



Klasifikasi Stunting Pada Balita dengan Algoritma *Random forest* dan *Support Vector machine*

Buyung Panigoro¹, Mula Agung Barata², Nur Mahmudah³

^{1,2,3} Fakultas Sains dan Teknologi, Teknik Informatika, Universitas Nahdlatul Ulama Sunan Giri, Indonesia

Email: fanigoro04@gmail.com¹, mula.ab@unugiri.ac.id², mudah15@gmail.com³

Abstract

Stunting is a health problem in the world, many factors cause stunting in toddlers, this study aims to compare the performance of the Random forest algorithm and Support Vector machine using a private dataset with a total of 618 toddler data in the Sumberharjo area in February, August 2023-2024. Adding a combination of smote techniques to handle unbalanced data and k-fold Cross-validation. The results showed the Random forest algorithm with a stable accuracy of 95.41% after reaching 94.35%. For the Support Vector machine algorithm, it achieved an accuracy of 81.45% after being smote to 83.06% and the recal decreased to 51.16%. Random forest is more recommended for classifying stunting in toddlers with stable results compared to Support Vector machines.

Keywords: *Stunting, Random forest, Support Vector machine, Smote, Cross-validation.*

Abstrak

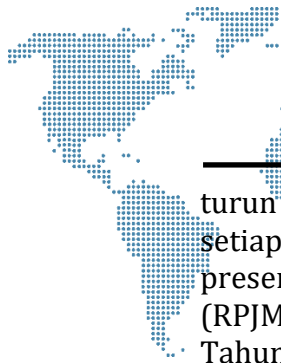
Stunting merupakan masalah kesehatan didunia, banyak faktor akibat terjadi stunting pada balita, dalam penelitian ini bertujuan untuk membandingkan peforma algoritma Random forest dan Support Vector machine dengan menggunakan dataset private dengan jumlah 618 data balita pada wilayah sumberharjo pada bulan february ,agustus tahun 2023-2024. Menambahkan kombinasi teknik smote untuk menangani data yang tidak seimbang dan k-fold Cross-validation. Hasil penelitian menunjukan algoritma Random forest dengan akurasi stabil 95,41% setelah smote 94,35%. Untuk algoritma Support Vector machine mencapai akurasi 81,45% setelah di smote menjadi 83,06% dan recal mengalami penurunan menjadi 51,16%. Random forest lebih direkomendasikan untuk klasifikasi stunting pada balita dengan hasil yang stabil dibandingkan dengan Support Vector machine.

Kata kunci: *Stunting, Random forest, Support Vector machine, Smote, Cross-validation.*

1. PENDAHULUAN

Stunting merupakan masalah kesehatan global yang terjadi di negara maju dan berkembang, termasuk indonesia. Stunting adalah kondisi gangguan pada pertumbuhan yan disebabkan kekurangan gizi kronis dalam waktu yang lama, sehingga tinggi badan tidak sesuai dengan usianya. Dampak stutning dapat mempengaruhi perkembangan balita dimana penurunan tingkat kecerdasa, lebih rentan terkena penyakit serta berkurangnya tingkat produktifitas di masa depan[1].

Organisasi kesehatan dunia atau yang dikenal (WHO) memperkirakan terdapat 144,2 juta kasus stunting yang dilaporkan secara global pada tahun 2020 [2]. Negara indonesia menempati posisi kedua di kawasan Asia Tenggara setelah negara Timor Leste dengan presentase 31,8%. Berdasarkan laporan Badan Penelitian dan Pengembangan Kesehatan Republik Indonesia (Litbangkes RI) dan Survei Status Gizi Indonesia (SSGI), angka presentase stunting di Indoneisa mengalami penurunan setiap tahunnya, dimana terdapat 30,8% pada tahun 2018



turun menjadi 21,5% di tahun 2023 [3]. Melihat penurunan yang begitu signifikan setiap tahun, hal itu masih belum mencapai target yang telah ditetapkan dengan presentase 14% dalam Rencana Pembangunan Jangka Menengah Nasional (RPJMN) pada tahun 2020 sampai 2024, dalam Peraturan Presiden Nomor 72 Tahun 2021 tentang percepatan penurunan stunting di Indonesia [4].

