

KLASIFIKASI STATUS GIZI BALITA MENGGUNAKAN ALGORITMA SUPPORT VECTOR MACHINE DENGAN OPTIMASI GRID SEARCH CROSS-VALIDATION

Azkiyatun Nadroh[✉], Deny Nugroho Triwibowo, R. Bagus Bambang Sumantri

Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Harapan Bangsa, Purwokerto, Indonesia

Email: azkiyatunnadroh56@gmail.com

DOI: <https://doi.org/10.46880/jmika.Vol8No2.pp250-257>

ABSTRACT

Toddlers are children aged 0 to 59 months who experience rapid growth and development and require a higher intake of nutrients. This study aims to classify the nutritional status of toddlers using the support vector machine (SVM) algorithm with grid search cross-validation optimization. The quality of a toddler's nutrition significantly affects their growth and development, and malnutrition is a major issue in Indonesia. Data were obtained from Posyandu Desa Jagalempeni, comprising a total of 512 toddler data entries. After undergoing pre-processing and feature engineering, the data were classified using SVM. The initial results showed an accuracy of 79,29%. Following the application of grid search cross-validation optimization with the radial basis function (RBF) kernel, accuracy increased to 85,71%. These results indicate that grid search cross-validation is effective in optimizing SVM model parameters and improving classification performance.

Keyword: Toddlers, Classification, Support Vector Machine, Grid Search Cross-Validation.

ABSTRAK

Balita adalah anak-anak yang berusia antara 0 hingga 59 bulan, berada dalam fase pertumbuhan dan perkembangan yang pesat, serta memerlukan asupan gizi dalam jumlah yang lebih besar. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan status gizi balita dengan menggunakan algoritma support vector machine (SVM) yang dioptimalkan melalui grid search cross-validation. Kualitas gizi balita sangat berpengaruh terhadap pertumbuhan dan perkembangan anak, dan masalah gizi kurang merupakan salah satu isu utama di Indonesia. Data diperoleh dari Posyandu Desa Jagalempeni dengan total 512 data balita. Setelah proses pra-pemrosesan dan rekayasa fitur, data diklasifikasikan menggunakan SVM. Hasil awal menunjukkan akurasi sebesar 79,29%. Setelah penerapan optimasi grid search cross-validation dengan kernel radial basis function (RBF), akurasi meningkat menjadi 85,71%. Hasil ini menunjukkan bahwa grid search cross-validation efektif dalam mengoptimalkan parameter model SVM dan meningkatkan kinerja klasifikasi.

Kata Kunci: Balita, Klasifikasi, Support Vector Machine, Grid Search Cross-Validation.

PENDAHULUAN

Salah satu faktor yang menentukan kesehatan masyarakat di setiap wilayah adalah kualitas gizi balita. Gizi yang baik pada balita sangat berpengaruh terhadap pertumbuhan normal, perkembangan fisik, dan kecerdasan anak. Di Indonesia, masalah gizi paling umum adalah gizi kurang dan anak balita yang berusia antara 0 hingga 5 tahun yang merupakan kelompok usia paling rentan mengalami gizi kurang (Kementerian Kesehatan, 2017). Berdasarkan hasil Survei Status Gizi Indonesia (SSGI) yang dipublikasikan oleh Kementerian Kesehatan pada Rapat Kerja Nasional BKKBN tahun 2023, tingkat kejadian stunting di Indonesia mengalami penurunan dari 24,4% menjadi 21,6% pada tahun 2022 (Kementerian Kesehatan, 2023).

Pertumbuhan fisik balita dipantau secara rutin setiap bulan melalui Posyandu balita (Vizianti, 2022). Salah satu kegiatan Posyandu adalah pemeriksaan antropometri untuk memantau pertumbuhan dan perkembangan anak, serta menilai status gizi balita. Antropometri merupakan metode yang digunakan untuk mengukur proporsi, dan komposisi tubuh manusia yang menjadi acuan dalam menilai status gizi (Kementerian Kesehatan, 2020). Kader Posyandu bertanggung jawab untuk melakukan pengukuran antropometri, yang meliputi berat badan, tinggi badan, lingkaran lengan atas, dan lingkaran kepala.

