

# Klasifikasi Status Stunting Pada Balita di Kecamatan Singgahan dengan Algoritma *Support Vector Machine*

Sinta Ayu Ningrum<sup>a\*</sup>, Mula Agung Barata<sup>b</sup>, Nur Mahmudah<sup>c</sup>

<sup>a,b</sup> Prodi Teknik Informatika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Nahdlatul Ulama Sunan Giri

<sup>c</sup> Prodi Statistika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Nahdlatul Ulama Sunan Giri

\*correspondence email : [sintaningrum58@gmail.com](mailto:sintaningrum58@gmail.com)

**Abstract—**Stunting is a chronic health issue that significantly impacts children's physical growth and cognitive development, particularly in developing countries such as Indonesia. This study classifies stunting status among toddlers in the Singgahan District by applying the Support Vector Machine (SVM) algorithm, which we optimize using Grid Search Cross-Validation. We use a dataset of 642 toddler records with nine attributes representing nutritional and growth conditions. The classification process involves several stages, including data preprocessing, handling data imbalance using the SMOTE method, and evaluating model performance through 5-fold cross-validation. Our results show that the SVM algorithm without optimization achieves an accuracy of 69.83%. Optimization with Grid Search Cross-Validation significantly increases the accuracy to 93.33%. These findings indicate that applying SVM with hyperparameter tuning via Grid Search Cross-Validation effectively improves classification accuracy for stunting status in toddlers. This research contributes to using machine learning to support decision-making processes in public health sectors.

**Index Terms—**Grid Search Cross-Validation, Machine Learning, Stunting, Toddlers, Support Vector Machine (SVM), SMOTE

**Abstrak—**Stunting adalah masalah kesehatan kronis yang secara signifikan memengaruhi pertumbuhan fisik dan perkembangan kognitif anak-anak, terutama di negara-negara berkembang seperti Indonesia. Penelitian ini mengklasifikasikan status stunting di antara balita di Kecamatan Singgahan dengan menerapkan algoritma Support Vector Machine (SVM), yang kami optimalkan menggunakan Grid Search Cross-Validation. Kami menggunakan dataset yang terdiri dari 642 catatan balita dengan sembilan atribut yang mewakili kondisi nutrisi dan pertumbuhan. Proses klasifikasi melibatkan beberapa tahap, termasuk pra-pemrosesan data, penanganan ketidakseimbangan data menggunakan metode SMOTE, dan evaluasi kinerja model melalui 5-fold cross-validation. Hasil kami menunjukkan bahwa algoritma SVM tanpa optimasi mencapai akurasi sebesar 69,83%. Optimasi dengan Grid Search Cross-Validation secara signifikan meningkatkan akurasi menjadi 93,33%. Temuan ini menunjukkan bahwa penerapan SVM dengan penyetelan hyperparameter melalui Grid Search Cross-Validation secara efektif meningkatkan akurasi klasifikasi untuk status stunting pada balita. Penelitian ini berkontribusi pada penggunaan pembelajaran mesin untuk mendukung proses pengambilan keputusan di sektor kesehatan masyarakat.

**Kata Kunci—**stunting, balita, support vector machine, SMOTE, grid search cross-validation

## I. PENDAHULUAN

Kemajuan teknologi dalam dunia kesehatan telah meningkatkan efisiensi tenaga medis, terutama dalam memberikan layanan diagnosis penyakit kepada masyarakat [1]. Salah satu tantangan besar yang dihadapi adalah stunting, yaitu kondisi gagal tumbuh yang disebabkan oleh asupan gizi yang tidak memadai dalam jangka panjang[2]. Stunting menjadi ancaman serius bagi masa depan anak, karena tidak hanya berdampak pada kesehatan fisik, tetapi juga dapat meningkatkan angka kematian dan kerentanan terhadap penyakit. UNICEF menyatakan bahwa Indonesia termasuk salah satu negara berkembang dengan prevalensi stunting yang tinggi, menempatkannya dalam lima besar kasus stunting dari 88 negara di dunia [3].

