

BAB III

HASIL & PEMBAHASAN

3.1 Hasil Penelitian

Pada bagian ini akan menampilkan hasil dari setiap tahapan penelitian yang dilakukan. Tahapan tersebut meliputi preprocessing data, pembagian data, penerapan metode Simulated Annealing untuk optimasi parameter BMR pada algoritma SVM, serta evaluasi kinerja model yang telah dioptimasi. Hasil yang diperoleh dari setiap tahapan akan dijelaskan secara rinci untuk memberikan gambaran lengkap mengenai efektivitas metode yang digunakan dalam penelitian ini. Berikut adalah hasil dari tahapan-tahapan tersebut:

3.1.1 Hasil *Preprocessing* Data

Pada tahap ini ada beberapa proses yang akan di tampilkan yaitu hasil data *cleaning*, transformasi data dan penenganan ketidakseimbangan kelas.

A. Hasil Data *Cleaning*

Berikut adalah perbandingan data mentah sebelum dan sesudah melalui tahap *preprocessing*, menunjukkan peningkatan kualitas data setelah proses data *cleaning*.

Tabel 3. 1 Dataset Stunting yang Belum di Bersihkan

No	Nama	JK	Berat	Tinggi	LiLA	BB/U	ZS BB/U	TB/U	ZS TB/U	BB/TB	ZS BB/TB	Naik Berat Badan	Jml Vit A	Tanggal Pengukuran
0	DIMAS ADITYA	L	9.01	NaN	0.0	Berat Badan Normal	-	Normal	-0.21	Gizi Baik	-0.39	O	NaN	2023-01-02
1	SITI AISYAH	P	12.00	94.0	0.0	Kurang	-	Pendek	-2.09	Gizi Baik	-1.46	O	NaN	2023-01-02
2	M AL FATIH	L	8.01	69.0	0.0	Berat Badan Normal	-	Normal	-0.65	Gizi Baik	-0.14	O	NaN	2023-01-02
3	ALMAHIRA AKIRA	P	6.03	NaN	0.0	Berat Badan Normal	-	Normal	0.42	Gizi Baik	-0.74	O	NaN	2023-01-02
4	GIUNIA QAMELA CALANDRA	P	10.06	NaN	0.0	Risiko Lebih	0.090972	Normal	0.23	Gizi Lebih	0.09	O	NaN	2023-01-02
...
150460	ADNAN IRAGUSTI	L	3.00	50.0	NaN	Berat Badan Normal	-	Normal	0.06	Gizi Baik	-1.19	-	NaN	2023-12-30
150461	SIENA AL RAISHA RAMADHANI	P	13.00	NaN	0.0	Berat Badan Normal	-	Normal	-1.11	Gizi Baik	-0.85	O	NaN	2023-12-13
150462	AFIZAH KHAIRINA	P	2.05	45.0	NaN	Kurang	-	Pendek	-2.63	Gizi Baik	-0.35	-	NaN	2023-12-09
150463	M ARSYA KHOLIF	P	3.00	49.0	NaN	Berat Badan Normal	-	Normal	-1.30	Gizi Baik	-1.04	-	NaN	2023-12-19
150464	MUHAMMAD IQBAL	L	2.09	49.0	NaN	Kurang	-	Pendek	-2.48	Gizi Baik	-1.37	-	NaN	2023-12-29

Pada Tabel 3.1 data berjumlah 150,465 baris didalamnya masih banyak data terduplikat, data *missing* dan data *error* (*NaN*).

Tabel 3. 2 Dataset Stunting yang Sudah di Bersihkan

No	JK	Berat	Tinggi	LiLA	BB/U	ZS BB/U	Kelas	ZS TB/U	BB/TB	ZS BB/TB	Naik Berat Badan
0	L	11.06	83.0	0.0	Berat Badan Normal	-0.08	Tidak Stunting	-0.97	Gizi Baik	0.04	A
1	L	9.07	78.0	16.0	Berat Badan Normal	-1.75	Stunting	-2.84	Gizi Baik	-0.47	O
2	L	15.00	107.0	17.0	Berat Badan Normal	-1.08	Tidak Stunting	0.14	Gizi Baik	-1.83	T
3	L	14.00	100.0	0.0	Berat Badan Normal	-0.85	Tidak Stunting	-0.16	Gizi Baik	-1.14	O
4	L	9.03	78.0	0.0	Berat Badan Normal	-1.33	Tidak Stunting	-1.31	Gizi Baik	-0.99	N
...
18391	P	13.07	100.0	14.0	Berat Badan Normal	-1.07	Tidak Stunting	-0.45	Gizi Baik	-1.18	O
18392	P	12.08	95.0	16.0	Kurang	-2.36	Stunting	-2.78	Gizi Baik	-0.93	O
18393	L	14.05	102.0	0.0	Berat Badan Normal	-1.71	Tidak Stunting	-1.62	Gizi Baik	-1.15	T
18394	L	17.03	107.0	0.0	Berat Badan Normal	-0.14	Tidak Stunting	-0.13	Gizi Baik	-0.13	O
18395	L	15.06	102.0	0.0	Berat Badan Normal	-0.59	Tidak Stunting	-0.69	Gizi Baik	-0.25	N