Teknologi informasi yang terus berkembang memungkinkan pemanfaatan teknik analisis data untuk mendukung pengambilan keputusan di bidang Kesehatan (Arta et al., 2019). Penerapan teknologi dan metodologi *data mining* dapat memberikan kontribusi

signifikan untuk memahami dan menganalisis kondisi gizi balita. *Data mining* adalah istilah yang menggambarkan proses penemuan pengetahuan dalam basis data (*database*) (Sumantri & Utami, 2020). Salah satu teknik dalam data mining yang dapat diaplikasikan untuk menganalisis kondisi gizi balita adalah klasifikasi (Fatonah & Pancarani, 2022), (Islam et al., 2022).

Algoritma *support vector machine* memiliki tingkat sensitivitas yang rendah terhadap nilai awal, sehingga mampu mengatasi masalah yang mungkin timbul pada algoritma lain dan mampu melakukan pemisahan linear pada data non – linear berdimensi besar (Widaningsih, 2019), (Praghakusma & Charibaldi, 2021). *Support vector machine* masih memerlukan perbaikan, terutama dalam proses pemilihan fitur yang optimal dan penyesuaian bobot atribut, sehingga masalah ini dapat mengakibatkan akurasi prediksi yang rendah (Andriyani et al., 2023). Oleh karena itu, melakukan optimasi menjadi langkah yang menjamin model yang dapat memberikan hasil klasifikasi yang paling optimal (Pramudhyta & Rohman, 2024). Ada beberapa teknik optimasi yang umum digunakan dalam pemilihan parameter model, seperti *grid search cv*, *random search*, *particle swarm optimization (ps)*, *genetic algorithm* dan lain-lain (Aina et al., 2024).

Penelitian ini memilih menggunakan optimasi *grid search cross-validation*. Ini memungkinkan penentuan parameter algoritma secara terstruktur dengan mengeksplorasi kombinasi nilai yang telah ditetapkan sebelumnya, sehingga dapat meningkatkan akurasi model sekaligus mengurangi potensi *overfitting* (Marketbrew, 2024). *Grid search cross-validation* merupakan teknik yang berguna untuk menemukan nilai parameter yang paling optimal bagi sebuah model (Fajri & Primajaya, 2023). *Grid search cross-validation* akan digunakan pada penelitian ini untuk memilih parameter *support vector machine* yang tepat dan optimal dengan tujuan meningkatkan hasil akurasi.

Berdasarkan pemaparan latar belakang masalah tersebut, penelitian ini menerapkan algoritma *support vector machine* yang bertujuan untuk mengklasifikasikan status gizi balita guna mengatasi ketidakakuratan data antropometri di Posyandu Desa Jagalempeni. Penggunaan algoritma *support vector machine* dalam klasifikasi ini dengan dioptimalkan melalui *grid search cross-validation* yang bertujuan untuk meningkatkan kinerja algoritma tersebut.

TINJAUAN PUSTAKA

Penulis melampirkan penelitian sebelumnya yang berkaitan dengan penelitian ini. (Awalullaili et al., 2023) telah melakukan penelitian dengan judul “Klasifikasi Hipertensi Menggunakan Metode SVM Grid Search dan SVM Genetic Algorithm”. Tujuan penelitian ini adalah untuk mengklasifikasikan kasus tekanan darah menjadi dua kategori, yaitu tekanan darah normal dan hipertensi. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebanyak 510 *record*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode SVM grid search dengan kernel RBF menghasilkan akurasi terbaik, yaitu 89.22%.