WHO (*World Health Organization*) menetapkan bahwa pada tahun 2025, *Global Nutrition* akan lebih berfokus pada permasalahan stunting, mengingat data prevalensi balita stunting menunjukkan bahwa Indonesia berada di urutan ketiga dengan prevalensi tertinggi di kawasan Asia Tenggara/South-East Asia Regional (SEAR). Beberapa faktor yang menyebabkan stunting pada balita meliputi kondisi ekonomi, gizi ibu selama masa hamil, penyakit bayi, dan kurangnya asupan gizi pada bayi. Penyakit menular

menjadi penyebab langsung gangguan pertumbuhan pada balita [4]. Balita perlu mengonsumsi zat gizi yang cukup dengan kualitas yang baik, karena mereka masih dalam proses tumbuh kembang. Jika masalah ini bersifat kronis, maka akan memengaruhi fungsi kognitif, yang dapat mengakibatkan tingkat kecerdasan yang rendah dan berdampak pada kualitas sumber daya manusia di Indonesia.

Salah satu faktor utama yang menjadi permasalahan kondisi stunting adalah kurangnya pemahaman masyarakat mengenai stunting, sehingga mereka tidak dapat melakukan upaya pencegahan sejak dulu. Oleh karena itu, kami perlu melakukan terobosan untuk mengambil langkah cepat dan tepat terhadap faktor-faktor penyebab stunting dengan memanfaatkan teknologi *machine learning* [1]. *Machine learning* dapat secara optimal mengambil keputusan dengan menyajikan wawasan yang bersifat prediktif dan berjalan secara otomatis. Pembelajaran *machine learning* merupakan studi berkelanjutan tentang konsep pengenalan pola dan pembelajaran komputasi dalam kecerdasan buatan, yang menggunakan algoritma pembelajaran untuk memprediksi dan mendukung pengambilan keputusan otomatis berdasarkan sekumpulan data [5]. Beberapa jenis *machine learning* yang pernah digunakan untuk memprediksi antara lain: *naïve bayes*, *support vector machine*, dan *K-nearest neighbor* [6].

Dalam konteks ini, algoritma *Support Vector Machine* (SVM) [7][8] muncul sebagai salah satu metode yang efektif untuk mengklasifikasikan status gizi pada anak balita. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa SVM dapat mencapai akurasi yang signifikan dalam klasifikasi, dan dengan penerapan optimasi *Grid Search Cross-Validation*, kami berharap dapat meningkatkan akurasi lebih lanjut [9]. SVM beroperasi dengan menemukan *hyperplane optimal* [10] yang memisahkan dua kelompok data, di mana kinerjanya sangat dipengaruhi oleh pilihan kernel dan parameter model. Dengan memanfaatkan SVM, kami bertujuan untuk merancang cara pembelajaran komputasi yang efisien dalam pemisahan data dan identifikasi risiko stunting pada anak.

Dengan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menerapkan algoritma SVM yang dioptimalkan dengan *Grid Search Cross-Validation* untuk mengklasifikasikan status gizi balita, serta memberikan rekomendasi strategis dalam upaya pencegahan stunting di Indonesia.

## II. METODE

Penelitian ini mengadopsi pendekatan kuantitatif dan termasuk dalam kategori penelitian eksperimen, dengan fokus pada penerapan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) yang dioptimalkan melalui metode *Grid Search Cross-Validation*. Pendekatan ini memungkinkan kami untuk mengeksplorasi dan menganalisis data secara sistematis, serta menguji hipotesis yang telah ditetapkan. Langkah-langkah penelitian ini meliputi:

1. **Pengumpulan Data:** Mengumpulkan data yang relevan terkait status gizi balita, termasuk variabel-variabel yang berpotensi mempengaruhi stunting. Dataset ini merupakan modifikasi dari penelitian sebelumnya [11] dan mencakup hasil pemeriksaan kesehatan yang dilakukan oleh petugas medis di Puskesmas di Kecamatan Singgahan, Kabupaten Tuban.
2. **Pra-pemrosesan Data:** Melakukan pembersihan dan transformasi data untuk memastikan kualitas dan konsistensi, termasuk penanganan nilai yang hilang dan normalisasi data. Proses ini bertujuan untuk meningkatkan kualitas dataset dan kinerja algoritma klasifikasi. Langkah pertama adalah memeriksa nilai yang hilang (missing values) dalam data. Selanjutnya, atribut yang masih dalam format string diubah menjadi format numerik. Untuk mengatasi ketidakseimbangan data, penelitian ini menggunakan metode *Synthetic Minority Oversampling Technique* (SMOTE)[12] untuk menghasilkan sampel sintetik pada kelas minoritas. Dengan langkah-langkah ini, diharapkan dataset dapat memberikan hasil yang lebih akurat dalam analisis stunting pada balita.
3. **Pembagian Dataset:** Membagi dataset menjadi subset pelatihan dan pengujian untuk memastikan evaluasi model yang akurat. Pembagian dataset dilakukan dengan metode *k-fold cross-validation* untuk memastikan stabilitas performa model dan mencegah overfitting pada data latih. *K-fold cross-validation* membagi dataset menjadi k bagian (*fold*) yang memiliki ukuran serupa, dengan nilai k yang dipilih sebesar 5.
4. **Penerapan Algoritma SVM:** Dalam penelitian ini, diterapkan klasifikasi biner menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) untuk mengidentifikasi dua kelas, yaitu stunting dan tidak stunting. Pendekatan ini memungkinkan model untuk membedakan antara balita yang mengalami stunting dan yang tidak, dengan memanfaatkan kemampuan SVM dalam menemukan *hyperplane optimal* yang memisahkan kedua kelas tersebut.

5. **Optimasi Hyperparameter:** Tahap optimasi parameter algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dilakukan menggunakan metode *Grid Search Cross-Validation* untuk meningkatkan akurasi model[13]. Metode ini mencari kombinasi optimal dari parameter yang telah ditentukan, seperti nilai C untuk regulasi, *gamma* untuk *kernel* RBF, dan tipe *kernel* (*linear*, RBF, *polynomial*, dan lainnya). Proses ini mengevaluasi setiap kombinasi parameter berdasarkan performa model pada data pelatihan dan validasi, sehingga dapat diidentifikasi kombinasi terbaik yang menghasilkan akurasi maksimal.
6. **Evaluasi Model:** Mengukur kinerja model menggunakan metrik evaluasi yang relevan, seperti akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*, untuk menilai efektivitas klasifikasi.
7. **Analisis Hasil:** Langkah selanjutnya adalah menganalisis hasil yang diperoleh dan membandingkannya dengan penelitian sebelumnya, serta menarik kesimpulan yang dapat memberikan wawasan baru dalam penanganan stunting. Analisis ini mencakup evaluasi terhadap hasil klasifikasi dataset yang telah dioptimalkan melalui *Grid Search Cross-Validation*, dengan fokus pada perbandingan akurasi algoritma *Support Vector Machine* sebelum dan sesudah penerapan optimasi.
8. **Rekomendasi:** Menyusun rekomendasi berdasarkan temuan penelitian untuk mendukung upaya pencegahan stunting di Indonesia.

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini memaparkan hasil klasifikasi status gizi balita menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dengan optimasi *Grid Search Cross-Validation*. Kami menilai performa model melalui metrik akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*, serta membahas hasilnya dalam konteks penelitian sebelumnya untuk memahami implikasi terhadap pencegahan stunting di Indonesia.