Pada Tabel 3.2 dataset sudah melewati proses penghapusan duplikat dari 150,465 menjadi 34,199 *record* dan penghapusan data missing dari 34,199 menjadi 18,396 *record*.

B. Hasil Transformasi Data

Berikut adalah hasil transformasi data yang menunjukkan perubahan signifikan dalam pola dan struktur data, sehingga mempermudah analisis lebih lanjut.

Tabel 3.3 Data Sebelum di Transformasi

No	JK	BB/U	Naik Berat Badan	BB/TB
0	L	Berat Badan Normal	A	Gizi Baik
1	L	Berat Badan Normal	O	Gizi Baik
2	L	Berat Badan Normal	T	Gizi Baik
3	L	Berat Badan Normal	O	Gizi Baik
4	L	Berat Badan Normal	N	Gizi Baik
...
18391	P	Berat Badan Normal	O	Gizi Baik
18392	P	Kurang	O	Gizi Baik
18393	L	Berat Badan Normal	T	Gizi Baik
18394	L	Berat Badan Normal	O	Gizi Baik
18395	L	Berat Badan Normal	N	Gizi Baik

Pada Tabel 3.3 atribut yang akan di ubah adalah isi pada fitur JK, BB/U, Naik Berat Badan, dan BB/TB. Dalam Fitur JK 'L' akan di ubah menjadi 0 dan 'P' menjadi 1. Pada Fitur BB/U 'Berat Badan Normal' di ubah menjadi 0 dan berat badan yang 'Kurang' di ubah menjadi 1. Selanjutnya pada fitur

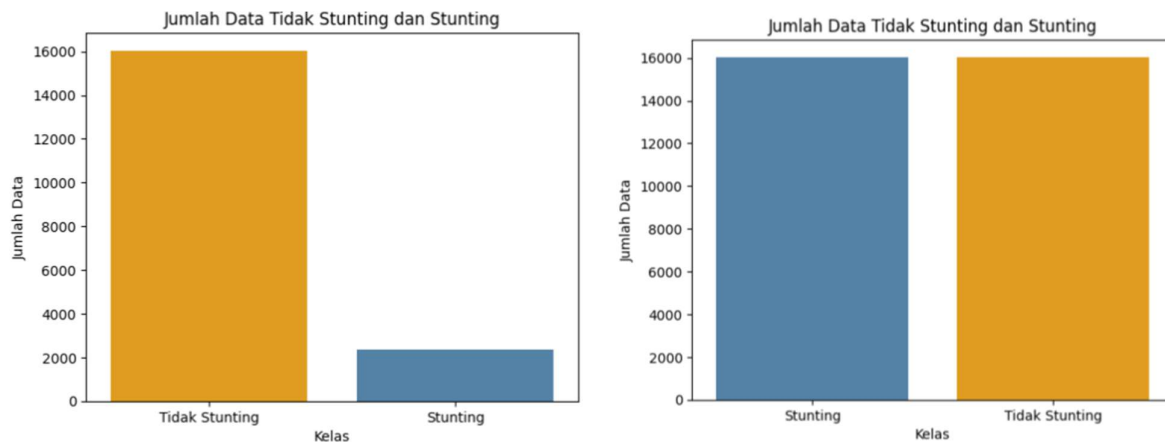
Naik Berat Badan, setiap huruf akan di ubah menjadi numerik berdasarkan hasil *LabelEncoder*, seperti huruf A (pengganti nilai kosong atau -) menjadi 9, N (Normal) menjadi 10, O (Obesitas) menjadi 11 dan T (Tinggi) menjadi 12. Pada fitur BB/TB 'Gizi Baik' di ubah menjadi 0 dan 'Gizi Buruk' menjadi 1.

