinan oleh tenaga kesehatan di fasilitas kesehatan	0	100	Kesepakatan pakar
		Keluarga Berencana (KB) modern	0	80	Kesepakatan pakar
2.	Gizi	ASI eksklusif	0	80	Rancangan Perpres dan kesepakatan pakar
		Makanan Pendamping (MP) ASI	0	80	Kesepakatan pakar
3.	Perumahan	Air minum layak	0	100	Rancangan Perpres dan kesepakatan pakar
		Sanitasi layak	0	100	Kesepakatan pakar
4.	Pangan	Ketidakcukupan konsumsi pangan	0	60	Kesepakatan pakar
5.	Pendidikan	Pendidikan Anak Usia Dini (PAUD)	0	90	Kesepakatan pakar
6.	Perlindungan Sosial	Pemanfaatan jaminan kesehatan	0	80	Kesepakatan pakar
		Penerima KPS/KKS	0	80	Kesepakatan pakar

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

Menurut Erida (2018), pola asuh terhadap anak merupakan salah satu cara terbaik yang dapat dilakukan oleh orang tua dalam memelihara anak-anaknya sebagai perwujudan dari rasa tanggung jawab orang tua kepada anaknya. Pada dasarnya anak merupakan amanat yang harus dipelihara dan dijaga agar kelak sang anak tidak menjadi lemah, baik lemah secara iman, pola pikir, ekonomi, maupun kesehatannya. Sesuai dengan Al-Qur'an Surah An-Nisa ayat 9 berikut (Qur'an Kemenag, 2019):

وَلْيَحْشَ الَّذِينَ لَوْ تَرَكُوا مِنْ خَلْفِهِمْ ذُرِّيَّةً ضِعْفًا خَافُوا عَلَيْهِمْ فَلْيَتَّقُوا اللَّهَ وَلْيَقُولُوا قَوْلًا سَدِيدًا

Artinya:

*“Hendaklah merasa takut orang-orang yang seandainya (mati) meninggalkan setelah mereka, keturunan yang lemah (yang) mereka khawatir terhadapnya. Maka, bertakwalah kepada Allah dan berbicaralah dengan tutur kata yang benar (dalam hal menjaga hak-hak keturunannya)”*

Pada Al-Qur’an Surah An-Nisa ayat 9 menjelaskan bahwa hendaknya orang tua tidak meninggalkan keturunan yang lemah. Kata “lemah” sebagaimana yang dijelaskan pada ayat di atas mengandung pengertian yang beragam. Mulai dari lemah secara iman, lemah secara budi pekerti atau karakter, lemah dalam ilmu pengetahuan, lemah secara ekonomi, maupun lemah yang kaitanya dengan kesehatan termasuk *stunting*. Maka dari itu orang tua dianjurkan untuk memberikan gizi yang cukup dan jaminan pertumbuhan kepada sang anak, supaya kelak meninggalkan keturunan atau generasi yang baik.

Menurut ringkasan Kemenag, ayat tersebut merupakan petunjuk kepada orang tua dari Allah SWT. Supaya kelak tidak meninggalkan anak-anak atau keluarga yang lemah terutama tentang kesejahteraan hidup mereka kelak pada kemudian hari, lantaran mereka lemah, tidak terurus, dan hidup dalam kemiskinan. Ayat tersebut juga merupakan peringatan agar orang tua melindungi anak-anaknya bahkan jauh sebelum mereka lahir, agar ketika lahir nanti dalam keadaan yang sehat, tidak telantar, dan terpenuhi semua gizinya (Quran, 2018). Penjelasan untuk tidak meninggalkan keturunan yang lemah pada Surah An-Nisa ayat 9 juga diperkuat oleh petunjuk Nabi Muhammad SAW. Ketika beliau menjenguk Sa’ad bin Abi Waqqash RA di Makkah dan beliau bersabda (Baz, 2003):

عَنْ سَعْدِ بْنِ أَبِي وَقَاصٍ رَضِيَ اللَّهُ عَنْهُ قَالَ: جَاءَ النَّبِيُّ صَلَّى اللَّهُ عَلَيْهِ وَسَلَّمَ يَعُودُنِي وَأَنَا بِمَكَّةَ، وَهُوَ يَكْرَهُ أَنْ يَمُوتَ بِالْأَرْضِ الَّتِي هَاجَرَ مِنْهَا. قَالَ: يَرْحَمُ اللَّهُ ابْنَ عَفْرَاءَ، قُلْتُ: يَا رَسُولَ اللَّهِ أَوْصِي بِمَا لِي كُلِّهِ؟ قَالَ: لَا قُلْتُ: فَالْشُّطْرُ. قَالَ: لَا قُلْتُ: التُّلْتُ. قَالَ: فَالتُّلْتُ، وَالتُّلْتُ كَثِيرٌ إِنَّكَ أَنْ تَدَعَ وَرَثَتَكَ أَغْنِيَاءَ خَيْرٌ مِنْ أَنْ تَدْعَهُمْ عَالَةً يَتَكَفَّفُونَ النَّاسَ فِي أَيْدِيهِمْ (رواه البخاري)

Artinya:

*Dari Sa'd bin Abi Waqqash RA, dia berkata, "Nabi SAW datang menjengukku dan (ketika itu) aku berada di Makkah. Beliau tidak suka meninggalkan dunia di negeri yang beliau telah berhijrah darinya. Beliau bersabda, semoga Allah merahmati Ibnu Afra. Aku berkata, Wahai Rasulullah! Aku mewasiatkan seluruh hartaku. Beliau SAW bersabda, Tidak. Aku berkata, separoh?. Beliau bersabda, Tidak. Aku berkata, sepertiga? Beliau bersabda, Sepertiga, dan sepertiga itu banyak. Sesungguhnya engkau meninggalkan ahli warismu dalam keadaan berkecukupan (kaya) lebih baik daripada engkau meninggalkan mereka dalam keadaan miskin, menengadahkan tangan (meminta-meminta) kepada manusia"* (HR. Al-Bukhari).

Hadits tersebut menjelaskan bahwasanya kita tidak boleh meninggalkan keturunan kita yang lemah secara finansial, agar nantinya anak turun kita dapat mencukupi semua kebutuhannya, mulai dari sandang, pangan dan papan. Kefakiran juga merupakan hal yang kurang baik karena dapat menjadi beban bagi orang lain, sehingga diharapkan ketika kita sudah tidak ada nantinya tidak meninggalkan keturunan-keturunan yang lemah dari segi finansialnya.

Berdasarkan penjelasan di atas dapat disimpulkan bahwasanya Allah SWT. telah menganjurkan kepada orang tua untuk selalu memperhatikan generasi penerusnya, mulai dari mencukupi sandang pangan, gizi, maupun kebutuhan mereka. Supaya kelak ketika mereka sudah wafat tidak meninggalkan anak-anak yang lemah, baik secara ekonomi, ilmu pengetahuan, gizi, serta kesehatan termasuk. *Stunting* disebabkan oleh kurangnya gizi dan nutrisi pada balita, sehingga mencegah *stunting* juga berarti mencegah generasi yang lemah sesuai dengan anjuran pada surah An-Nisa ayat 9.

## 2.8 Kajian *Stunting* dengan Teori Pendukung

*Stunting* merupakan sebuah gangguan tumbuh kembang yang terjadi pada anak (pada tubuh dan otak) dan biasanya disebabkan kurangnya gizi yang diterima dalam jangka waktu yang berkepanjangan. Pemerintah juga merilis strategi guna mempercepat penurunan serta mencegah *stunting* di Indonesia. Bukti nyata pemerintah dalam penanganan kasus *stunting* juga tercermin dalam program pembangunan nasional, yaitu menetapkan *stunting* sebagai salah satu prioritas. Salah satu program guna mempercepat penurunan *stunting*, yaitu dengan pembentukan IKPS yang terdiri dari 6 dimensi dan 11 indikator.

Indikator yang ada pada IKPS akan dilakukan klasifikasi sehingga nantinya diperoleh hasil dari klasifikasi dan dapat menentukan kategori mana yang cocok untuk provinsi-provinsi yang ada di Indonesia, apakah rendah, sedang, atau tinggi. Maka dari itu, metode yang dapat digunakan dalam pengklasifikasian indeks khusus penanganan *stunting* adalah Bagging CART. Metode ini dapat digunakan untuk membantu tingkat akurasi serta kestabilan pada prediksi dalam pohon klasifikasi yang sesuai dengan variabel yang berpengaruh.

Setelah data indeks khusus penanganan *stunting* di dapatkan, maka pertamanya menentukan variabel dependen dan independen. Sebelum membagi data menjadi dua untuk proses pembentukan pohon klasifikasi, terlebih dahulu data dianalisis dengan statistika deskriptif untuk memperoleh nilai dari variabel-variabel yang mungkin untuk dilakukan klasifikasi. Setelah itu, baru membagi data menjadi dua bagian, yaitu data *training* serta data *testing* dengan menggunakan beberapa komparasi.

Proses pada pengklasifikasian dilakukan menggunakan metode CART hingga terbentuk pohon klasifikasi dan diperoleh nilai akurasi. Sesudah terbentuk pohon klasifikasi dengan metode CART, guna memperbaiki prediksi supaya dapat lebih baik, maka dilakukan proses *bootstrap aggregating* dengan menyertakan variabel dependen dengan kategori rendah, sedang, dan tinggi. Pada proses *bootstrap aggregating* juga melibatkan semua variabel independen, yaitu imunisasi ( $x_1$ ), penolong persalinan oleh tenaga kesehatan di fasilitas kesehatan ( $x_2$ ), KB modern ( $x_3$ ), ASI eksklusif ( $x_4$ ), MP-ASI ( $x_5$ ), air minum layak ( $x_6$ ), sanitasi layak ( $x_7$ ), ketidakcukupan konsumsi pangan ( $x_8$ ), PAUD ( $x_9$ ), pemanfaatan jaminan kesehatan ( $x_{10}$ ), serta penerimaan KPS/KKS ( $x_{11}$ ), dikarenakan semua variabel independen berskala rasio.

Setelah muncul prediksi dari hasil *bootstrap aggregating*, maka dilakukan pengukuran akurasi ketepatan klasifikasi terhadap pohon CART dengan memakai  $1 - APER$  sehingga diperoleh nilai akurasi. Dari semua proses pada metode Bagging CART nantinya akan dapat diketahui variabel-variabel apa saja yang paling berpengaruh terhadap klasifikasi pada indeks khusus penanganan *stunting*.