Penelitian dengan judul “Klasifikasi Penyakit Diabetes Retinopati Menggunakan Support Vector Machine” yang dilakukan oleh (Fatmawati & Rifai, 2023) memiliki tujuan untuk mengembangkan model klasifikasi yang efektif untuk mendeteksi diabetes retinopati menggunakan metode Support Vector Machine (SVM). Data yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah 1151 sampel, yang terdiri dari 540 pasien kontrol dan 611 pasien yang terdiagnosa diabetes retinopati. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model terbaik untuk klasifikasi diabetes retinopati diperoleh dengan parameter *cost* 10, yang menghasilkan akurasi sebesar 74,8%.

Pada penelitian yang dilakukan oleh (Darmawan & Dianta, 2023) yang berjudul “Implementasi Optimasi Hyperparameter GridSearchCV Pada Sistem Prediksi Serangan Jantung Menggunakan SVM” bertujuan untuk membuat sistem prediksi serangan jantung dengan menggunakan metode SVM yang dioptimalkan melalui *hyperparameter* GridSearchCV. Jumlah data yang digunakan terdiri dari 302 data dan hasil penelitian menunjukkan bahwa model yang dibangun dapat memprediksi kemungkinan serangan jantung dengan akurasi sebesar 86,0%, *precision* sebesar 84,0%, *recall* sebesar 91,0%, dan *f1-score* sebesar 87,0%.

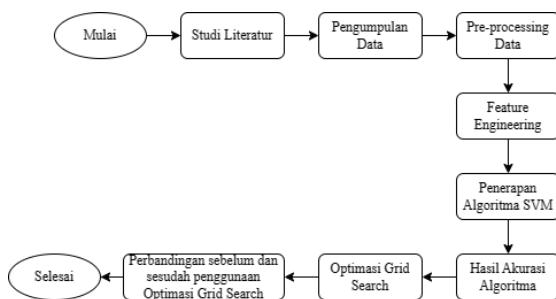
Kemudian, (Iriananda et al., 2024) melakukan penelitian dengan judul “Optimasi Klasifikasi Sentimen Komentar Pengguna Game Bergerak Menggunakan Svm, Grid Search Dan Kombinasi N-Gram” bertujuan untuk menganalisis sentimen dari teks ulasan pengguna pada permainan mobile populer dan memberikan wawasan bagi pengembang game untuk meningkatkan kualitas game. Jumlah data yang digunakan dalam penelitian ini adalah 3600 baris data, dengan rasio data latih dan data uji sebesar 75:25. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode SVM mencapai

akurasi optimum sebesar 87,33%, yang merupakan peningkatan 17,33% dibandingkan penelitian sebelumnya yang hanya mencapai akurasi 70%.

Penelitian lain dengan judul penelitian “Optimalisasi Algoritma Random Forest dan Support Vector Machine untuk Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi PrimaKu” oleh (Misriati & Aryanti, 2024) berujuan untuk mengoptimalkan penggunaan algoritma Random Forest dan Support Vector Machine (SVM) dalam analisis sentimen ulasan aplikasi PrimaKu. Jumlah data yang digunakan dalam penelitian ini adalah 2.000 dengan hasil penelitian menunjukkan SVM sebelum menggunakan teknik GridSearchCV diperoleh 74,5% dan dengan menggunakan teknik GridSearchCV menunjukkan adanya peningkatan sebesar 13,5% sehingga diperoleh nilai akurasi sebesar 88%.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini merupakan penelitian yang menggunakan pendekatan kuantitatif dan termasuk termasuk dalam jenis penelitian eksperimen, yaitu dengan menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM) dengan optimasi Grid Search. Langkah-langkah penelitian ini adalah sebagai berikut:



Gambar 1. Langkah Penelitian

Studi Literatur

Studi literatur ini dilakukan untuk membantu penulis dalam memahami landasan teori yang mendukung penelitian serta melihat penelitian – penelitian terdahulu yang relevan. Penulis melakukan studi literatur dengan mereview sekitar 40 jurnal nasional dan internasional terkait dalam penelitian ini.