Tabel 3. 4 Hasil Transformasi

No	JK	BB/U	Naik Berat Badan	BB/TB
0	0	0	9	0
1	0	0	11	0
2	0	0	12	0
3	0	0	11	0
4	0	0	10	0
...
18391	1	0	11	0
18392	1	1	11	0
18393	0	0	12	0
18394	0	0	11	0
18395	0	0	10	0

C. Hasil Penanganan Ketidakseimbangan Kelas

Berikut adalah hasil penanganan ketidakseimbangan data yang menunjukkan kelas yang lebih merata

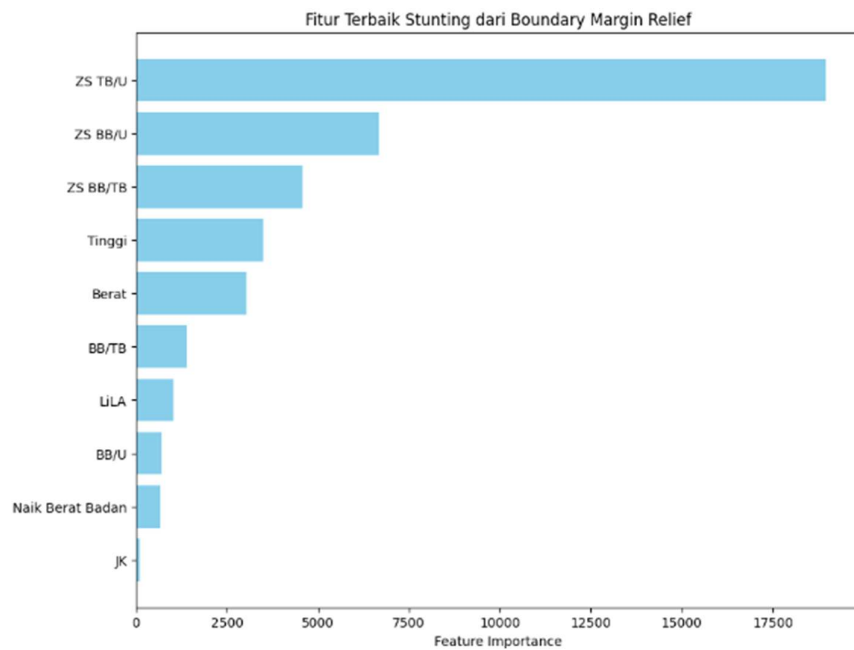


Gambar 3. 1 Hasil Penanganan Ketidakseimbangan Data

Pada Gambar 3.1, Grafik pertama menunjukkan distribusi awal data dengan ketidakseimbangan yang signifikan antara jumlah data "Tidak Stunting" sebanyak 16,046 baris data dan "Stunting" sebanyak 23,50 baris data, di mana data "Tidak Stunting" jauh lebih banyak dibandingkan data "Stunting". Grafik kedua memperlihatkan hasil setelah penanganan ketidakseimbangan data, di mana jumlah data antara "Stunting" dan "Tidak Stunting" telah disamakan, yaitu 16,046 baris data. Penanganan ketidakseimbangan data ini dilakukan untuk memastikan bahwa model pembelajaran tidak berat sebelah terhadap kelas dominan dan dapat memprediksi dengan lebih akurat untuk kedua kelas tersebut.

3.1.2 Hasil Seleksi Fitur dengan BMR

Seleksi fitur menggunakan *Boundary Margin Relief* menghasilkan beberapa fitur terbaik yang memiliki nilai bobot tinggi. Terlihat pada gambar grafik di bawah ini:



Gambar 3. 2 Hasil Fitur Terbaik BMR

Berdasarkan hasil implementasi, fitur yang mempengaruhi kinerja BMR dan *Support Vector Machine* (SVM) terlihat pada tabel berikut berdasarkan nilai bobotnya:

Tabel 3. 5 Bobot Fitur

No	Fitur	Bobot	Peringkat
1	ZS TB/U	18964	1
2	ZS BB/U	6681	2
3	ZS BB/TB	4569	3
4	Tinggi	3507	4
5	Berat	3040	5
6	Naik Berat Badan	1398	6
7	LiLA	1026	7
8	BB/TB	700	8
9	BB/U	679	9
10	JK	112	10

Berdasarkan Tabel 3.5 fitur yang dipilih adalah ZS TB/U, ZS BB/U, ZS BB/TB, Tinggi, Berat, Naik Berat Badan, LiLA, BB/TB, dan BB/U.