## **BAB III METODE PENELITIAN**

### **3.1 Pendekatan Penelitian**

Pada penelitian ini menggunakan pendekatan deskriptif kuantitatif serta studi literatur. Pendekatan deskriptif kuantitatif merupakan proses analisis terkait suatu sampel dan populasi tertentu dengan menggunakan ilmu statistika yang memiliki sifat kuantitatif. Pada penelitian kuantitatif analisis lebih ditekankan pada data yang bersifat numerik dan mempunyai kesimpulan yang dapat menjelaskan objek serta hubungan signifikan antar variabel-variabel yang diteliti. Sedangkan studi literatur merupakan pendekatan yang dilakukan dengan mempelajari dan mengkaji teori dari berbagai jurnal, buku, dan sebagainya sebagai referensi yang berkaitan serta dibutuhkan dalam suatu penelitian.

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

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder. Data sekunder merupakan data yang diperoleh secara tidak langsung atau melalui perantara dari sumber yang sudah tersedia. Penelitian ini menggunakan data indeks khusus penanganan *stunting* (IKPS) menurut provinsi tahun 2020 yang berasal dari laman resmi badan pusat statistik (BPS).

### **3.3 Variabel Penelitian**

Pada penelitian ini menggunakan 1 variabel dependen (y) dan 12 variabel independen (x). Berikut merupakan rincian variabel-variabel yang digunakan dalam penelitian:

Tabel 3.1 Variabel Penelitian

No.	Variabel		Skala	Keterangan
1.	Indeks Khusus Penanganan <i>Stunting</i> Menurut Provinsi di Indonesia	y	Ordinal	Rendah : 41,7 – 54,4 Sedang : 54,5 – 67,2 Tinggi : 67,3 – 80,0
2.	Imunisasi	$x_1$	Rasio	0 – 90
3.	Penolong Persalinan oleh Tenaga Kesehatan di Fasilitas Kesehatan	$x_2$	Rasio	0 – 100
4.	Keluarga Berencana (KB) Modern	$x_3$	Rasio	0 – 80
5.	ASI Eksklusif	$x_4$	Rasio	0 – 80
6.	Makanan Pendamping (MP) ASI	$x_5$	Rasio	0 – 80
7.	Air Minum Layak	$x_6$	Rasio	0 – 100
8.	Sanitasi Layak	$x_7$	Rasio	0 – 100
9.	Ketidakcukupan Konsumsi Pangan	$x_8$	Rasio	0 – 60
10.	Pendidikan Anak Usia Dini (PAUD)	$x_9$	Rasio	0 – 90
11.	Pemanfaatan Jaminan Kesehatan	$x_{10}$	Rasio	0 – 80
12.	Penerima KPS/KKS	$x_{11}$	Rasio	0 – 80

### 3.4 Tahapan Penelitian

Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah CART dan Bagging CART dengan bantuan *software* R Studio dan minitab dengan tahapan sebagai berikut:

1. Pengumpulan data sekunder IKPS tahun 2020.
2. Menetapkan variabel dependen dan independen yang digunakan pada penelitian.
3. Melakukan analisis deskriptif pada data IKPS.
4. Melakukan normalisasi data IKPS.

5. Pembagian data menjadi dua, yaitu data *training* dan data *testing*, serta mencari kombinasi terbaik dengan perbandingan 90%:10%, 85%:15%, 80%:20%, 75%:25%.
6. Pembentukan pohon klasifikasi dengan metode CART
  - a. Pemilihan pemilah pada variabel independen menggunakan kaidah *goodness of split* dan indeks gini, yang memiliki nilai *goodness of split* terbesar akan dijadikan *parent node*.

Persamaan indeks gini adalah sebagai berikut:

$$i(t) = 1 - \sum_{m=1}^k p^2(m|t)$$

Persamaan *goodness of split* adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \Phi(s, t) &= \Delta i(s, t) \\ &= i(t) - P_L \cdot i(t_L) - P_R \cdot i(t_R) \end{aligned}$$

- b. Penentuan terminal *node* (simpul akhir)
  - c. Pelabelan kelas pada terminal *node*, pelabelan ini mengacu pada nilai  $N(M|t)$ . Nantinya label kelas berdasarkan nilai  $P(M|t)$  yang paling besar. Berikut merupakan rumus dalam menentukan label kelas:
 
$$p(m_0|t) = \max p(m|t) = \max \frac{N_m(t)}{N(t)}$$
  - d. Pemangkasan pohon klasifikasi
  - e. Penentuan pohon klasifikasi optimal
7. Melakukan prediksi data dengan data *testing* menggunakan pohon CART.
8. Proses Bagging
  - a. Melakukan *resampling* sebanyak 100 sampai 150 kali
  - b. Mendapatkan hasil dari ketepatan klasifikasi Bagging CART

- c. Mendapatkan akurasi pada Bagging CART
- d. Ilustrasi pada Bagging

Pada ilustrasi *Bootstrap Aggregating* akan dilakukan dengan 3 kali replikasi dan 5 data *training* dengan variabel dependen dan 3 sampel variabel independen seperti tabel 3.2.

**Tabel 3.2** Data *Training*

n	KB Modern	MP ASI	PAUD	Keterangan
1	6,20	87,66	77,06	Sedang
2	15,41	89,68	81,08	Sedang
3	28,45	96,02	83,50	Tinggi
4	16,43	95,56	85,70	Tinggi
5	3,86	62,73	47,52	Rendah

**Tabel 3.3** Data *Testing*

n	KB Modern	MP ASI	PAUD	Keterangan
1	8,54	79,56	61,52	Rendah
2	10,11	75,06	84,42	Sedang
3	18,73	99,84	96,77	Tinggi

Data *training* pada tabel 3.2 akan dilakukan *resampling* dengan 3 kali perulangan, sehingga diperoleh 3 kelompok data *training* sebagai berikut:

**Tabel 3.4** Hasil *Resampling* Pertama

n	KB Modern	MP ASI	PAUD	Keterangan
1	3,86	96,02	83,50	Tinggi
2	16,43	95,56	47,52	Tinggi
3	6,20	62,73	85,70	Rendah
4	28,45	95,56	81,08	Tinggi
5	16,43	89,68	85,70	Tinggi

**Tabel 3.5** Hasil *Resampling* Kedua

n	KB Modern	MP ASI	PAUD	Keterangan
1	28,45	96,02	81,08	Tinggi
2	16,43	95,56	77,06	Sedang
3	3,86	95,56	85,70	Tinggi
4	3,86	87,66	77,06	Rendah
5	15,41	89,68	83,50	Sedang

**Tabel 3.6** Hasil *Resampling* Ketiga

n	KB Modern	MP ASI	PAUD	Keterangan
1	16,43	89,68	83,50	Tinggi
2	15,41	62,73	81,08	Rendah
3	6,20	87,66	81,08	Sedang
4	3,86	87,66	47,52	Sedang
5	6,20	95,56	77,06	Tinggi

Selanjutnya dari ke tiga data *training* hasil *resampling* dilakukan pembentukan model CART, sehingga diperoleh tiga model optimal yang berbeda-beda. Setelah dibentuk model optimal dilakukan pendugaan menggunakan data *testing* pada tabel 3.3 dari setiap model yang telah terbentuk untuk dan kemudian dilakukan *aggregating* untuk mendapatkan ketepatan klasifikasi menggunakan *majority vote*.

**Tabel 3.7** Hasil dari Klasifikasi Data *Testing* Model Pertama

n	KB Modern	MP ASI	PAUD	Keterangan
1	8,54	79,56	61,52	Tinggi
2	10,11	75,06	84,42	Tinggi
3	18,73	99,84	96,77	Tinggi

**Tabel 3.8** Hasil dari Klasifikasi Data *Testing* Model Kedua

n	KB Modern	MP ASI	PAUD	Keterangan
1	8,54	79,56	61,52	Sedang
2	10,11	75,06	84,42	Sedang
3	18,73	99,84	96,77	Sedang

**Tabel 3.9** Hasil dari Klasifikasi Data *Testing* Model Ketiga

n	KB Modern	MP ASI	PAUD	Keterangan
1	8,54	79,56	61,52	Sedang
2	10,11	75,06	84,42	Sedang
3	18,73	99,84	96,77	Sedang

Tahap *aggregating* dilakukan menggunakan kaidah *majority vote* atau proses pengambilan suara terbanyak dari hasil klasifikasi. Misal pada data pertama model pertama pada klasifikasi menunjukkan masuk kategori tinggi, model kedua dan ketiga menunjukkan masuk kedalam kategori sedang, sehingga menggunakan kaidah *majority vote* dari data pertama masuk kedalam kategori sedang, karena hasil klasifikasi kategori sedang

lebih banyak daripada kategori tinggi. Berikut merupakan tabel kesimpulan dari *majority vote* pada semua data *testing*:

**Tabel 3.10** Kesimpulan dari *Majority Vote*

n	KB Modern	MP ASI	PAUD	Keterangan
1	8,54	79,56	61,52	Sedang
2	10,11	75,06	84,42	Sedang
3	18,73	99,84	96,77	Sedang