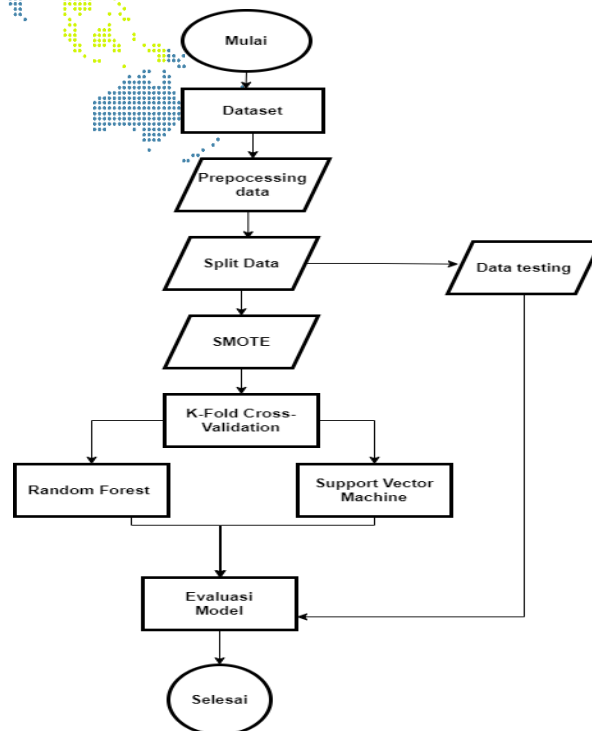
Pada tingkat Regional, Kabupaten Bojonegoro tercatat angka stunting 5.868 pada tahun 2019, angka tersebut mengalami trend naik dan turun pada tahun selanjutnya hingga menjadi 1.568 di tahun 2023 [5]. Desa Sumberharjo merupakan wilayah satuan kerja pada Puskesmas Mejuwet diaman terdapat balita mengalami keterlambatan bicara dan penurunan tingkat kecerdasan akibat resiko stunting [6]. Melihat kondisi tersebut akibat resiko stunting yang begitu tinggi dari tingkat nasional hingga desa, hal itu di perlukan upaya penanganan stunting yang berkelanjutan dengan dilakukan deteksi secara dini agar intervensi yang diberikan oleh pihak terkait secara cepat dalam mencapai target yang telah ditetapkan dalam upaya penurunan angka stunting.

dalam upaya deteksi secara dini melalui pendekatan berbasis data dengan memanfaatkan teknologi seperti machine learning yang sudah di manfaatkan dalam bidang kesehatan [7]. Machine learning merupakan salah satu penerapan kecerdasan buatan yang berfokus pada pengembangan sistem yang dapat belajar secara mandiri tanpa perlu di program secara berulang-ulang, proses pembelajaran machine learning memerlukan data latih sebelum menghasilkan suatu output [8].

Penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Abdul jalil dalam klasifikasi stunting menggunakan svm dengan dataset dari kaagle, hal menunjukan svm mencapai akurasi sebesar 82% [9]. Penelitian selanjutnya yang membahas klasifikasi stunting menggunakan algoritma *Random forest* yang dilakukan oleh M Ramadhani, hasil menunjukan bahwa *Random forest* mencapai akurasi 90% [10]. Penelitian lainnya yang di lakukan Emia Rosta B. Sebayang, dalam klasifikasi data kesehatan mental industri menggunakan algoritma *Random forest*, hasil penelitian menunjukan peforma *Random forest* sebesar 84% [11]. Berdasarkan uraian latar belakang penelitian ini menggunakan algoritma *Random forest* dan *Support Vector machine* dengan dataset private dan kombinasi Smote apabila terjadi data imbalance dan k-fold *Cross-validation* untuk mengatasi overfitting serta memaksimalkan peforma model.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Dalam penelitian ini proses dilakukan beberapa tahap yang saling berkaitan satu sama lain mulai dari pengumpulan dataset, *preprocessing* data, pembagian data, teknik Smote jika terjadi ketidakseimbangan, k-fold *Cross-validation*, menguji dengan algoritma *Random forest* dan *Support Vector machine* dan evaluasi model. berikut Gambar flowchart.