3.1.3 Hasil Optimasi SVM dengan *Simulated Annealing*

Berikut adalah tabel untuk menampilkan hasil SVM dan optimasi SVM dengan *simulated annealing* berdasarkan 10 *fold*:

Tabel 3. 6 Perbandingan Akurasi SVM

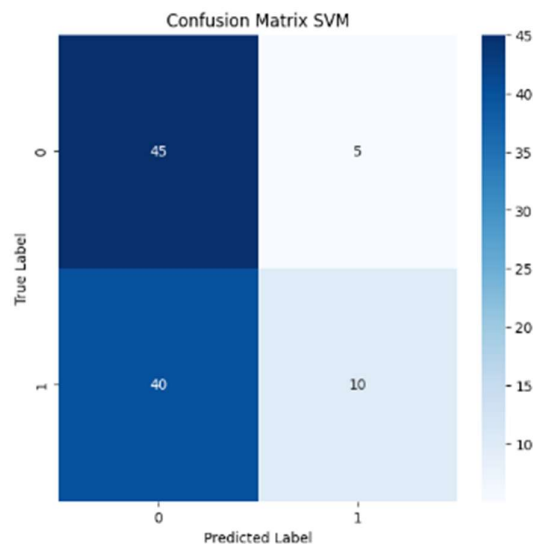
<i>Fold</i>	Akurasi SVM	Akurasi SVM Dengan SA	Kenaikan Akurasi
1	61.00%	86.00%	25.00%
2	54.00%	82.00%	28.00%
3	51.00%	87.00%	36.00%
4	58.00%	87.00%	29.00%
5	55.00%	91.00%	36.00%
6	54.00%	88.10%	34.00%
7	51.00%	90.00%	39.00%
8	50.00%	94.00%	44.00%
9	58.00%	84.00%	26.00%
10	57.00%	92.00%	35.00%
Rata-rata	54.90%	88.10%	33.20%

Rata-rata akurasi SVM adalah 54.90%, sedangkan rata-rata akurasi SVM dengan *simulated annealing* adalah 88.10%. Terdapat kenaikan rata-rata akurasi sebesar 33.20% ketika menggunakan *simulated annealing* untuk optimasi SVM serta karnel RBF dengan nilai $cost = 10$ dan $gamma = 5$.

3.1.4 Hasil Evaluasi Performa dengan *Confusion Matrix*

Menggunakan *confusion matrix* untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi yang dikembangkan. *Confusion matrix* adalah tabel yang memperlihatkan perbandingan antara prediksi yang benar dan salah yang dilakukan oleh model terhadap data yang telah diketahui kelasnya. Dari *confusion matrix* ini, dapat dilihat seberapa baik model dalam mengklasifikasikan data ke dalam kategori yang benar, serta mengidentifikasi jenis-jenis kesalahan prediksi yang dilakukan oleh model tersebut.

a. Model SVM



Gambar 3. 3 Hasil *Confusion Matrix* Model SVM

Untuk menghitung akurasi secara manual dari *confusion matrix* dapat menggunakan rumus akurasi

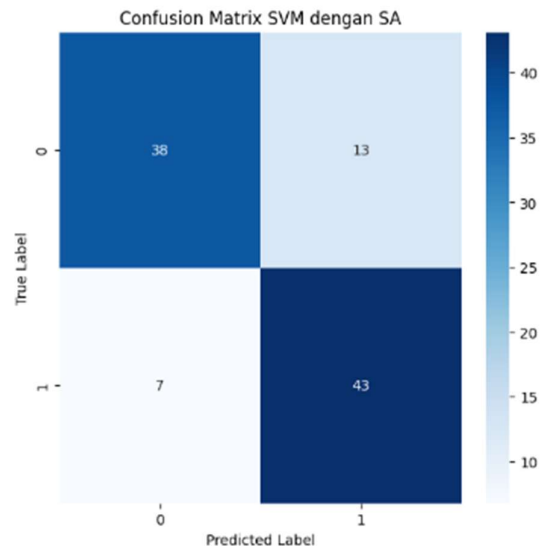
sebagai berikut:

Tabel 3. 7 Perhitungan Rata-rata *Convusion Matriks* SVM

<i>True Label</i>		<i>Predicted Label</i>	
<i>TN</i>	45	<i>FP</i>	5
<i>FN</i>	40	<i>TP</i>	10

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} = \frac{10 + 45}{10 + 45 + 5 + 10} = 54.90\%$$

b. Model SVM dan SA



Gambar 3. 4 Hasil *Confusion Matrix* Model SVM dengan SA

Untuk menghitung akurasi secara manual dari *confusion matrix* dapat menggunakan rumus akurasi sebagai berikut:

Tabel 3. 8 Perhitungan Rata-rata *Convusion Matriks* SVM dengan SA

<i>True Label</i>		<i>Predicted Label</i>	
<i>TN</i>	38	<i>FP</i>	13
<i>FN</i>	7	<i>TP</i>	43