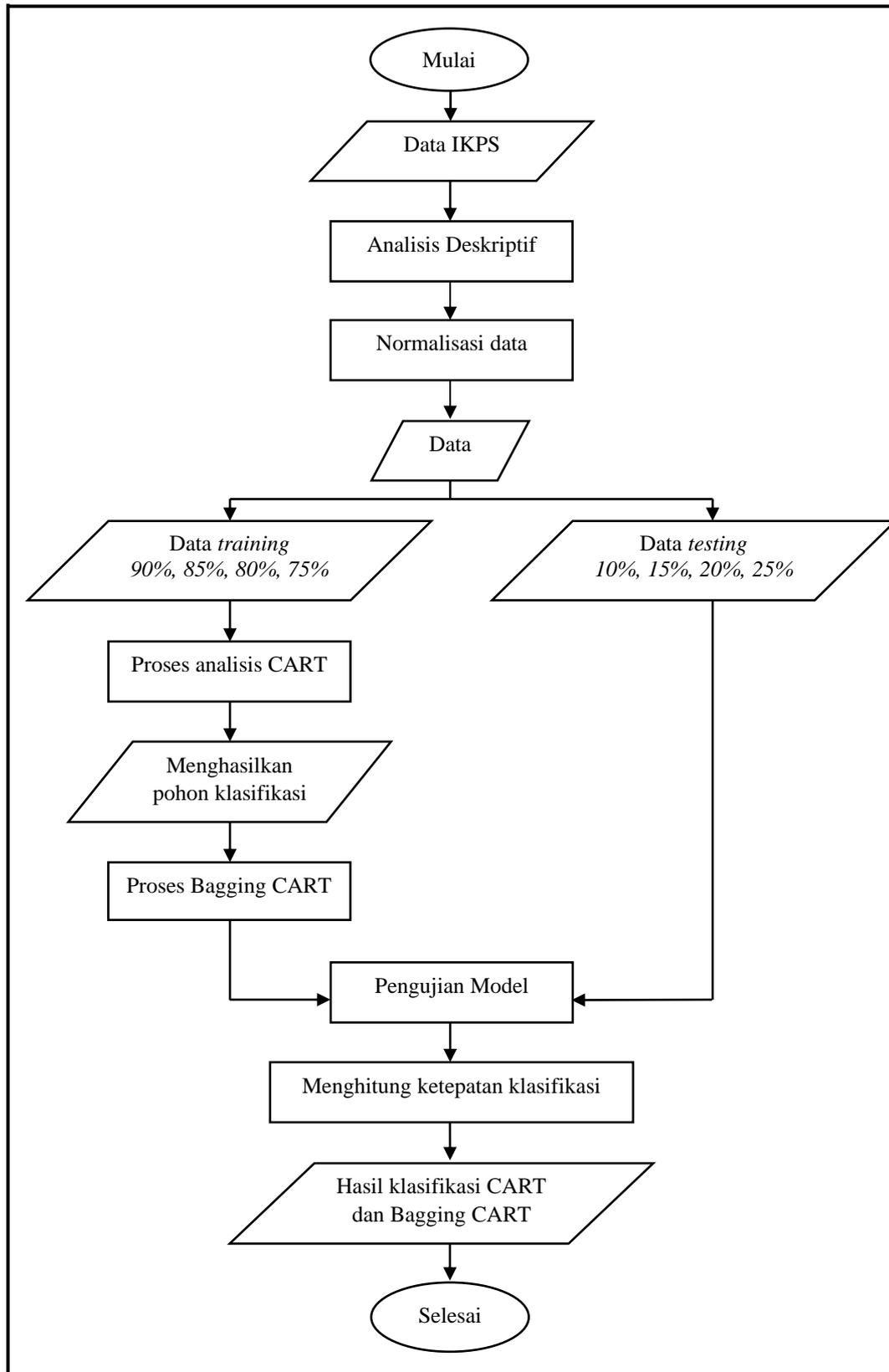
Berdasarkan ketiga provinsi tersebut menunjukkan bahwa ketiganya masuk kedalam provinsi dengan kategori IKPS sedang. Setelah didapatkan hasil dari proses Bagging, maka kemudian dilakukan perhitungan tingkat akurasi pada klasifikasi.

9. Menghitung tingkat akurasi ketepatan klasifikasi pada Bagging CART dengan  $1 - APER$  (*Total accuracy rate*).

$$1 - APER = \left( \frac{n_{11} + n_{22} + n_{33}}{n} \right)$$

10. Menentukan *variable importance* dari hasil akhir pohon klasifikasi pada Bagging CART.

Selanjutnya secara singkat tahapan dalam penelitian akan dijelaskan melalui *flowchart* berikut:

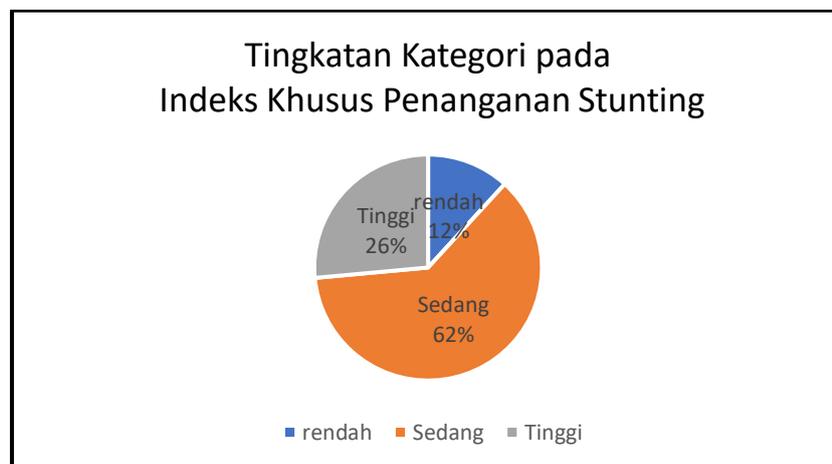


**Gambar 3.1** Flowchart Penelitian

## BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

### 4.1 Analisis Data

Jumlah data yang terdapat pada IKPS menurut provinsi di Indonesia tahun 2020 sebanyak 34 data. Berdasarkan jumlah data tersebut sebanyak 4 provinsi masuk ke dalam IKPS kategori rendah, 21 provinsi masuk ke dalam IKPS kategori sedang, dan 9 provinsi masuk ke dalam IKPS kategori tinggi. Kategori rendah, sedang, dan tinggi pada IKPS menjadi variabel dependen dalam penelitian ini. Pada penelitian ini juga terdapat indikator yang memengaruhi tingkatan kategori dalam IKPS. Indikator tersebut diantaranya imunisasi, penolong persalinan oleh tenaga kesehatan di fasilitas kesehatan, keluarga berencana (KB) modern, ASI eksklusif, makanan pendamping (MP) ASI, air minum layak, sanitasi layak, ketidakcukupan konsumsi pangan, pendidikan anak usia dini (PAUD), pemanfaatan jaminan kesehatan, dan penerima KPS/KKS. Beberapa indikator tersebut menjadi variabel independen dan juga digunakan untuk menentukan klasifikasi rendah, sedang, atau tingginya IKPS. Perbandingan tingkatan kategori pada IKPS akan digambarkan dengan *pie chart* seperti gambar 4.1.



**Gambar 4.1** Diagram Tingkatan Kategori pada IKPS

Berdasarkan gambar 4.1 didapatkan informasi bahwa dari 34 provinsi yang ada di Indonesia, 12 persen provinsi masuk ke dalam kategori rendah, 62 persen provinsi masuk ke dalam kategori sedang, dan 26 persen provinsi masuk ke dalam kategori tinggi. Indikator pertama yang memengaruhi tingkatan kategori pada IKPS adalah imunisasi dengan data yang memiliki skala rasio 1 hingga 100. Berikut merupakan deskriptif dari karakteristik data imunisasi pada IKPS seperti tabel 4.1.

**Tabel 4.1** Deskriptif Indikator Imunisasi

<i>Mean</i>	<i>Standard Deviation</i>	<i>Minimum</i>	<i>Maximum</i>
56,59	12,63	22,33	81,43

Indikator imunisasi merupakan persentase dari anak usia 12-23 bulan yang menerima imunisasi dasar lengkap. Berdasarkan tabel 4.1 dapat diketahui bahwa indikator imunisasi pada IKPS memiliki rata-rata sebesar 56,59. Memiliki nilai minimum dan maksimum masing-masing sebesar 22,33 dan 81,43 dengan standar deviasi sebesar 12,63.

**Tabel 4.2** Deskriptif Indikator Penolong Persalinan oleh Tenaga Kesehatan di Fasilitas Kesehatan

<i>Mean</i>	<i>Standard Deviation</i>	<i>Minimum</i>	<i>Maximum</i>
93,51	7,47	68,49	100,00

Indikator penolong persalinan oleh tenaga kesehatan di fasilitas kesehatan merupakan persentase dari wanita pernah kawin (WPK) usia 15-49 tahun yang proses melahirkan terakhirnya ditolong oleh tenaga kesehatan terlatih di fasilitas kesehatan. Tabel 4.2 merupakan penjelasan tentang deskriptif karakteristik indikator penolong persalinan oleh tenaga kesehatan di fasilitas kesehatan. Pada indikator tersebut didapatkan nilai rata-rata sebesar 93,51. Indikator tersebut memiliki nilai minimum sebesar 68,49 dan nilai maksimum sebesar 100,00 dengan standar deviasi sebesar 7,47.

**Tabel 4.3** Deskriptif Indikator Keluarga Berencana Modern

<i>Mean</i>	<i>Standard Deviation</i>	<i>Minimum</i>	<i>Maximum</i>
11,87	4,73	3,09	22,76

Indikator keluarga berencana modern merupakan proporsi perempuan usia reproduksi (15-49 tahun) atau pasangannya yang aktif secara seksual dan ingin menunda untuk memiliki anak atau tidak ingin menambah anak lagi dan menggunakan alat kontrasepsi metode modern. Tabel 4.3 merupakan penjelasan tentang deskriptif karakteristik dari indikator keluarga berencana modern. Pada indikator tersebut didapatkan nilai rata-rata sebesar 11,87. Indikator tersebut juga memiliki nilai minimum dan maksimum masing-masing sebesar 3,09 dan 22,76 dengan standar deviasi sebesar 4,73.

**Tabel 4.4** Deskriptif Indikator ASI Eksklusif

<i>Mean</i>	<i>Standard Deviation</i>	<i>Minimum</i>	<i>Maximum</i>
66,49	7,42	52,98	78,93

Indikator ASI eksklusif merupakan persentase dari bayi usia kurang dari 6 (enam) bulan yang mendapatkan ASI eksklusif. Tabel 4.4 merupakan penjelasan tentang deskriptif karakteristik indikator ASI eksklusif. Pada indikator tersebut didapatkan nilai rata-rata sebesar 66,49. Memiliki nilai minimum sebesar 52,98 dan nilai maksimum sebesar 78,93 dengan standar deviasi sebesar 742.

**Tabel 4.5** Deskriptif Indikator Makanan Pendamping ASI

<i>Mean</i>	<i>Standard Deviation</i>	<i>Minimum</i>	<i>Maximum</i>
66,20	8,62	46,86	86,27

Indikator makanan pendamping ASI merupakan persentase dari anak usia 6-23 bulan yang mendapatkan makanan pendamping ASI. Tabel 4.5 merupakan penjelasan tentang deskriptif karakteristik indikator makanan pendamping ASI. Pada indikator tersebut didapatkan nilai rata-rata sebesar 66,20. Memiliki nilai

minimum dan maksimum masing-masing sebesar sebesar 46,86 dan 86,27 dengan standar deviasi sebesar 8,62.

**Tabel 4.6** Deskriptif Indikator Air Minum Layak

<i>Mean</i>	<i>Standard Deviation</i>	<i>Minimum</i>	<i>Maximum</i>
85,41	9,59	62,47	99,84

Indikator air minum layak merupakan persentase dari rumah tangga yang memiliki akses terhadap layanan sumber air minum layak. Tabel 4.6 merupakan penjelasan tentang deskriptif karakteristik indikator air minum layak. Pada indikator tersebut didapatkan nilai rata-rata sebesar 85,41. Indikator tersebut juga memiliki nilai minimum sebesar dan maksimum masing-masing sebesar 62,47 dan 99,84 dengan standar deviasi sebesar 9,59.