Pengumpulan Data

Dalam pengumpulan data, penulis memperoleh informasi dari kader Posyandu. Data dikumpulkan pada bulan Januari hingga Februari 2024 dengan total 512 data. Data yang diperoleh mencakup atribut balita yang

akan diteliti, sebagaimana terlampir dalam Tabel di bawah ini.

Tabel 1. Atribut Data

Atribut	Keterangan
Nama Balita	Nama balita
Alamat	Alamat balita
Tanggal Lahir	Tanggal lahir balita
Nama Orang Tua	Nama orang tua balita
Jenis Kelamin	Jenis kelamin balita
Umur	Umur balita (0 – 60 bulan)
Berat Badan	Berat badan terakhir diukur (kg)
Tinggi Badan	Tinggi badan terakhir diukur (cm)
Lingkar Lengan Atas	Lingkar lengan atas terakhir diukur (cm)
Lingkar Kepala	Lingkar lengan terakhir diukur (cm)
IMT/U anak usia 0 - 60 bulan	Indeks massa tubuh sekarang dibandingkan umur anak usia 0 - 60 bulan

Atribut data yang digunakan dalam penelitian ini meliputi jenis kelamin, umur, berat badan, tinggi badan, dan IMT/U yang merupakan indikator utama dalam pengukuran antropometri.

Preprocessing Data

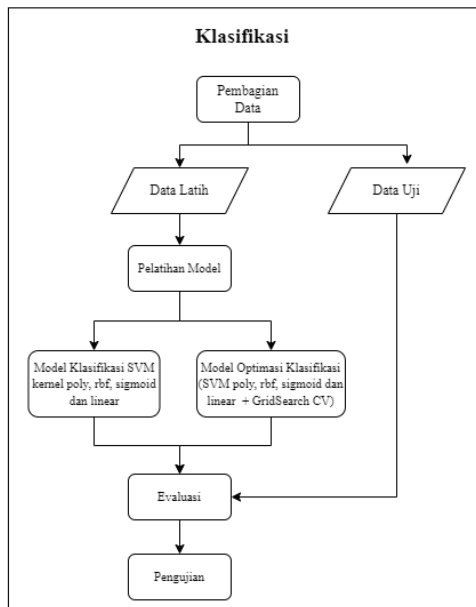
Langkah pre-processing ini merupakan bagian dari proses pengolahan data yang mencakup pembersihan data serta penghapusan nilai yang hilang, data yang berulang, dan data yang tidak relevan (Aldama & Nasir, 2023). Data dibagi dengan rasio 70:30, dimana 70% digunakan untuk data latih dan 30% digunakan untuk data uji.

Feature Engineering

Proses *feature extraction* dilakukan untuk mengubah data mentah menjadi fitur yang lebih representatif untuk analisis. Pada tahap ini, data yang masih berupa string atau teks diproses dan diubah menjadi bentuk numerik atau nominal. Seleksi fitur adalah proses pemilihan fitur yang relevan berdasarkan kriteria tertentu untuk memperoleh fitur yang optimal. Dataset akan melalui seleksi menggunakan metode pemilihan mundur (*backward selection*) sebagai metode seleksi fitur untuk mengidentifikasi atribut-atribut yang kurang berpengaruh atau tidak relevan dalam dataset.

Penerapan Algoritma Support Vector Machine

Penelitian ini terdapat dua kelas yang digunakan, yaitu gizi kurang dan gizi baik. Oleh karena itu, metode *support vector machine* yang diterapkan adalah klasifikasi biner.



Gambar 2. Alur Klasifikasi

Hasil Akurasi Penerapan Algoritma Support Vector Machine

Langkah selanjutnya adalah mengevaluasi hasil penerapan algoritma *support vector machine*. Evaluasi dilakukan dengan menggunakan *confusion matrix*. Hasil akurasi ini akan memberikan gambaran mengenai seberapa baik model *support vector machine* dalam mengklasifikasikan status gizi balita.