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FN + TN + FP} = \frac{43 + 38}{43 + 7 + 38 + 13} = 88.10\%$$

3.2 Pembahasan

3.2.1 Fitur yang Mempengaruhi Kinerja BMR dan SVM

Berdasarkan hasil yang terlihat pada Tabel 3.6, maka ditentukan bahwa atribut yang memiliki ranking 1-9 yaitu ZS TB/U, ZS BB/U, ZS BB/TB, Tinggi, Berat, Naik Berat Badan, LiLA, BB/TB, dan BB/U digunakan sebagai atribut dalam pemodelan SVM karena memiliki nilai bobot yang tinggi. Sedangkan pada penelitian yang dilakukan oleh (Azhima *et al.*, 2021) menggunakan algoritma SVM dan *Chi-Square* menghasilkan 6 fitur yakni ZS TB/U, BB/U, ZS BB/U, Tinggi, LiLA dan Berat. Pada penelitian (Fadellia Azzahra *et al.*, 2024) menggunakan *Random Forest* dan PSO, fitur yang paling berpengaruh yaitu BB/TB. Penelitian lainnya oleh (Gina Purnama Insany *et al.*, 2023) menggunakan metode KNN dan ANN menghasilkan 3 atribut yaitu Berat Badan/Umur, Berat Badan/Tinggi Badan, dan Tinggi Badan/Umur. Sehingga persamaan fitur yang dominan dari penelitian tersebut adalah atribut Berat Badan/Umur (BB/U) dan Berat Badan/Tinggi Badan (BB/TB).

Tabel 3. 9 Perbandingan Fitur

Penelitian	Data	Metode	Jumlah Fitur	Fitur	Persamaan
Penelitian ini	Stunting	SVM+BMR+SA	9	ZS TB/U, ZS BB/U, ZS BB/TB, Tinggi, Berat, Naik Berat Badan, LiLA, BB/TB, dan BB/U	BB/TB
(Azhima <i>et al.</i> , 2021)	Stunting	SVM+ <i>Chi-Square</i>	6	ZS TB/U, BB/U, ZS BB/U, Tinggi, LiLA dan Berat	BB/U
(Fadellia Azzahra <i>et al.</i> , 2024)	Stunting	<i>Random Forest</i> dan PSO	1	BB/TB	BB/TB
(Gina Purnama Insany <i>et al.</i> , 2023)	Stunting	KNN dan ANN	3	Berat Badan/Umur, Berat Badan/Tinggi Badan, dan Tinggi Badan/Umur.	Berat Badan/Umur, Berat Badan/Tinggi Badan

3.2.2 Performa Algoritma

Perbandingan performa akurasi dengan penelitian (Fadellia Azzahra *et al.*, 2024) menghasilkan

akurasi 78.33% menggunakan metode *Random Forest* dan *Cross Validation* tanpa optimasi ataupun seleksi fitur. Penelitian (Azhima et al., 2021) menggunakan data stunting SVM dengan Chi-Square dan SMOTE untuk *High Dimension Data* Stunting dengan *Cross Validation* k-fold=10 menghasilkan akurasi 96,6% namun tanpa metode optimasi. Penelitian lainnya dilakukan oleh (Rahmi et al., 2022) menggunakan data stunting, metode SVM dan kernel RBF untuk data stunting dengan nilai $cost = 10$ dan $gamma = 5$ menghasilkan akurasi 100% namun, saat di terapkan dalam penelitian ini, kernel RBF dengan nilai $cost = 10$ dan $gamma = 5$ menghasilkan rata-rata akurasi 54.90% mengalami penurunan. Sedangkan saat penambahan seleksi fitur BMR dan optimasi *Simulated Annealing* akurasinya mengalami peningkatan sebanyak 33.20% sehingga akurasinya menjadi 88.10%. dengan demikian implementasi seleksi fitur menggunakan BMR dan optimasi menggunakan *Simulated Annealing* meningkatkan akurasi klasifikasi atau prediksi dari metode SVM dengan kernel RBF pada data stunting.

Tabel 3. 10 Perbandingan Akurasi

Penelitian	Data	Metode	Akurasi
(Fadellia Azzahra et al., 2024)	Stunting	<i>Random Forest</i> dan <i>Cross Validation</i>	78.33%
(Azhima et al., 2021)	Stunting	SVM + Chi-Square + SMOTE + <i>Cross Validation</i> k-fold=10	96.6%
(Rahmi et al., 2022)	Stunting	SVM dan kernel RBF	100%
Penelitian ini	Stunting	SVM dan kernel RBF	54.90%
		SVM+BMR+SA	88.10%