**Tabel 4.7** Deskriptif Indikator Sanitasi Layak

<i>Mean</i>	<i>Standard Deviation</i>	<i>Minimum</i>	<i>Maximum</i>
79,81	9,96	40,31	96,96

Indikator sanitasi layak merupakan persentase dari rumah tangga yang memiliki akses terhadap layanan sanitasi layak dan berkelanjutan. Tabel 4.7 merupakan penjelasan tentang deskriptif karakteristik indikator sanitasi layak. Pada indikator tersebut didapatkan nilai rata-rata sebesar 79,81. Indikator tersebut juga memiliki nilai minimum sebesar dan maksimum masing-masing sebesar 40,31 dan 96,96 dengan standar deviasi sebesar 9,96.

**Tabel 4.8** Deskriptif Indikator Ketidacukupan Konsumsi Pangan

<i>Mean</i>	<i>Standard Deviation</i>	<i>Minimum</i>	<i>Maximum</i>
11,02	8,55	1,94	35,55

Indikator ketidacukupan konsumsi pangan merupakan prevalensi populasi yang tidak mengalami kecukupan konsumsi pangan (*Prevalence of Undernourishment (PoU)*). Tabel 4.8 merupakan penjelasan tentang deskriptif

karakteristik indikator ketidakcukupan konsumsi pangan. Pada indikator tersebut didapatkan nilai rata-rata sebesar 11,02. Memiliki nilai minimum sebesar 1,94 dan nilai maksimum sebesar 35,55 dengan standar deviasi sebesar 8,55.

**Tabel 4.9** Deskriptif Indikator Pendidikan Anak Usia Dini

<i>Mean</i>	<i>Standard Deviation</i>	<i>Minimum</i>	<i>Maximum</i>
35,03	10,26	11,47	67,46

Indikator pendidikan anak usia dini merupakan angka partisipasi kasar (APK) PAUD 3-6 tahun. Tabel 4.9 merupakan penjelasan tentang deskriptif karakteristik indikator pendidikan anak usia dini. Pada indikator tersebut didapatkan nilai rata-rata sebesar 35,03. Memiliki nilai minimum sebesar 11,47 dan nilai maksimum sebesar 67,46 dengan standar deviasi sebesar 10,26.

**Tabel 4.10** Deskriptif Indikator Pemanfaatan Jaminan Kesehatan

<i>Mean</i>	<i>Standard Deviation</i>	<i>Minimum</i>	<i>Maximum</i>
77,54	7,78	62,40	96,84

Indikator pemanfaatan jaminan kesehatan merupakan persentase dari penduduk yang memanfaatkan JKN/Jamkesda. Tabel 4.10 merupakan penjelasan tentang deskriptif karakteristik indikator pemanfaatan jaminan kesehatan. Pada indikator tersebut didapatkan nilai rata-rata sebesar 77,54. Indikator tersebut juga memiliki nilai minimum sebesar dan maksimum masing-masing sebesar 62,40 dan 96,84 dengan standar deviasi sebesar 7,78.

**Tabel 4.11** Deskriptif Indikator Penerima KPS/KKS

<i>Mean</i>	<i>Standard Deviation</i>	<i>Minimum</i>	<i>Maximum</i>
11,44	4,01	5,47	22,58

Indikator penerima KPS/KKS merupakan persentase dari rumah tangga yang menerima KPS/KKS (penduduk 40 persen terbawah). Tabel 4.11 merupakan penjelasan tentang deskriptif karakteristik indikator penerima KPS/KKS. Pada

indikator tersebut didapatkan nilai rata-rata sebesar 11,44. Indikator tersebut juga memiliki nilai minimum sebesar dan maksimum masing-masing sebesar 5,47 dan 22,58 dengan standar deviasi sebesar 4,01.

## 4.2 Analisis CART

Analisis CART digunakan untuk mengetahui hasil dari klasifikasi terhadap indeks khusus penanganan *stunting* menurut provinsi di Indonesia, dengan 3 kategori yaitu rendah, sedang, dan tinggi. Langkah awal yang dilakukan pada penelitian ini adalah membagi data menjadi 2 bagian, yaitu data *training* dan data *testing* dengan beberapa macam kombinasi persentase terhadap 34 data yang ada pada IKPS tahun 2020.

### 4.2.1 Penentuan Data *Training* dan Data *Testing*

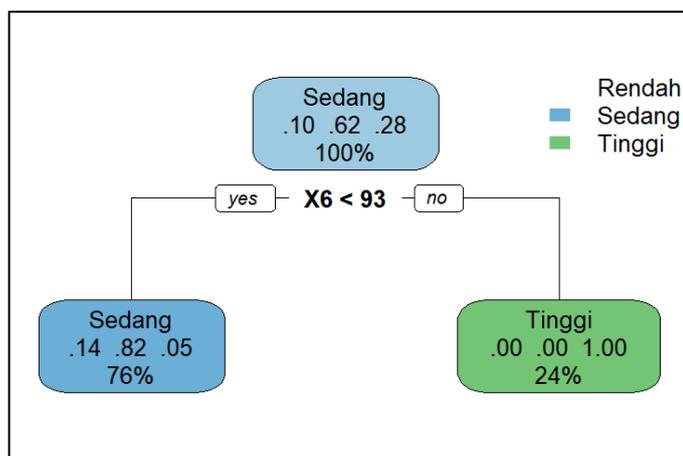
Pada penelitian ini persentase dalam pembagian data *training* dan data *testing* dibagi menjadi 4 kombinasi, yaitu (75%:25%), (80%:20%), (85%:15%), dan (90%:10%). Selanjutnya dilakukan pembentukan model pada setiap kombinasi persentase data dan dihitung tingkat akurasi pada klasifikasinya. Hasil akurasi pada setiap kombinasi persentase data dilakukan perbandingan dan akan dipilih yang mempunyai hasil akurasi seimbang antara data *training* dan data *testing*. Data *training* akan digunakan dalam pembentukan pohon klasifikasi, sedangkan data *testing* akan digunakan untuk menguji kebaikan model.

Tabel 4.12 Akurasi Klasifikasi pada Kombinasi Data

No	Persentase Data (%)		Akurasi Klasifikasi	
	<i>Training</i>	<i>Testing</i>	<i>Training</i>	<i>Testing</i>
1	75	25	0,846	0,5
2	80	20	0,889	0,571
3	85	15	<b>0,862</b>	<b>0,6</b>
4	90	10	0,871	0,333

Tabel 4.12 merupakan hasil dari akurasi klasifikasi pada tiap persentase data. Hasil akurasi yang seimbang antara data *training* dan data *testing* diperoleh pada kombinasi persentase 85% data *training* dan 15% data *testing*. Akurasi yang diperoleh dari klasifikasi tersebut adalah 86,2% pada data *training* dan 60% pada data *testing*. Perbandingan yang dilakukan pertama kali pada 4 kombinasi persentase data tersebut adalah data *testing*, karena data *testing* berguna untuk melihat kebaikan model yang telah dibentuk oleh data *training*. Sehingga pada proses selanjutnya, analisis CART menggunakan persentase data 85% data *training* dan 15% data *testing*.

#### 4.2.2 Pohon Klasifikasi



**Gambar 4.2** Pohon Klasifikasi IKPS

Gambar 4.2 merupakan ilustrasi pohon klasifikasi pada IKPS dengan *parent node* ( $t_1$ ) yang memiliki label sedang, karena dari semua data *training* yang digunakan sebanyak 62% data menunjukkan bahwa IKPS memiliki kategori sedang, 10% memiliki kategori rendah, dan 28% memiliki kategori tinggi. Kemudian dilakukan pemilahan menjadi dua bagian, yaitu simpul kiri dan simpul kanan. Simpul kiri didapatkan sebanyak 76% data dengan indikator air minum layak ( $x_6$ ) lebih kecil dari 93, sedangkan simpul kanan didapatkan sebanyak 24%

data dengan indikator air minum layak ( $x_6$ ) lebih dari sama dengan 93. Simpul kiri dapat disebut dengan terminal *node* 1 dan simpul kanan dapat disebut terminal *node* 2 karena pada kedua simpul tersebut sudah homogen, sehingga tidak perlu dilakukan pemilahan lagi. Terminal *node* 1 diberi label sedang dikarenakan dari semua data yang ada pada simpul tersebut, kategori sedang memiliki jumlah yang lebih dominan. Sedangkan, terminal *node* 2 diberi label tinggi, karena pada simpul tersebut 100% data memiliki kategori tinggi.

Secara keseluruhan dari pohon klasifikasi pada IKPS dapat disimpulkan bahwa pohon tersebut tidak memiliki *child node* dan memiliki 2 terminal *node*. Sebanyak satu terminal *node* diklasifikasikan sebagai IKPS dengan kategori sedang dan sebanyak satu terminal *node* diklasifikasikan sebagai IKPS dengan kategori tinggi. Karakteristik dari masing-masing terminal *node* adalah sebagai berikut:

1. Terminal *node* 1 ( $t_2$ ) terdiri dari 14% provinsi memiliki kategori rendah, 82% provinsi memiliki kategori sedang, dan 5% provinsi memiliki kategori tinggi, sehingga pada *node* ini diberikan label sedang. Karakteristik pada *node* ini yaitu provinsi dengan indikator air minum layak ( $x_6$ ) yang memiliki nilai kurang dari 93.
2. Terminal *node* 2 ( $t_3$ ) terdiri dari 100% provinsi memiliki kategori tinggi, tidak ada provinsi yang memiliki kategori sedang dan rendah, sehingga pada *node* ini diberikan label tinggi. Karakteristik pada *node* ini yaitu provinsi dengan indikator air minum layak ( $x_6$ ) yang memiliki nilai lebih dari atau sama dengan 93.

### 4.2.3 Tingkat Akurasi Ketepatan Klasifikasi CART

Tingkat akurasi pada pohon klasifikasi IKPS yang telah terbentuk digunakan untuk menentukan kategori rendah, sedang, atau tinggi suatu provinsi. Untuk mengukur tingkat akurasi pada model dapat menggunakan nilai APER (*apparent error rate*),  $1-\text{APER}$  (*total accuracy rate*), *sensitivity*, dan *specificity*. Tabel 4.13 merupakan hasil dari ketepatan klasifikasi pada metode CART menggunakan data *training*.