1. Dalam tahap pengumpulan data, kami menggunakan dataset yang telah dimodifikasi dari penelitian sebelumnya untuk memastikan relevansi dan kelengkapan data sesuai dengan tujuan penelitian. Proses modifikasi ini melibatkan penyesuaian dan validasi data guna meningkatkan kualitas serta memastikan konsistensi informasi yang akan digunakan sebagai dasar analisis. Dataset dalam penelitian ini terdiri dari 9 atribut yang diperoleh melalui observasi dan wawancara. Adapun 9 atribut tersebut adalah sebagai berikut:

Tabel 1. Atribut Dataset untuk Klasifikasi Status Gizi Balita

Atribut Data	Keterangan
Jenis Kelamin	0 : Laki-laki, 1: Perempuan
Umur	Umur balita (0-59 bulan)
Berat Badan	Berat balita (Kg)
Tinggi Badan	Tinggi Badan (Cm)
BB/U	Berat badan dibandingkan umur (0 ; sangat kurang, 1; kurang, 2;Berat Badan Normal, 3;risiko lebih)
Z-Core BB/U	Nilai Z-core dibandingkan dengan umur
BB/TB	Berat badan dibandingkan tinggi (0;Gizi Buruk, 1;Gizi Kurang, 2;Gizi Baik, 3; Gizi Lebih, 4; Risiko Gizi Lebih, 5;Obesitas)
Z-Core BB/TB	Nilai Z-core dibandingkan tinggi badan
Z-Core TB/U	Nilai Z-core dibandingkan umur

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah data gizi balita yang terdiri dari 600 data, 9 atribut dan 1 Label.

Tabel 2: Atribut Dataset yang Mempengaruhi Status Gizi Balita

No.	Jenis Kelamin	Umur/bulan	Berat Badan	Tinggi Badan	BB/U	Z-Core BB/U	BB/TB	Z-Core BB/TB	Z-Core TB/FU	Status
1	L	2	5,2	52	2	-0,73	3	3,53	-3,42	0
2	P	5	6,5	57	2	-0,83	3	2,57	-3,67	0
3	P	5	7,4	60	2	0,26	3	2,42	-2,29	0
4	P	9	7,5	64	2	-0,77	2	0,98	-2,56	1
5	L	8	7,6	67	2	-1,5	2	-0,38	-2,09	0
.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....
599	P	52	12,8	92	1	-0,71	2	-0,3	-3,36	0
600	L	46	13	96	1	-2,03	2	-1,2	-2,08	0

2. Proses pre-processing dilakukan untuk mempersiapkan data sebelum analisis. Langkah pertama adalah memeriksa dan menangani *missing value*, yang dapat mempengaruhi hasil analisis. Selanjutnya, atribut yang berupa data string diubah menjadi format numerik agar dapat diproses oleh algoritma klasifikasi. Untuk mengatasi ketidakseimbangan data, penelitian ini menggunakan metode *Synthetic Minority Oversampling Technique* (SMOTE) untuk menghasilkan sampel sintetik pada kelas minoritas. Hal ini bertujuan agar model klasifikasi dapat beroperasi lebih optimal. Tabel 3 menunjukkan perbandingan jumlah data sebelum dan setelah pre-processing, memberikan gambaran mengenai dampak langkah-langkah yang diambil.

Tabel.3. Tabel Data Pre-processing

Sebelum		Sesudah	
Jumlah Baris	Jumlah Kolom	Jumlah Baris	Jumlah Kolom
450	9	600	9

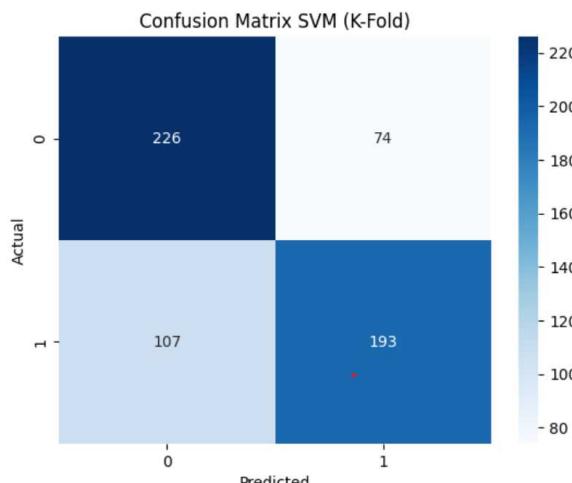
3. Dalam penelitian ini, pembagian data dilakukan menggunakan metode k-fold cross-validation untuk memastikan bahwa model yang dibangun memiliki performa yang stabil dan tidak overfitting terhadap data latih. Pada penelitian ini digunakan nilai  $k = 5$ , yang berarti data dibagi menjadi lima bagian. Tabel berikut memperlihatkan hasil performa menggunakan algoritma SVM.