Gambar 1. Flowchart penelitian

Berikut ini penjelasan setiap proses:

a. Pengumpulan dataset

Dalam pengumpulan dataset merupakan tahap yang penting sebelum dilakukan *preprocessing*, dataset yang digunakan dalam penelitian ini berupa data balita pada wilayah Desa Sumberharjo pada bulan februari dan agustus tahun 2023-2024, dengan jumlah 618 data 10 atribut dan target label stunting.

b. *Preprocessing* data

Preprocessing data merupakan tahap untuk memproses dataset agar siap digunakan untuk pengujian model, beberapa tahapan *preprocessing* antar lain pembersihan data (*data cleaning*), transformasi data, normalisasi data agar semua fitur memiliki tipe data yang sama [12].

c. Split data atau pembagian data

Split data untuk membagi dataset menjadi dua bagian, data *training* dan data *testing* dengan rasio 80 untuk data *training* 20 untuk data *testing*.

d. Teknik Smote

Smote (*synthetic Minority Over-sampling Technique*) suatu metode oversampling yang di implementasikan untuk mengatasi ketidakseimbangan kelas dalam dataset, ketidakseimbangan terjadi kelas mayoritas lebih banyak dari kelas minoritas, jika tidak di tangani model yang dibangun cenderung bias terhadap kelas mayoritas [13].

e. Cross-validation

Cross-validation adalah teknik evaluasi model dengan memecah dataset menjadi beberapa bagian (folds) untuk mengurangi ketimpangan dalam pengukuran akurasi, data dibagi menjadi "K" yang berukuran sama [14].

f. Random forest

Random forest merupakan algoritma pembelajaran machine learning yang dikembangkan oleh Leo breiman [15]. *Random forest* terdiri dari kombinasi pohon keputusan dimana digunakan untuk keperluan regresi dan klasifikasi dengan konsep membangun banyak pohon keputusan untuk prediksi hasil berdasarkan suara mayoritas terbanyak [16]. Beberapa keunggulan *Random forest* mencakup peningkatan akurasi jika terjadi data yang hilang, ketahanan terhadap outlier, dan efisiensi dalam penyimpanan data, *Random forest* dilengkapi dengan proses seleksi fitur yang otomatis memilih fitur terbaik sehingga dapat meningkatkan kinerja model klasifikasi dan mampu menangani data besar dengan parameter yang rumit [17]. Berikut ini Rumus algoritma *Random forest*. Rumus entropy

$$Entropy(s) = \sum_{i=1}^n - p_i \log_2 p_i \quad (1)$$

Penjelasan :

S : himpunan kasus.

A : fitur.

n : jumlah partisi S.

pi : proporsi sampel untuk kelas i .

Rumus Gain:

$$Gain(S, A) = Entropy(s) - \sum_{i=1}^n \frac{|Sv|}{|S|} * Entropy(Si) \quad (2)$$

Penjelasan :

A : atribut.

V : menyatakan suatu nilai untuk atribut A.

|Si| : jumlah kasus pada partisi ke -i.

|S| : jumlah seluruh sampel data.

Entropy (Si) : entropy untuk sampel yang memiliki nilai i.

g. Support Vector machine

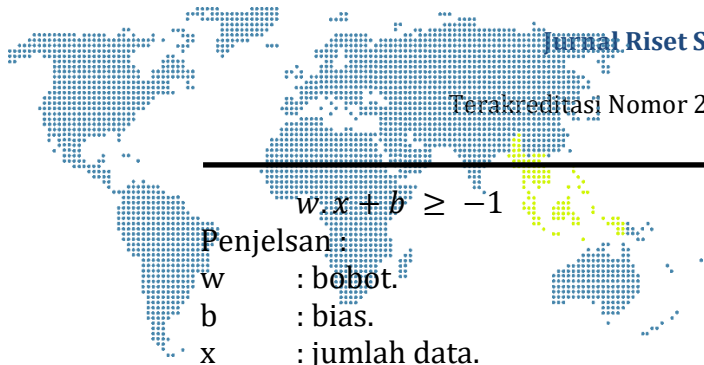
Support Vector machine merupakan pembelajaran machine learning yang diperkenalkan oleh vapink pada tahun 1992 [18]. Konsep dari *Support Vector machine* mencari *hyperplane* terbaik untuk memisahkan data dari kelompok yang berbeda dengan margin besar [19]. Terdapat beberapa jenis kernel pada *Support Vector machine* seperti kernel linear, radila basis function (rbf), *polynomial* dan sigmoid [20]. Berikut ini rumus algoritma *Support Vector machine*.