**Tabel 4.13** Ketepatan Klasifikasi CART pada Data *Training*

Observasi	Prediksi			Total
	Rendah	Sedang	Tinggi	
Rendah	0	3	0	3
Sedang	0	18	0	18
Tinggi	0	1	7	8
Total	0	22	7	29

Berdasarkan tabel 4.13 dapat diketahui bahwa terdapat 29 provinsi yang digunakan sebagai data *training*. 18 provinsi tepat diklasifikasikan menjadi IKPS kategori sedang, 7 provinsi tepat diklasifikasikan menjadi IKPS kategori tinggi, sedangkan 4 provinsi tidak dapat diklasifikasikan dengan tepat oleh pohon klasifikasi optimal yang telah terbentuk. Sehingga didapatkan akurasi pada klasifikasi seperti pada tabel 4.14 berikut.

**Tabel 4.14** Akurasi Klasifikasi CART pada Data *Training*

Akurasi	APER	<i>sensitivity</i>	<i>specificity</i>
0,862	0,138	0,625	0,879

Untuk menguji ketepatan klasifikasi yang telah diperoleh menggunakan metode CART menggunakan data *testing* sebesar 15%. Selanjutnya untuk melakukan validasi dari model yang telah terbentuk, maka dilakukan dengan memasukan data *testing* pada pohon CART. Contoh hasil prediksi klasifikasi menggunakan data *testing* seperti pada tabel 4.15.

**Tabel 4.15** Contoh Prediksi Klasifikasi CART

<b>Provinsi</b>	<b>Prediksi</b>	<b>Observasi</b>
Riau	Sedang	Sedang
Sumatra Selatan	Sedang	Sedang
Jawa Barat	Sedang	Tinggi
Kalimantan Timur	Sedang	Sedang
Maluku Utara	Sedang	Rendah

Tabel 4.15 menunjukkan bahwa tidak semua kategori pada IKPS dapat tepat diprediksi oleh pohon klasifikasi yang telah terbentuk, seperti contoh pada Provinsi Jawa Barat. Provinsi Jawa Barat merupakan provinsi dengan karakteristik  $x_1 = 60,4$ ,  $x_2 = 93$ ,  $x_3 = 13,34$ ,  $x_4 = 95,14$ ,  $x_5 = 93,26$ ,  $x_6 = 93,42$ ,  $x_7 = 71,4$ ,  $x_8 = 93,5$ ,  $x_9 = 39,4$ ,  $x_{10} = 91,66$ ,  $x_{11} = 13,35$ . Pada hasil observasi atau data sebenarnya, Provinsi Jawa Barat tergolong pada IKPS kategori tinggi, namun setelah dilakukan prediksi menggunakan pohon klasifikasi CART, provinsi yang memiliki karakteristik tersebut diklasifikasikan menjadi IKPS kategori sedang. Lebih lengkap hasil prediksi pada seluruh data tersaji pada lampiran 3. Sehingga menggunakan metode CART, sebanyak 27 provinsi diklasifikasikan memiliki IKPS kategori sedang dan 7 provinsi diklasifikasikan memiliki IKPS kategori tinggi.

**Tabel 4.16** Ketepatan Klasifikasi CART pada Data *Testing*

<b>Observasi</b>	<b>Prediksi</b>			<b>Total</b>
	<b>Rendah</b>	<b>Sedang</b>	<b>Tinggi</b>	
<b>Rendah</b>	0	1	0	1
<b>Sedang</b>	0	3	0	3
<b>Tinggi</b>	0	1	0	1
<b>Total</b>	0	5	0	5

Berdasarkan tabel 4.16 dapat diketahui bahwa terdapat 5 provinsi yang digunakan sebagai data *testing*. 3 provinsi tepat diklasifikasikan menjadi IKPS kategori sedang, sedangkan 2 provinsi tidak dapat diklasifikasikan dengan tepat

oleh pohon klasifikasi optimal yang telah terbentuk. Sehingga didapatkan akurasi pada klasifikasi seperti pada tabel 4.17 berikut.

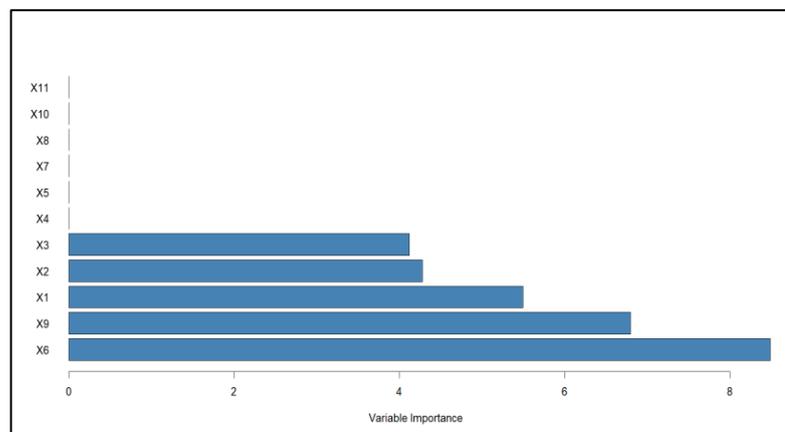
**Tabel 4.17** Akurasi Klasifikasi CART pada Data *Testing*

<b>Akurasi</b>	<b>APER</b>	<i>sensitivity</i>	<i>specificity</i>
0,6	0,4	0,333	0,667

Berdasarkan tabel 4.17 maka didapatkan nilai APER sebesar 40%, nilai 1-APER (Akurasi) sebesar 60%, nilai *sensitivity* sebesar 33,3%, dan nilai *specificity* sebesar 66,7%. Tingkat akurasi pada klasifikasi menggunakan data *training* dan data *testing* sudah cukup seimbang. Sehingga dapat dikatakan bahwa model dari klasifikasi yang terbentuk sudah cukup baik.

#### 4.2.4 *Variable Importance* pada CART

Pada proses klasifikasi indeks khusus penanganan *stunting* menggunakan metode CART dapat dilihat *variable importance* atau variabel-variabel yang paling berpengaruh pada proses klasifikasi. Tingkat kepentingan variabel independen terhadap proses klasifikasi menggunakan metode CART dapat dilihat melalui barplot pada gambar 4.3 berikut.



**Gambar 4.3** Barplot *Variable Importance* CART

Lebih lengkap, tingkat kepentingan variabel independen terhadap proses klasifikasi menggunakan metode CART dapat dilihat pada tabel 4.18 berikut:

**Tabel 4.18** *Variable Importance* CART

No	Variabel	Overall	Tingkat Kepentingan
1	$x_6$	8,492	100,0%
2	$x_9$	6,798	80,1%
3	$x_1$	5,499	64,7%
4	$x_2$	4,281	50,4%
5	$x_3$	4,119	48,5%

Berdasarkan tabel 4.18 dapat dilihat bahwa variabel yang paling berpengaruh terhadap proses klasifikasi IKPS menggunakan metode CART adalah air minum layak ( $x_6$ ) dengan tingkat kepentingan sebesar 100%. Jika dibandingkan dengan variabel air minum layak ( $x_6$ ), variabel lain yang juga memiliki pengaruh pada proses ini adalah PAUD ( $x_9$ ), imunisasi ( $x_1$ ), penolong persalinan oleh tenaga kesehatan di fasilitas kesehatan ( $x_2$ ), dan keluarga berencana modern ( $x_3$ ), masing-masing dengan tingkat kepentingan PAUD ( $x_9$ ) sebesar 80,1%, imunisasi ( $x_1$ ) sebesar 64,7%, penolong persalinan oleh tenaga kesehatan di fasilitas kesehatan ( $x_2$ ) sebesar 50,4%, dan keluarga berencana modern ( $x_3$ ) sebesar 48,5%. Sedangkan 6 variabel lainnya tidak mempunyai pengaruh pada proses klasifikasi IKPS menggunakan metode CART. Sehingga masing-masing variabel sama pentingnya dengan variabel air minum layak ( $x_6$ ) sesuai dengan tingkat kepentingannya.

### 4.3 Analisis Bagging CART

Tahapan pada proses Bagging CART dibagi menjadi 2, yang pertama *bootstrap* atau proses *resampling* dan kedua *aggregating* atau penggabungan keseluruhan model menggunakan kaidah suara terbanyak (*majority vote*). Replikasi dilakukan sebanyak 150 kali pada tahapan *bootstrap*, kemudian diambil model terbaik dan didapatkan *variable importance* pada klasifikasi IKPS menggunakan metode Bagging CART.

### 4.3.1 Tingkat Akurasi Ketepatan Klasifikasi Bagging CART

Tingkat akurasi pada klasifikasi IKPS yang telah terbentuk digunakan untuk menentukan kategori rendah, sedang, atau tinggi suatu provinsi. Untuk mengukur tingkat akurasi pada model dapat menggunakan nilai APER (*apparent error rate*),  $1-\text{APER}$  (*total accuracy rate*), *sensitivity*, dan *specificity*. Setelah dilakukan proses Bagging sebanyak 150 kali replikasi maka terbentuk model terbaik dari proses *majority vote*. Tabel 4.19 merupakan hasil ketepatan klasifikasi Bagging CART menggunakan data *training*.

**Tabel 4.19** Ketepatan Klasifikasi Bagging CART pada Data Training

Observasi	Prediksi			Total
	Rendah	Sedang	Tinggi	
Rendah	3	0	0	3
Sedang	0	18	0	18
Tinggi	0	0	8	8
Total	3	18	8	29

Berdasarkan tabel 4.19 dapat diketahui bahwa terdapat 29 provinsi yang digunakan sebagai data *training*. 3 Provinsi tepat diklasifikasikan menjadi IKPS kategori rendah, 18 provinsi tepat diklasifikasikan menjadi IKPS kategori sedang, dan 8 provinsi tepat diklasifikasikan menjadi IKPS kategori tinggi. Sehingga didapatkan akurasi pada klasifikasi seperti pada tabel 4.20 berikut.

**Tabel 4.20** Akurasi Klasifikasi Bagging CART pada Data Training

Akurasi	APER	<i>sensitivity</i>	<i>specificity</i>
1,0	0,0	1,0	1,0

Untuk menguji ketepatan klasifikasi yang telah diperoleh menggunakan metode CART menggunakan data *testing* sebesar 15%. Selanjutnya untuk melakukan validasi dari model yang telah terbentuk, maka dilakukan dengan memasukan data *testing* pada pohon Bagging CART. Contoh hasil prediksi

klasifikasi Bagging CART dengan data *testing* menggunakan kaidah *majority vote* seperti pada tabel 4.21.