Tabel.4. Hasil Akurasi SVM

Kelas	Precision	Recall
0	67.87%	75.33%
1	72.28%	64.33%
Akurasi keseluruhan : 69.83%		

Secara keseluruhan, akurasi model mencapai 69.83%, artinya model mampu mengklasifikasikan 69.83% dari seluruh data dengan benar. Meskipun demikian, terdapat ketidakseimbangan kinerja antara kedua kelas, khususnya dengan recall yang lebih rendah untuk kelas 1. Hal ini menunjukkan perlunya optimasi lebih lanjut untuk meningkatkan keseimbangan dan performa model secara keseluruhan.

4. Penerapan algoritma SVM menggunakan metode Support Vector Machine (SVM) untuk mengidentifikasi dua kelas, yaitu stunting dan tidak stunting.



Gambar.1.Hasil Confusion Matrix

Hasil confusion matrix menunjukkan bahwa sebanyak 193 data yang benar-benar termasuk dalam kelas 1 berhasil diprediksi dengan tepat oleh model sebagai kelas 1 (*True Positive*). Sebanyak 107 data yang sebenarnya termasuk dalam kelas 1 secara keliru diprediksi oleh model sebagai kelas 0 (*False Negative*). Sebanyak 74 data yang sebenarnya termasuk dalam kelas 0 secara keliru diprediksi oleh model sebagai kelas 1 (*False Positive*). Sementara itu, sebanyak 226 data yang benar-benar termasuk dalam kelas 0 berhasil diprediksi dengan tepat oleh model sebagai kelas 0 (*True Negative*).

5. Tahap optimasi parameter dimulai dengan pemilihan jenis kernel yang akan diterapkan pada model SVM. Parameter grid yang digunakan yaitu kernel RBF sementara *k-fold cross validation* diterapkan dengan 5 fold. Hasil analisis perbandingan antar kernel SVM ditunjukkan pada tabel berikut;

Tabel.5. Optimasi Grid Search

Kernel	Parameter	Std
Rbf	{‘C’ = 1.0, ‘kernel’ = Rbf}	0.0370
Rbf	{‘C’ = 1.0, ‘Gamma’ = 1, ‘Kernel’ = Rbf}	0.0677

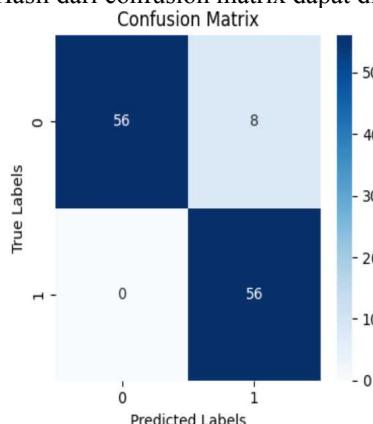
Tabel diatas menunjukkan perbandingan nilai standar deviasi (Std) dari model *Support Vector Machine* dengan kernel RBF menggunakan dua konfigurasi parameter yang berbeda. Pada baris pertama, model menggunakan parameter  $C = 1.0$  dan kernel RBF tanpa menyertakan nilai gamma secara eksplisit. Model menghasilkan nilai standar deviasi sebesar 0.0370 yang menunjukkan Tingkat variasi akurasi antar *fold* cukup rendah dan model cenderung stabil.