Rumus svm :

$$f(x) = w \cdot x + b = 0$$

Dari persamaan diatas pertidaksamaan kelas +1 dan pertidaksamaan kelas -1:

$$w \cdot x + b \leq +1$$



$$w \cdot x + b \geq -1$$

Penjelsan:

w : bobot.

b : bias.

x : jumlah data.

f. Evaluasi Model

Evaluasi model digunakan untuk mengukur proses kinerja mode dengan cara membandingkan hasil prediksi terhadap nilai data uji, dengan menggunakan *confussion matriks*. *Confussion matriks* merupakan teknik untuk menghitung akurasi pada konsep data mining, terdapat komponen penting dalam *confussion matriks* antara lain *true positive* (tp), *true negative* (tn), *false positive* (fp), *false negative* (fn)[21]. Berikut ini rumus perhitungan *confussion matriks* [22]:

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} \quad (3)$$

$$precision = \frac{TP}{(TP+FP)} \quad (4)$$

$$Recall = \frac{TP}{(TP+FN)} \quad (5)$$

$$F1 - score = \frac{(2*recall*precision)}{recall+precision} \quad (6)$$

Penjelasan :

TP : *True positive*.

TN : *True Negative*.

FP : *False Positive*.

FN : *False Negative*.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

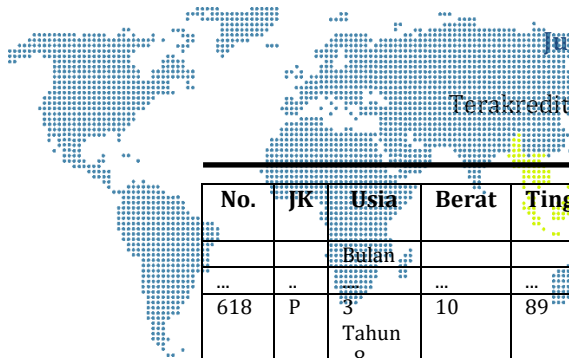
Pada tahap penelitian klasifikasi stunting pada balita menggunakan *Random forest* dan *Support Vector machine*, dimulai pengumpulan dataset, *preprocessing* data, pembagian data, melakukan teknik *smote* dan *Cross-validation*, pengujian model dan tahap evaluasi.

3.1. Pengumpulan dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini data yang bersifat private yang di dapatkan dari Puskesmas Mejuwet kecamatan Sumberrejo, dataset tersebut yang mencakup wilayah sumberharjo dengan jumlah 618 data 11 atribut dan label status stunting pada bulan februari, agustus 2023 – 2024. Berikut dibawah ini tabel dataset yang digunakan dalam penelitian :

Tabel 1. dataset penelitian

No.	JK	Usia	Berat	Tinggi	BB/U	ZS BB/U	TB/U	ZS TB/U	BB/TB	ZS BB/TB	status
1.	P	2 tahun 7 bulan	9	82	Sangat kurang	-3,05	Pendek	-2,69	Gizi baik	-1,98	stunting
2.	P	2 Tahun - 7	9	83	Sangat Kurang	-3,05	Pendek	-2,41	Gizi Kurang	-2,24	stunting



No.	JK	Usia	Berat	Tinggi	BB/U	ZS BB/U	TB/U	ZS TB/U	BB/TB	ZS BB/TB	status
...	..	Bulan	...	...	...	...					
618	P	3 Tahun - 8 Bulan	10	89	Sangat Kurang	-3.36	Pendek	-2,56	Gizi Kurang	-2.68	stunting