**Tabel 4.21** Contoh Prediksi Klasifikasi Bagging CART

<b>Provinsi</b>	<b>Prediksi</b>	<b>Observasi</b>
Riau	Sedang	Sedang
Sumatra Selatan	Sedang	Sedang
Jawa Barat	Sedang	Tinggi
Kalimantan Timur	Sedang	Sedang
Maluku Utara	Rendah	Rendah

Setiap pengamatan pada data *testing* dilakukan pengujian pada 150 pohon klasifikasi yang telah terbentuk. Kemudian dilakukan voting untuk menentukan hasil akhir dari prediksi. Sehingga diperoleh hasil akhir prediksi menggunakan *majority vote* pada Bagging CART seperti pada tabel 2.21, lebih lengkap hasil semua prediksi akan ditampilkan pada lampiran 4. Sehingga setelah dilakukan proses Bagging pada metode CART, 4 provinsi diklasifikasikan memiliki kategori rendah, 22 provinsi diklasifikasikan memiliki kategori sedang, dan 8 provinsi diklasifikasikan memiliki kategori tinggi.

**Tabel 4.22** Ketepatan Klasifikasi Bagging CART pada Data *Testing*

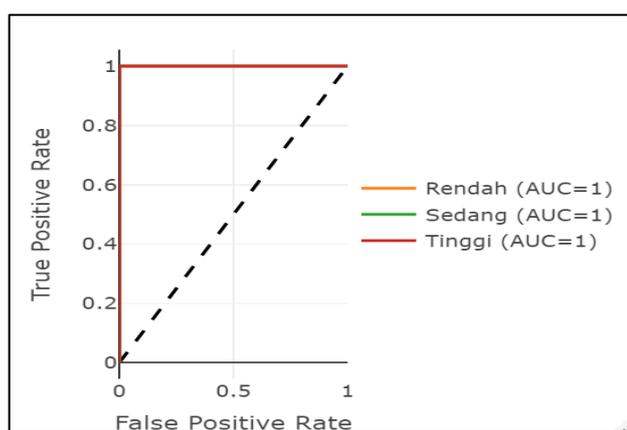
<b>Observasi</b>	<b>Prediksi</b>			<b>Total</b>
	<b>Rendah</b>	<b>Sedang</b>	<b>Tinggi</b>	
<b>Rendah</b>	1	0	0	1
<b>Sedang</b>	0	3	0	3
<b>Tinggi</b>	0	1	0	1
<b>Total</b>	1	4	0	5

Berdasarkan tabel 4.22 dapat diketahui bahwa terdapat 5 provinsi yang digunakan sebagai data *testing*. 1 provinsi tepat diklasifikasikan menjadi IKPS kategori rendah, 3 provinsi tepat diklasifikasikan menjadi IKPS kategori sedang, sedangkan 1 provinsi tidak dapat diklasifikasikan dengan tepat oleh pohon klasifikasi optimal yang telah terbentuk. Sehingga didapatkan akurasi pada klasifikasi seperti pada tabel 4.23 berikut.

**Tabel 4.23** Akurasi Klasifikasi Bagging CART pada Data *Testing*

<b>Akurasi</b>	<b>APER</b>	<i>sensitivity</i>	<i>specificity</i>
0,8	0,2	0,667	0,833

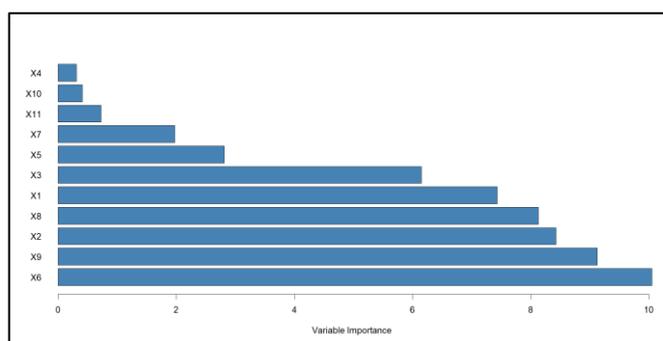
Berdasarkan tabel 4.23 didapatkan nilai APER sebesar 20%, nilai 1-APER (akurasi) sebesar 80%, nilai *sensitivity* sebesar 66,7%, dan nilai *specificity* sebesar 83,3%. Sehingga dapat dikatakan model yang terbentuk pada proses Bagging CART sudah lebih baik dari model yang diperoleh sebelumnya. Tingkat akurasi tersebut juga membuktikan bahwa Bagging dapat memperbaiki akurasi pada metode CART sebesar 20%.

**Gambar 4.4** Kurva ROC

Gambar 4.4 merupakan perbandingan tingkat akurasi antara *sensitivity* (*true positive rate*) dan 1- *specificity* (*false positive rate*) pada masing-masing kategori IKPS menggunakan kurva ROC setelah dilakukan Bagging pada metode CART. Titik-titik yang ada pada kurva ROC menggambarkan semua kemungkinan yang dapat terjadi pada nilai-nilai *true positive rate* dan *false positive rate*. Pada semua kategori IKPS, AUC memiliki nilai 1 semua dikarenakan terlalu kecilnya jumlah data yang digunakan dalam penelitian ini dan *threshold* terbaik memiliki nilai *true positive rate* sebesar 1 serta *false positive rate* sebesar 0 pada masing-masing kategori pada IKPS.

### 4.3.2 Variable Importance pada Bagging CART

Pada proses klasifikasi indeks khusus penanganan *stunting* menggunakan metode Bagging CART dapat dilihat *variable importance* atau variabel-variabel yang paling berpengaruh pada proses klasifikasi. Tingkat kepentingan variabel independen terhadap proses klasifikasi setelah dilakukan Bagging dapat dilihat pada barplot gambar 4.5 berikut.



**Gambar 4.5** Barplot *Variable Importance* Bagging CART

Lebih lengkap, tingkat kepentingan variabel independen terhadap proses klasifikasi menggunakan metode CART setelah dilakukan Bagging dapat dilihat pada tabel 4.24 berikut:

**Tabel 4.24** *Variable Importance* Bagging CART

No	Variabel	<i>Overall</i>	Tingkat kepentingan
1	$x_6$	10,053	100,0%
2	$x_9$	9,122	90,7%
3	$x_2$	8,425	83,8%
4	$x_8$	8,131	80,9%
5	$x_1$	7,431	73,9%
6	$x_3$	6,147	61,1%
7	$x_5$	2,813	28,0%
8	$x_7$	1,973	19,6%
9	$x_{11}$	0,730	7,3%
10	$x_{10}$	0,408	4,1%
11	$x_4$	0,310	3,1%

Berdasarkan tabel 4.24 dapat dilihat bahwa variabel yang paling berpengaruh terhadap proses klasifikasi IKPS menggunakan metode Bagging

CART adalah air minum layak ( $x_6$ ) dengan tingkat kepentingan sebesar 100%. Jika dibandingkan dengan variabel air minum layak ( $x_6$ ), variabel-variabel lain juga memiliki pengaruh pada proses klasifikasi menggunakan metode Bagging CART masing-masing dengan tingkat kepentingan PAUD ( $x_9$ ) sebesar 90,7%, penolong persalinan oleh tenaga kesehatan di fasilitas kesehatan ( $x_2$ ) sebesar 83,8%, ketidakcukupan konsumsi pangan ( $x_8$ ) sebesar 80,9%, imunisasi ( $x_1$ ) sebesar 73,9%, keluarga berencana modern ( $x_3$ ) sebesar 61,1%, makanan pendamping ASI ( $x_5$ ) sebesar 28%, sanitasi layak ( $x_7$ ) sebesar 19,6%, penerima KPS/KKS ( $x_{11}$ ) sebesar 7,3%, pemanfaatan jaminan kesehatan ( $x_{10}$ ) sebesar 4,1%, dan ASI eksklusif ( $x_4$ ) sebesar 3,1%. Sehingga masing-masing variabel tersebut sama pentingnya dengan variabel air minum layak ( $x_6$ ) sesuai dengan tingkat kepentingannya.

#### 4.4 Kajian Keislaman dengan Hasil Penelitian

Berdasarkan dari hasil penelitian menggunakan metode Bagging CART, variabel yang paling berpengaruh pada proses pembentukan model adalah air minum layak, karena air merupakan sumber kehidupan yang sangat penting bagi manusia. Hal ini Sesuai dengan Al-Qur'an Surah An-Nahl ayat 10 berikut (Qur'an Kemenag, 2019):

هُوَ الَّذِي أَنْزَلَ مِنَ السَّمَاءِ مَاءً لَكُمْ مِنْهُ شَرَابٌ وَمِنْهُ شَجْرٌ فِيهِ تُسِيمُونَ

Artinya:

*“Dialah yang telah menurunkan air (hujan) dari langit untuk kamu. Sebagiannya menjadi minuman dan sebagiannya (menyuburkan) tumbuhan yang dengannya kamu menggembalakan ternakmu”*

Ayat tersebut menjelaskan bahwa air sangatlah penting bagi kelangsungan hidup manusia. Air dapat menjadi sumber minuman, menyuburkan tumbuhan, dan

masih banyak lainnya. Adanya air juga dapat menjadikan udara yang panas menjadi segar, sehingga air sangat penting bagi kehidupan manusia.

Menurut ringkasan Kemenag ayat tersebut menjelaskan berbagai nikmat yang Allah anugerahkan kepada manusia. Allah telah menurunkan air hujan dari arah langit untuk dimanfaatkan guna memenuhi semua kebutuhan manusia. Sebagian menjadi minuman bagi manusia dan binatang-binatang peliharaannya, dan sebagiannya yang lain dapat digunakan untuk menyirami tumbuhan, yang padanya, yaitu pada tumbuhan hijau itu, manusia menggembalakan ternak sehingga mereka dapat makan dan menghasilkan produk yang dibutuhkan manusia, seperti susu, daging, dan bulu. Air hujan itu pula yang dapat menumbuhkan beragam tanam-tanaman yang dapat dimanfaatkan untuk memenuhi semua kebutuhan. Air hujan itu pula yang menumbuhkan pohon-pohon penghasil buah, seperti zaitun, kurma, anggur, dan segala macam buah-buahan dari pohon-pohon yang tidak disebutkan. Sungguh, pada yang demikian itu, yakni turunnya hujan dan kenikmatan yang ditimbulkannya, benar-benar terdapat tanda yang nyata mengenai kebesaran, keagungan, dan kekuasaan Allah bagi orang yang berpikir (Quran, 2018).

Berdasarkan ayat tersebut, maka dapat disimpulkan bahwasanya air merupakan aspek yang paling penting pada kehidupan manusia, mulai dari sumber minuman, menumbuhkan beragam tanaman dan masih banyak lainnya. Sehingga sesuai dengan hasil penelitian ini, air minum layak merupakan variabel yang paling berpengaruh pada klasifikasi terhadap IKPS, karena dengan memilih minuman yang baik kita dapat terhindar dari berbagai macam penyakit, termasuk penyakit *stunting* ini.