Sementara pada baris kedua, parameter yang digunakan adalah  $C = 1.0$ ,  $\Gamma = 1.0$ , dan kernel RBF. Konfigurasi tersebut menghasilkan nilai standar deviasi yang lebih tinggi, yaitu 0.0677 yang mengindikasikan bahwa performa model lebih berfluktuasi antar *fold* selama proses *cross-validation*. Hal tersebut menunjukkan bahwa pemilihan nilai gamma yang eksplisit dapat memengaruhi stabilitas performa model. Dari hasil penerapan optimasi *grid search cross-validation* menghasilkan performa sebagai berikut;

Tabel.6. Hasil Performa Grid Search

Precision	Recall	F1-Score
94.17%	93.33%	93.33%
Akurasi keseluruhan :	93.33%	

6. Berdasarkan perbandingan antara Tabel 4 dan Tabel 6, terdapat pengaruh signifikan setelah penerapan metode optimasi grid search cross validation. Akurasi meningkat sebesar 23,5%, sehingga akurasi baru mencapai 93.33%. Hasil dari confusion matrix dapat dilihat pada gambar berikut.



Gambar.2. Confusion Matrix setelah optimasi

7. Analisis Hasil Perbandingan akurasi hasil sebelum dan sesudah penerapan optimasi grid search cross validation dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

Tabel.7. Perbandingan Hasil Akurasi	
SVM	SVM + Grid Search Cross-Validation
69.83%	93.33%

Penggunaan *Grid Search* pada model SVM dalam penelitian ini menghasilkan peningkatan akurasi yang signifikan. Sebelum dilakukan optimasi, akurasi model SVM adalah 69,83%. Namun, setelah penerapan grid search cross-validation, akurasi meningkat menjadi 93,33%. Peningkatan sebesar 23,5% ini menunjukkan efektivitas *grid search cross-validation* dalam mengoptimalkan parameter model dan meningkatkan kinerja klasifikasi.