3.2. *preprocessing* data

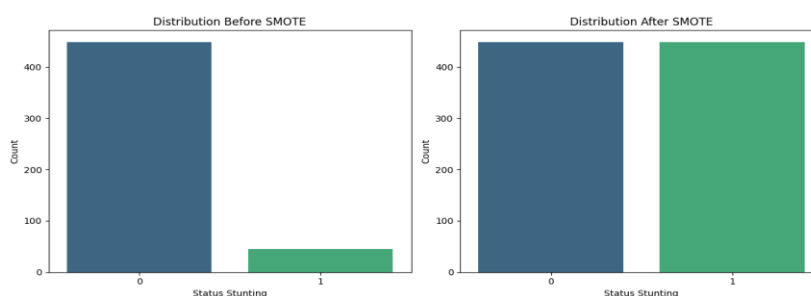
Setelah dataset didapatkan tahap selanjutnya dilakukan *preprocessing* berikut ini dataset yang sudah di *preprocessing*.

Tabel 2. Dataset yang sudah di *preprocessing*

No.	JK	Usia	Berat	Tinggi	BB/U	ZS BB/U	TB/U	ZS TB/U	BB/TB	ZS BB/TB	status
1.	0	31	9	82	0	-3.05	0	-2.69	0	-1.98	1
2.	0	31	9	83	0	-3.05	0	-2.41	1	-2.24	1
...	..		...	...		...					
618	0	44	10	89	0	-3.36	0	-2.56	1	-2.68	1

3.3. Penerapan Smote

Pada Gambar 2, grafik atribut status stunting sebelah kiri (sebelum smote) data mengalami ketidakseimbangan, kelas 1 (stunting) memiliki jumlah yang sedikit dari 1 (tidak stunting) hal tersebut di sebut class imbalance dimana dapat mempengaruhi model. pada gambar sebelah kanan setelah di lakukan smote kelas stunting dan tidak stunting sudah seimbang, dengan data yang seimbang sehingga dapat meningkatkan performa dalam klasifikasi stunting pada balita.



Gambar 2. Penerapan smote

3.4. Hasil pengujian model Algoritma *Random forest*

Tabel 3. Hasil *Cross-validation*

Sebelum dilakukan smote				
Fold	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
1	93,94%	94,32%	93,94%	92,52%
2	96,97%	96,74%	96,97%	96,81%
3	93,94%	94,31%	93,94%	92,22%
4	93,94%	94,33%	93,94%	93,13%
5	89,80%	87,26%	89,80%	87,78%
Rata -rata	93,72%	93,39%	93,72%	92,49%

Hasil tabel menunjukkan hasil dalam menerapkan k-fold *Cross-validation* dengan jumlah 5 fold untuk memaksimalkan performa dan mengurangi overfitting, hasil akurasi rata-rata mencapai 93,72% , presisi 93,39%, recall 93,72% dan f1-score 92,49%. Terdapat nilai tertinggi pada fold ke 2 dan terendah pada fold ke 5 hal ini menunjukkan ketidakseimbangan data untuk dilakukan smote untuk memperbaiki data yang tidak seimbang.

Tabel 4. Hasil *Cross-validation*

Sesudah dilakukan smote				
Fold	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
1	91,67%	91,67%	91,67%	91,67%
2	95,00%	95,16%	95,00%	95,01%
3	97,22%	97,27%	97,22%	97,22%
4	93,85%	93,95%	93,85%	93,83%
5	96,65%	96,74%	96,65%	96,65%
Rata -rata	94,88%	94,96%	94,88%	94,87%

Setelah dilakukan teknik untuk mengatasi terjadinya ketidakseimbangan data, hasil menggunakan *Cross-validation* dengan 5 fold, rata-rata akurasi 94,88%, presisi 94,96%, recall 94,4% f1-score 94,87%. Dalam peningkatan ini menunjukkan penerapan smote efektif dalam menangani ketidakseimbangan data , akurasi tertinggi pada fold 3 dan terendah di fold 1.