## **BAB V PENUTUP**

### **5.1 Kesimpulan**

Berdasarkan dari hasil analisis dan pembahasan klasifikasi indeks khusus penanganan *stunting* didapatkan kesimpulan sebagai berikut:

1. Hasil pada klasifikasi menggunakan metode CART didapatkan 27 provinsi diklasifikasikan memiliki kategori sedang dan 7 provinsi diklasifikasikan memiliki kategori tinggi. Kemudian setelah dilakukan proses Bagging dengan 150 replikasi didapatkan hasil 4 provinsi diklasifikasikan memiliki kategori rendah, 22 provinsi diklasifikasikan memiliki kategori sedang, dan 8 provinsi diklasifikasikan memiliki kategori tinggi.
2. Tingkat akurasi pada klasifikasi indeks khusus penanganan *stunting* menggunakan metode CART pada data *training* didapatkan hasil sebesar 86,2% dengan *sensitivity* sebesar 62,5%, *specificity* sebesar 87,9%, dan tingkat kesalahan (APER) sebesar 13,8%. Kemudian menggunakan data *testing* didapatkan akurasi sebesar 60% dengan *sensitivity* sebesar 33,3%, *specificity* sebesar 66,7%, dan tingkat kesalahan (APER) sebesar 40%. Setelah dilakukan Bagging dengan 150 kali replikasi didapatkan akurasi pada data *training* sebesar 100% dengan *sensitivity* sebesar 100%, *specificity* sebesar 100%, dan tidak ada tingkat kesalahan (APER). Kemudian menggunakan data *testing* didapatkan akurasi sebesar 80% dengan *sensitivity* sebesar 66,7%, *specificity* sebesar 83,3%, dan tingkat kesalahan (APER) sebesar 20%. Sehingga terbukti bahwa Bagging dapat meningkatkan hasil akurasi metode CART pada data indeks khusus

penanganan *stunting* sebesar 13,8% pada data training dan 20% pada data *testing*.

3. Berdasarkan analisis data menggunakan metode CART dan Bagging CART didapatkan *variable importance* yang paling berpengaruh dalam pembentukan pohon klasifikasi. Variabel air minum layak ( $x_6$ ) memiliki tingkat kepentingan paling tinggi menggunakan kedua metode tersebut, dengan tingkat kepentingan sebesar 100% menggunakan metode CART dan Bagging CART. Sedangkan variabel-variabel lainnya memiliki pengaruh yang kecil sampai dengan tidak berpengaruh apabila dibandingkan dengan variabel air minum layak ( $x_6$ ) pada proses pembentukan pohon klasifikasi menggunakan metode CART dan Bagging CART.

## 5.2 Saran

Saran untuk penelitian selanjutnya yang menggunakan metode Bagging CART serta topik terkait IKPS dapat menggunakan kombinasi baru dalam pembagian data *training* dan data *testing*. Menambahkan replikasi yang lebih banyak pada proses Bagging, sehingga dapat memberikan hasil yang lebih bervariasi dan berbeda dari penelitian-penelitian sebelumnya. Selain itu, peneliti dapat menggunakan data IKPS menurut Kabupaten/Kota supaya memiliki struktur data yang lebih banyak, sehingga memiliki bentuk pohon klasifikasi yang lebih menarik dan juga memiliki akurasi yang lebih baik.

Saran bagi instansi terkait untuk melakukan evaluasi ulang terhadap program-program pada IKPS yang sudah diterapkan di wilayah provinsi yang diklasifikasikan memiliki kategori rendah. Hal ini bertujuan untuk mengevaluasi kembali efektivitas kebijakan tersebut dan memberikan perbaikan yang dibutuhkan.

Kemudian melakukan pemetaan yang lebih detail pada setiap wilayah provinsi, terutama pada wilayah yang diklasifikasikan memiliki kategori sedang dan tinggi. Hal ini dapat membantu instansi dalam mengoptimalkan alokasi sumber daya yang dimiliki untuk memastikan program atau kebijakan yang diterapkan dapat memberikan dampak yang signifikan pada masyarakat.

## DAFTAR PUSTAKA

- Agwil, W., Fransiska, H., & Hidayati, N. (2020). Analisis ketepatan waktu lulus mahasiswa dengan menggunakan bagging cart. *FIBONACCI: Jurnal Pendidikan Matematika Dan Matematika*, 6(2), 155–166.
- Baz, S. A. A. A. bin. (2003). Fathul Baari: Penjelasan Kitab Shahih Bukhari. 1–569.
- Bobbitt, Z. (2020). *How to Perform Bagging in R (Step-by-Step)*. Statistics Simplified Statology. <https://www.statology.org/bagging-in-r/>
- BPS. (2021). Laporan Indeks Khusus Penanganan Stunting 2019-2020. In *Badan Pusat Statistik*.
- Breiman, L., Friedman, J. H., Olshen, R. A., & Stone, C. J. (1998). *Classification and Regression Trees*. First CRC Press reprint.
- Candra, D. A. (2020). Pencegahan dan Penanggulangan Stunting. In *Epidemiologi Stunting*.
- Erida. (2018). Pengasuhan dan Pengembangan Kesehatan Anak Usia Dini. *Jurnal Pengembangan Masyarakat Islam*, 3, 73–86.
- Johnson, R. A., & Wichern, D. W. (2007). *Applied Multivariate Statistical Analysis* (6th ed.). Pearson Education, Inc.
- Kemendes. (2018). *Ini Penyebab Stunting pada Anak – Sehat Negeriku*. Rokom. <https://sehatnegeriku.kemdes.go.id/baca/umum/20180524/4125980/penyebab-stunting-anak/>
- Lestawati, R., Rais, R., & Utami, I. T. (2018). Perbandingan Antara Metode Cart (Classification and Egression Tree) Dan Regresi Logistik (Logistic Regression) Dalam Mengklasifikasikan Pasien Penderita Dbd (Demam Berdarah Dengue). *Jurnal Ilmiah Matematika Dan Terapan*, 15(1), 98–107.
- Lewis, R. J. (2000). *An Introduction to Classification and Regression Trees (CART) Analysis*. UCLA Medical Center.
- Purnamawati, A., Winnarto, M. N., & Mailasari, M. (2022). Analisis Cart (Classification and Regression Trees) Untuk Prediksi Pengguna Sepeda Berdasarkan Cuaca. *Jurnal Teknoinfo*, 16(1), 14.
- Putu, S. I. K., & Rusli, M. (2017). Ketepatan Klasifikasi Bagging CART Pada Klasifikasi Ketidaktepatan Waktu Kelulusan Mahasiswa STIKOM Bali. *Konferensi Nasional Sistem Dan Informatika*, 237–240.
- Qur'an Kemenag. (2019). *Qur'an Kemenag*. <https://quran.kemenag.go.id/>
- Quran, L. (2018). *Learn Quran Tafsir*. <https://tafsir.learn-quran.co/id/surat-2-al-baqarah/ayat-233#>
- Sumartini, S. H. (2015). Penggunaan Metode Classification and Regression Trees (CART) untuk Klasifikasi Rekurensi Pasien Kanker Serviks di RSUD Dr.

Soetomo Surabaya. *Jurnal Sains Dan Seni ITS*, 4(2), 211–216. classification-and-regression-trees-cart-untuk-klasifikasi-re

Tobing, M. L., Pane, M., Harianja, E., Badar, S. H., Supriyatna, N., Mulyono, S., Tim Nasional Percepatan Penanggulangan Kemiskinan, & TNPK. (2021). 100 Kabupaten/Kota Prioritas untuk Intervensi Anak Kerdil (Stunting). *PREPOTIF : Jurnal Kesehatan Masyarakat*, 13(1), 238–244.

Yang, Z., Xu, Q., Bao, S., He, Y., Cao, X., & Huang, Q. (2022). Optimizing Two-way Partial AUC with an End-to-end Framework. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2022.3185311>

Zurhayati, Z., & Hidayah, N. (2022). Faktor Yang Berhubungan Dengan Kejadian Stunting Pada Balita. *JOMIS (Journal of Midwifery Science)*, 6(1), 1–10.

## LAMPIRAN

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

No	Provinsi	x <sub>1</sub>	x <sub>2</sub>	x <sub>3</sub>	x <sub>4</sub>	x <sub>5</sub>	x <sub>6</sub>	x <sub>7</sub>	x <sub>8</sub>	x <sub>9</sub>	x <sub>10</sub>	x <sub>11</sub>	Kategori
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	Sumatra 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	Sumatra 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	Sumatra 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	Sedang
18	Nusa Tenggara Barat	73,33	97,36	15,23	73,78	66,54	94,13	82,89	2,97	42,46	62,4	17,7	Tinggi
19	Nusa Tenggara Timur	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

No	Provinsi	x <sub>1</sub>	x <sub>2</sub>	x <sub>3</sub>	x <sub>4</sub>	x <sub>5</sub>	x <sub>6</sub>	x <sub>7</sub>	x <sub>8</sub>	x <sub>9</sub>	x <sub>10</sub>	x <sub>11</sub>	Kategori
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* Setelah Normalisasi

No	Provinsi	x <sub>1</sub>	x <sub>2</sub>	x <sub>3</sub>	x <sub>4</sub>	x <sub>5</sub>	x <sub>6</sub>	x <sub>7</sub>	x <sub>8</sub>	x <sub>9</sub>	x <sub>10</sub>	x <sub>11</sub>	Kategori
1	Aceh	24,81	98,23	6,2	81,79	75,78	87,66	77,06	85,7	32,46	121,05	17,66	Sedang
2	Sumatra 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	Sumatra 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	84,8	36,57	85,84	8,7	Sedang
6	Sumatra 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	78,1	87,13	31,6	98,11	14,8	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	96,5	75,06	92,58	84,42	37,62	96,86	7,48	Sedang