#### IV. KESIMPULAN

Pemanfaatan teknologi machine learning, khususnya algoritma *Support Vector Machine* (SVM), terbukti efektif dalam membantu klasifikasi status gizi balita dan identifikasi risiko stunting. Dalam penelitian ini, akurasi klasifikasi awal mencapai 69,83%. Setelah dilakukan optimasi menggunakan *Grid Search Cross-Validation*, performa model meningkat dan menghasilkan akurasi mencapai 93,33% menunjukkan bahwa pemilihan hyperparameter yang tepat sangat berpengaruh terhadap hasil klasifikasi. Penggunaan teknik SMOTE juga membantu menyeimbangkan data, sehingga model dapat bekerja lebih optimal. Dengan demikian, pendekatan ini dapat menjadi solusi prediktif dalam upaya pencegahan stunting secara lebih efisien dan akurat.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. Banurea, D. B. Hutagaol, and O. Sihombing, "Klasifikasi Penyakit Stunting Dengan Menggunakan Algoritma Support Vector Machine Dan Random Forest," *J. TEKINKOM*, vol. 6, no. 2, pp. 540–549, 2023, doi: 10.37600/tekinkom.v6i2.927
- [2] A. Subadi, Kusrimi, "Diagnosa Stunting Berdasarkan Gejala Medis," *JIP: Jurnal Informatika Polinema*, vol. 10, no. 4, pp. 501–510, 2024.
- [3] A. G. Alvian and A. R. Moh, "Indonesian Journal of Computer Science," *Indones. J. Comput. Sci.*, vol. 12, no. 2, pp. 284–301, 2023, [Online]. Available: <http://ijcs.stmikindonesia.ac.id/ijcs/index.php/ijcs/article/view/3135>
- [4] Ramadhan, Ramadhanu, and T. Hidayat, "Metode Machine Learning untuk Klasifikasi Data Gizi Balita dengan Algoritma Naive Bayes, KNN dan Decision Tree," *J. SIMETRIS*, vol. 15, no. 1, pp. 57–68, 2024.
- [5] R. G. Wardhana, G. Wang, and F. Sibuea, "Penerapan Machine Learning Dalam Prediksi Tingkat Kasus Penyakit Di Indonesia," *J. Inf. Syst. Manag.*, vol. 5, no. 1, pp. 40–45, 2023, doi: 10.24076/joism.2023v5i1.1136.
- [6] G. N. Masacgi and M. S. Rohman, "Optimasi Model Algoritma Klasifikasi menggunakan Metode Bagging pada Stunting Balita," *Edumatic J. Pendidik. Inform.*, vol. 7, no. 2, pp. 455–464, 2023, doi: 10.29408/edumatic.v7i2.23812.
- [7] H. Tohari, S. Harini, M. A. Yaqin, I. B. Santoso, and C. Crysidian, "Penerapan Metode Support Vector Machine (SVM) Dalam Klasifikasi Produktivitas Padi," *J. Comput. Syst. Informatics*, vol. 5, no. 1, pp. 175–183, 2023, doi: 10.47065/josyc.v5i1.4538.
- [8] N. W. S. Agustini, D. Priadi, and R. V. Atika, "Profil Kimia dan Aktivitas Antibakteri Fraksi Aktif Nannochloropsis sp. sebagai Senyawa Penghambat Bakteri Penyebab Gangguan Kesehatan Mulut," *J. Pascapanen dan Bioteknol. Kelaut. dan Perikan.*, vol. 17, no. 1, p. 19, 2022, doi: 10.15578/jpbkp.v17i1.781.
- [9] A. Nadroh, D. N. Triwibowo, and R. B. B. Sumantri, "Klasifikasi Status Gizi Balita Menggunakan Algoritma Support Vector Machine Dengan Optimasi Grid Search Cross-Validation," *METHOMIKA: Jurnal Manajemen Informatika & Komputersisasi Akuntansi*, vol. 8, no. 2, pp. 250–257, 2024.
- [10] S. D. Wahyuni and R. H. Kusumodestoni, "Optimalisasi Algoritma Support Vector Machine (SVM) Dalam Klasifikasi Kejadian Data Stunting," *Bull. Inf. Technol.*, vol. 5, no. 2, pp. 56–64, 2024, doi: 10.47065/bit.v5i2.1247.
- [11] Y. Aprillia, Z. Alawi, and I. A. Sa'ida, "Implementasi Algoritma Naive Bayes Dengan Feature Selection Backward Elimination Dalam Pengklasifikasian Status Penderita Stunting Pada Balita", *Al-Mantiq*, vol. 4, no. 2, Aug. 2024.
- [12] Normah, B. Rifai, S. Vambudi, and R. Maulana, "Analisa Sentimen Perkembangan Vtuber Dengan Metode Support Vector Machine Berbasis SMOTE," *J. Tek. Komput. AMIK BSI*, vol. 8, no. 2, pp. 174–180, 2022, doi: 10.31294/jtk.v4i2.
- [13] S. W. Lubis, P. P. Adikara, and B. Darma, "Optimasi Hyperparameter Support Vector Machine Dengan Particle Swarm Optimization Terhadap Klasifikasi Citra Digital Imbalanced," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. Vol 8 No 3, 2024, [Online]. Available: <https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/13508>

**Sinta Ayu Ningrum**, Mahasiswa Program Studi Sarjana Teknik Informatika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Nahdlatul Ulama Sunan Giri.

Mula Agung Barata, Meraih gelar Sarjana Sains Terapan pada tahun 2017 dari Politeknik Negeri Malang. Kemudian meraih gelar Magister Komputer dari Universitas Dian Nuswantoro pada tahun 2022. Saat ini Penulis menjadi dosen Program Studi Teknik Informatika Universitas Nahdlatul Ulama Sunan Giri Bojonegoro.

Nur Mahmudah, Meraih gelar Sarjana Sains pada tahun 2014 dari Universitas Brawijaya. Kemudian meraih gelar Magister pada tahun 2018 dari Institut Teknologi Sepuluh Nopember. Saat ini Penulis menjadi dosen Program Studi Statistika Universitas Nahdlatul Ulama Sunan Giri Bojonegoro.