3.5. Hasil pengujian model algoritma *Support Vector machine*

Tabel 5. Hasil *Cross-validation*

Sebelum dilakukan smote				
Fold	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
1	81,45%	94,00%	81,45%	85,14%
2	83,06%	93,23%	83,06%	85,80%
3	82,26%	93,01%	82,26%	85,62%
4	79,67%	94,95%	79,67%	85,25%
5	83,74%	91,26%	83,74%	86,05%
Rata -rata	82,04%	93,29%	82,04%	85,57%

Pengujian model menggunakan algoritma *Support Vector machine* dengan menggunakan *cros-validation* sebanyak 5 fold, hasil rata-rata akurasi 82,04%, presisi 93,29%, recall 82,04% , f1-score 85,57%. Rentang nilai akurasi per fold berkisar 79,67% hingga 83,74%,sedangkan f1-score pada rentang 85% hingga 86,05% , hal ini menunjukkan performa yang stabil cenderung bias terhadap kelas mayoritas untuk menangani hal tersebut dengan dilakukan smote.

Tabel 6. Hasil *Cross-validation*

Sesudah dilakukan smote				
Fold	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
1	88,33%	81,65 %	98,89%	89,45%
2	87,78%	79,05%	1.00%	88,30%
3	87,78%	83,87%	91,76%	87,64%



Sesudah dilakukan smote				
Fold	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
4	87,15%	83,05%	97,03%	89,50%
5	90,50%	84,76%	98,89%	91,28%
Rata -rata	88,31%	82,48%	97,31%	89,23%

Hasil evaluasi tersebut rata-rata akurasi 88,31%, precision 82,48%, recall 97,31% dan f1-score 89,23%. Terdapat ada peningkatan pada nilai recal 82,04% menajdi 97,31% menunjukan model mengenali seluruh kelas stunting (kelas minoritas) secara menyeluruh hal tersebut teknik smote dapa mengatasi data yang mengalami ketidakseimbangan.

3.6. Evaluasi Model

Penelitian ini membandingakn peforma algoritma *Random forest* dan *Support Vector machine* dalam klasifikasi stunting pada balita .

Tabel 7. Evaluasi model *Random Forest*

Matriks	Sebelum Smote	Sesudah smote
Accuracy	95,16%	94,35%
Precision	95,41%	94,60%
Recall	95,16%	94,35%
F1-Score	94,32%	94,47%

Model *Random forest* menunjukkan performa yang sangat baik, sebelum dan sesudah diterapkannya SMOTE. Sebelum SMOTE, diperoleh akurasi sebesar 95,16%, precision 95,41%, recall 95,16%, dan F1-score 94,32%. Setelah SMOTE, nilai-nilai metrik sedikit menurun namun tetap tinggi, dengan akurasi 94,35%, precision 94,60%, recall 94,35%, dan F1-score 94,47%. Hal ini menunjukkan bahwa *Random forest* mampu mengklasifikasikan data secara stabil dan tidak terlalu terdampak oleh ketidakseimbangan kelas.

Tabel 8. Evaluasi model SVM

Matriks	Sebelum Smote	Sesudah smote
Accuracy	81,45%	83,06%
Precision	94,00%	34,38%
Recall	81,45%	1.00%
F1-Score	85,14%	51,16%

Algoritma SVM menunjukkan peningkatan recall namun mengalami penuruna pada precision dan F1-score setelah dilakukan SMOTE. Sebelum SMOTE, SVM menghasilkan akurasi 81,45%, precision 94,00%, recall 81,45%, dan F1-score 85,14%. Setelah SMOTE, meskipun recall meningkat drastis menjadi 100%, precision justru menurun tajam menjadi 34,38%, dengan penurunan F1-score menjadi hanya 51,16%. Hal ini menunjukan bahwa SVM menjadi terlalu sensitif

terhadap kelas minoritas, sehingga banyak menghasilkan false positive, yang menyebabkan penurunan performa secara keseluruhan.