No	Provinsi	x <sub>1</sub>	x <sub>2</sub>	x <sub>3</sub>	x <sub>4</sub>	x <sub>5</sub>	x <sub>6</sub>	x <sub>7</sub>	x <sub>8</sub>	x <sub>9</sub>	x <sub>10</sub>	x <sub>11</sub>	Kategori
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	103,5	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	71,4	93,5	39,4	91,66	13,35	Tinggi
13	Jawa Tengah	81,91	99,74	20,3	95,38	95,13	94,07	83,24	80,33	55,82	88,1	17,78	Tinggi
14	DI Yogyakarta	85,3	100	28,45	98,66	107,84	96,02	96,96	83,5	74,96	97,86	19,66	Tinggi
15	Jawa Timur	73,47	98,06	16,43	83,63	87,48	95,56	80,98	85,7	62,49	81,86	16,73	Tinggi
16	Banten	48,64	91,79	9,19	86,05	83,69	92,87	82	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	Sedang
18	Nusa Tenggara Barat	81,48	97,36	19,04	92,23	83,18	94,13	82,89	95,05	47,18	78	22,13	Tinggi
19	Nusa Tenggara Timur	68,76	84,88	21,25	95,51	71,94	83,87	69,7	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	66,8	25,21	85,75	10,8	Sedang
21	Kalimantan Tengah	56,49	88,53	8,84	66,23	75,89	74,91	72,31	83,17	41,37	87,49	7,6	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	10,5	Sedang
24	Kalimantan Utara	65,01	95,92	12,21	96,23	85,75	89,5	82,09	79,82	38,77	105,29	10	Sedang
25	Sulawesi Utara	73,88	95,88	21,68	73,25	83,48	90,31	85,49	92,52	36,5	106,83	15,69	Sedang
26	Sulawesi Tengah	64,04	93,75	15,18	77,46	77,76	84,6	74,61	85,25	43,78	102,83	17,5	Sedang
27	Sulawesi Selatan	68,23	97,65	13,45	95,26	82,49	90,84	88,96	83,1	35,32	106,74	15,7	Sedang
28	Sulawesi Tenggara	67,62	92,93	12,84	75,6	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	112,4	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	86,9	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	13,6	Rendah
34	Papua	38,93	68,49	3,86	93,2	73,5	62,73	40,31	47,52	12,74	105,55	8,78	Rendah

### Lampiran 3: Script Pembagian Data Training dan Data Testing

```
#pembagian data
library(rpart)
library(rpart.plot)
library(caret)

data=read.csv("coba1.csv")
data = data[2:13]
n = round(nrow(data)*0.85);n
set.seed(91239)
sampel = sample(1:nrow(data),n)
data.training = data[sampel,]
data.testing = data[-sampel,]
dim(data.training)
dim(data.testing)
set.seed (91239)
train = sample(1:nrow(data),29)
data.train = data[train,]
data.test = data[-train,]
```

### Lampiran 4: Script Pembentukan Pohon Klasifikasi

```
#klasifikasi
fit = rpart(Y ~ ., data = data.train, method = "class")
summary(fit)

library(rattle)
fancyRpartPlot(fit)

prediksi = predict(fit, newdata = data.testing, type = "class")
cm = table(prediksi, data.testing$Y)
confusionMatrix(cm)
```

### Lampiran 5: Script Penentuan Variable Importance CART

```
#var im
VI = data.frame(var = names(data[-1]), imp = varImp(fit.tree))
print(VI)

VI_plot = VI[order(VI$Overall, decreasing = TRUE),]
VI_plot

barplot(VI_plot$Overall,
        names.arg = row.names(VI_plot),
        horiz = TRUE,
        col = 'steelblue',
        xlab = 'Variable Importance',
        las=1)
```

### Lampiran 6: *Script Proses Bagging*

```
#proses bagging
library(ipred)
data1 = as.factor(data.train$Y)
data.train$Y = data1
class(data.train$Y)

bag = bagging(
  formula = Y ~ .,
  data = data.train,
  nbagg = 150,
  coob = TRUE,
  control = rpart.control(minsplit = 2, cp = 0)
)
bag

fit = bagging(Y~., nbagg = 150, data = data.train)
print(fit)
fit
```

### Lampiran 7: *Script Penentuan Variable Importance Bagging CART*

```
#var im bagging
VI_bagg = data.frame(var=names(data[-1]), imp=varImp(bag))
print(VI_bagg)

VIbagg_plot = VI_bagg[order(VI_bagg$Overall, decreasing = TRUE),]

barplot(VIbagg_plot$Overall,
  names.arg = row.names(VIbagg_plot),
  horiz = TRUE,
  col = 'steelblue',
  xlab = 'Variable Importance',
  las=1)
```

**Lampiran 8: Hasil Prediksi Klasifikasi CART**

<b>Provinsi</b>	<b>Prediksi</b>	<b>Observasi</b>
Aceh	Sedang	Sedang
Sumatra Utara	Sedang	Sedang
Sumatra Barat	Sedang	Sedang
Riau	Sedang	Sedang
Jambi	Sedang	Sedang
Sumatra Selatan	Sedang	Sedang
Bengkulu	Sedang	Sedang
Lampung	Sedang	Sedang
Kep. Bangka Belitung	Sedang	Sedang
Kep. Riau	Sedang	Sedang
DKI Jakarta	Tinggi	Tinggi
Jawa Barat	Sedang	Tinggi
Jawa Tengah	Tinggi	Tinggi
DI Yogyakarta	Tinggi	Tinggi
Jawa Timur	Tinggi	Tinggi
Banten	Sedang	Sedang
Bali	Tinggi	Tinggi
Nusa Tenggara Barat	Tinggi	Tinggi
Nusa Tenggara Timur	Sedang	Sedang
Kalimantan Barat	Sedang	Sedang
Kalimantan Tengah	Sedang	Sedang
Kalimantan Selatan	Sedang	Tinggi
Kalimantan Timur	Sedang	Sedang
Kalimantan Utara	Sedang	Sedang
Sulawesi Utara	Sedang	Sedang
Sulawesi Tengah	Sedang	Sedang
Sulawesi Selatan	Sedang	Sedang
Sulawesi Tenggara	Sedang	Sedang
Gorontalo	Tinggi	Tinggi
Sulawesi Barat	Sedang	Sedang
Maluku	Sedang	Rendah
Maluku Utara	Sedang	Rendah
Papua Barat	Sedang	Rendah
Papua	Sedang	Rendah

**Lampiran 9: Hasil Akhir Prediksi Klasifikasi Bagging CART**

<b>Provinsi</b>	<b>Prediksi</b>	<b>Observasi</b>
Aceh	Sedang	Sedang
Sumatra Utara	Sedang	Sedang
Sumatra Barat	Sedang	Sedang
Riau	Sedang	Sedang
Jambi	Sedang	Sedang
Sumatra Selatan	Sedang	Sedang
Bengkulu	Sedang	Sedang
Lampung	Sedang	Sedang
Kep. Bangka Belitung	Sedang	Sedang
Kep. Riau	Sedang	Sedang
DKI Jakarta	Tinggi	Tinggi
Jawa Barat	Sedang	Tinggi
Jawa Tengah	Tinggi	Tinggi
DI Yogyakarta	Tinggi	Tinggi
Jawa Timur	Tinggi	Tinggi
Banten	Sedang	Sedang
Bali	Tinggi	Tinggi
Nusa Tenggara Barat	Tinggi	Tinggi
Nusa Tenggara Timur	Sedang	Sedang
Kalimantan Barat	Sedang	Sedang
Kalimantan Tengah	Sedang	Sedang
Kalimantan Selatan	Tinggi	Tinggi
Kalimantan Timur	Sedang	Sedang
Kalimantan Utara	Sedang	Sedang
Sulawesi Utara	Sedang	Sedang
Sulawesi Tengah	Sedang	Sedang
Sulawesi Selatan	Sedang	Sedang
Sulawesi Tenggara	Sedang	Sedang
Gorontalo	Tinggi	Tinggi
Sulawesi Barat	Sedang	Sedang
Maluku	Rendah	Rendah
Maluku Utara	Rendah	Rendah
Papua Barat	Rendah	Rendah
Papua	Rendah	Rendah

## RIWAYAT HIDUP



Wahyu Khoirudin, lahir di Blitar pada 5 Oktober 2000. Akrab disapa dengan Wahyu, merupakan anak ke tiga dari empat bersaudara, pasangan Bapak Mudjiani dan Ibu Siti Masitoh yang bertempat tinggal di Desa Banggle, Kecamatan Kanigoro, Kabupaten Blitar. Pendidikan formal yang ditempuh oleh penulis diawali dengan 2 tahun di TK Al-Hidayah 02 Papungan. Pendidikan dasar penulis ditempuh di MI Miftahul Huda 02 Papungan lulus pada tahun 2013. Setelah itu melanjutkan sekolah menengah di MTsN 2 Kota Blitar selama 3 tahun dan lulus pada tahun 2016. Pada tahun yang sama penulis melanjutkan pendidikan menengah keatas di MAN Kota Blitar hingga tahun 2019. Pada tahun 2019 penulis melanjutkan pendidikannya di Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang pada Program Studi Matematika melalui jalur SNMPTN dengan NIM 19610007. Untuk menambah pengalaman selama kuliah penulis juga turut serta dalam beberapa organisasi di Kampus. Penulis menerima segala saran, kritikan, ataupun masukan demi manfaatnya tugas akhir ini. Penulis dapat dihubungi melalui email: [Wahyukhoirudin8@gmail.com](mailto:Wahyukhoirudin8@gmail.com).



KEMENTERIAN AGAMA RI  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI  
MAULANA MALIK IBRAHIM MALANG  
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI

Jl. Gajayana No.50 Dinoyo Malang Telp. / Fax. (0341)558933

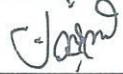
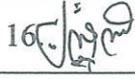
**BUKTI KONSULTASI SKRIPSI**

Nama : Wahyu Khoirudin  
NIM : 19610007  
Fakultas / Jurusan : Sains dan Teknologi / Matematika  
Judul Skripsi : Penerapan Metode *Bootstrap Aggregating Classification and Regression Trees* untuk Menentukan Klasifikasi Indeks Khusus Penanganan *Stunting*  
Pembimbing I : Ria Dhea Layla N. K., M.Si.  
Pembimbing II : Erna Herawati, M.Pd.

No	Tanggal	Hal	Tanda Tangan
1.	6 Oktober 2022	Konsultasi Bab I	1.
2.	12 Oktober 2022	ACC Bab I	2.
3.	2 November 2022	Konsultasi Bab II dan III	3.
4.	16 November 2022	ACC Bab II dan III	4.
5.	30 November 2022	Konsultasi Kajian Agama Bab I dan II	5.
6.	2 Desember 2022	ACC Kajian Agama Bab I dan II	6.
7.	20 Desember 2022	ACC Seminar Proposal	7.
8.	31 Januari 2023	Konsultasi Revisi Seminar Proposal	8.
9.	9 Februari 2023	Konsultasi Bab IV dan V	9.
10.	15 Februari 2023	ACC Bab IV dan V	10.
11.	16 Februari 2023	Konsultasi Kajian Agama Bab IV	11.
12.	19 Februari 2023	ACC Kajian Agama Bab IV	12.
13.	27 Februari 2023	ACC Seminar Hasil	13.
14.	9 Maret 2023	Konsultasi Revisi Seminar Hasil	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.	29 Maret 2023	ACC Sidang Skripsi	15. 
16.	22 Mei 2023	ACC Keseluruhan	16. 

Malang, 22 Mei 2023

Mengetahui,  
Ketua Program Studi Matematika



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