4. SIMPULAN

Berdasarkan pengujian diatas, penelitian untuk membandingkan peforma algoritma *Random forest* dan *Support Vector machine* dalam klasifikasi stunting pada balita, algortima menunjukan akurasi yang tinggi sebelum dan sesudah dilakukan smote dengan akurasi yang stabil sebesar 94%, sementara *Support Vector machine* menunjukan akurasi yang tinggi setelah di lakukan smote , akurasi 83,06% serta meningkatnya recall menjadi 100% , namun pada f1-score turun drastis menjadi 51,16%, hal tersebut *Support Vector machine* leboh rentan terhadap overfitting saat di diterapkan data yang telah dilakukan oversampling. Dengan hal tersebut merekomendasikan menggunakan dalam penelitian ini untuk menggunakan algoritma *Random forest* dalam klasifikasi stunting pada balita.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Alfira Yunita Assa And J. Neng Sarman, "Isu Kesehatan Stunting Dan Strategi Penanganannya Melalui Penguatan Konsumsi Pangan Lokal," *Kult. Digit. Media*, Vol. 6, No. 2, Pp. 46–50, 2024.
- [2] S. F. Rahman, D. Firdaus, And S. Elfiansih, "Hubungan Antara Asupan Zat Besi Dan Seng Dengan Kejadian Stunting Balita Usia 6-23 Bulan," Vol. 7, No. 2, Pp. 10–19, 2024.
- [3] H. Rahman, M. Rahmah, And N. Saribulan, "Upaya Penanganan Stunting Di Indonesia," *J. Ilmu Pemerintah. Suara Khatulistiwa*, Vol. Viii, No. 01, Pp. 44–59, 2023.
- [4] Widayatun, "Keberhasilan Dan Tantangan Penurunan Kasus Stunting Di Indonesia : Upaya Mencapai Target Sdgs," Vol. 1, No. 1, Pp. 33–43, 2023.
- [5] "Status Gizi Bojonegoro." <https://Data.Bojonegorokab.Go.Id/Dinas-Kesehatan.Html@Detail=Status-Gizi>
- [6] F. Susanti And N. Yulita, "Jurnal Ilmiah Kesehatan 2022 Jurnal Ilmiah Kesehatan 2022," *J. Ilm. Kesehat.*, Vol. 21, No. 1, Pp. 14–19, 2024.
- [7] R. S. Nurhalizah And R. Ardianto, "Analisis Supervised Dan Unsupervised Learning Pada Machine Learning: Systematic Literature Review," Vol. 4, No. 1, Pp. 61–72, 2024.
- [8] C. Chazar And B. Erawan, "Machine Learning Diagnosis Kanker Payudara Menggunakan Algoritma *Support Vector Machine*," *Inf. (Jurnal Inform. Dan Sist. Informasi)*, Vol. 12, No. 1, Pp. 67–80, 2020, Doi: 10.37424/Informasi.V12i1.48.
- [9] A. Jalil, A. Homaidi, And Z. Fatah, "Implementasi Algoritma *Support Vector Machine* Untuk Klasifikasi Status Stunting Pada Balita," *G-Tech J. Teknol. Terap.*, Vol. 8, No. 3, Pp. 2070–2079, 2024, Doi: 10.33379/Gtech.V8i3.4811.
- [10] M. R. Akbar Ariyadi, S. Lestanti, And S. Kirom, "Klasifikasi Balita Stunting Menggunakan *Random Forest* Classifier Di Kabupaten Blitar," *Jati (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, Vol. 7, No. 6, Pp. 3846–3851, 2024, Doi: 10.36040/Jati.V7i6.7822.
- [11] E. R. B. Sebayang, Y. H. Chrisnanto, And Melina, "Klasifikasi Data Kesehatan Mental Di Industri Teknologi Menggunakan Algoritma *Random Forest*," *Ijespg J.*, Vol. 1, No. 3, Pp. 237–253, 2023.
- [12] A. W. M. Gaffar, A. M. Halis, P. Purnawansyah, And S. R. Jabir, "Penerapan Algoritma *Support Vector Machine* Untuk Klasifikasi Stunting Pada Balita Di Kabupaten Enrekang," *J. Minfo Polgan*, Vol. 13, No. 1, Pp. 286–292, 2024, Doi:

-
- 10.33395/Jmp.V13i1.13620.
- [13] M. P. Pulungan, A. Purnomo, And A. Kurniasih, "Penerapan Smote Untuk Mengatasi Imbalance Class Dalam Klasifikasi Kepribadian MbtI Menggunakan Naive Bayes Classifier," *J. Teknol. Inf. Dan Ilmu Komput.*, Vol. 10, No. 7, Pp. 1493–1502, 2023, Doi: 10.25126/Jtiik.1077989.
- [14] R. R. R. Arisandi, B. Warsito, And A. R. Hakim, "Aplikasi Naïve Bayes Classifier (Nbc) Pada Klasifikasi Status Gizi Balita Stunting Dengan Pengujian K-Fold Cross Validation," *J. Gaussian*, Vol. 11, No. 1, Pp. 130–139, 2022, Doi: 10.14710/J.Gauss.V11i1.33991.
- [15] N. A. Prakoso Indaryono, "Analisa Perbandingan Algoritma *Random Forest* Dan Naïve Bayes Untuk Klasifikasi Curah Hujan Berdasarkan Iklim Di Indonesia," *Jipi (Jurnal Ilm. Penelit. Dan Pembelajaran Inform.)*, Vol. 9, No. 1, Pp. 158–167, 2024, Doi: 10.29100/Jipi.V9i1.4421.
- [16] Ary Prandika Siregar, Dwi Priyadi Purba, Jojor Putri Pasaribu, And Khairul Reza Bakara, "Implementasi Algoritma *Random Forest* Dalam Klasifikasi Diagnosis Penyakit Stroke," *J. Penelit. Rumpun Ilmu Tek.*, Vol. 2, No. 4, Pp. 155–164, 2023, Doi: 10.55606/Juprit.V2i4.3039.
- [17] Marlina Haiza, Elmayati, Zulius Antoni, And Wijaya Harma Oktafia Lingga, "Penerapan Algoritma *Random Forest* Dalam Klasifikasi Penjurusan Di Sma Negeri Tugumulyo," *Penerapan Kecerdasan Buatan*, Vol. 4, No. 2, Pp. 138–143, 2023.
- [18] I. C. Buulolo, H. A. Sihombing, K. Toba, And S. Utara, "Pengenalan Buah Kopi Berdasarkan Parameter Warna Menggunakan Algoritma Backpropagation Dan Algoritma *Support Vector Machine* (Svm) Introduction Of Coffee Fruit Based On Color Parameter Using Backpropagation Algorithm And *Support Vector Machine* (Svm)," Pp. 26–32, 2021, Doi: 10.47002/Seminastika.V3i1.234.
- [19] M. A. Ramadhani *Et Al.*, "Implementasi Algoritma *Support Vector Machine* (Svm) Untuk Diagnosis Kesehatan Manusia Berbasis Web," Vol. 9, Pp. 896–902, 2025.
- [20] D. L. Rianti, Y. Umaidah, And A. Voutama, "Tren Marketplace Berdasarkan Klasifikasi Ulasan Pelanggan Menggunakan Perbandingan Kernel *Support Vector Machine*," *String (Satuan Tulisan Ris. Dan Inov. Teknol.)*, Vol. 6, No. 1, P. 98, 2021, Doi: 10.30998/String.V6i1.9993.
- [21] Hansen And S. Hariyanto, "Perbandingan Algoritma Data Mining Dalam Mengklasifikasi Penyakit Diabetes Menggunakan Model C4.5 Dan Naïve Bayes," *J. Algor*, Vol. 4, No. 2, Pp. 1–10, 2023, [Online]. Available: <https://jurnal.buddhidharma.ac.id/index.php/algor/index>
- [22] H. Harnelia, "Analisis Sentimen Review Skincare Skintific Dengan Algoritma *Support Vector Machine* (Svm)," *J. Inform. Dan Tek. Elektro Terap.*, Vol. 12, No. 2, 2024, Doi: 10.23960/Jitet.V12i2.4095.