Optimasi Grid Search Cross-Validation

Penelitian ini akan mencoba mengoptimalkan parameter algoritma *support vector machine* melalui *grid search cross-validation* untuk mendapatkan tingkat akurasi yang lebih tinggi.

Perbandingan Sebelum dan Sesudah Optimasi Grid Search Cross-Validation

Setelah memperoleh performa klasifikasi dari algoritma *support vector machine* dan penerapan *grid search cross-validation*, langkah selanjutnya adalah membandingkan kinerja algoritma *support vector machine* sebelum dan setelah penerapan optimasi *grid search cross-validation* dalam klasifikasi status gizi balita berdasarkan nilai performa klasifikasi yang diperoleh.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengumpulan Data

Dari hasil penelitian di Posyandu Desa Jagalempeni, diperoleh data mengenai status gizi balita

yang dijelaskan pada Tabel 2 dengan rincian sebagai berikut.

Tabel 2. Jumlah Balita Sesuai Status Gizi Balita

Status Gizi	Jumlah	Presentase
Gizi Kurang	182	35.5%
Gizi Baik	330	64.5%
Total	512	100%

Pre-processing Data

Pre-processing data dilakukan untuk mengolah data, termasuk pembersihan data serta penghapusan nilai yang hilang (*missing values*) dan data yang berulang (*redundant*) dalam data yang digunakan untuk klasifikasi. Tabel 3 memperlihatkan perbandingan jumlah data sebelum dan setelah penghapusan data duplikat.

Tabel 3. Tabel Data Preprocessing

Sebelum		Sesudah	
Jumlah Baris	Jumlah Kolom	Jumlah Baris	Jumlah Kolom
512	5	466	5

Feature Engineering

Data yang masih dalam bentuk string atau teks perlu diubah menjadi format numerik agar model klasifikasi dapat memprosesnya. Pada kolom jenis kelamin, nilai "P" diubah menjadi angka 1, sedangkan nilai "L" diubah menjadi angka 2. Sementara itu, pada kolom *imt/u*, kelas "Gizi Kurang" diubah menjadi angka 1 dan "Gizi Baik" diubah menjadi angka 2. Beberapa perubahan data dapat dilihat pada Tabel berikut.

Tabel 4. Tabel Transformasi Data

No	JK	Umur (bln)	BB (kg)	TB (cm)	imt/u
1	2	23	9,8	78	2
2	1	36	10,9	84,9	2
3	1	45	13,3	97,5	1
4	2	32	11,3	90,2	1
5	2	59	14,7	102	2
..
466	1	59	14,6	105	2

Klasifikasi Algoritma Support Vector Machine

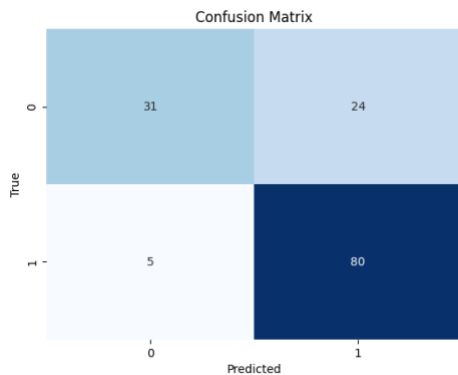
Dataset akan dibagi menjadi tiga bagian, yaitu data latih dan data uji dengan rasio 70:30. Algoritma kemudian diterapkan dan diuji pada dataset yang telah diolah dan dipisahkan tersebut. Tabel berikut

memperlihatkan hasil performa pengujian menggunakan algoritma klasifikasi SVM.

Tabel 5. Hasil Akurasi SVM

Kelas	Precision	Recall	F1-Score
1	0,86	0,56	0,68
2	0,77	0,94	0,85
Akurasi: 79,29%			

Secara keseluruhan, akurasi model mencapai 79,29%, artinya model mampu mengklasifikasikan 79,29% 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.



Gambar 3. Hasil *Confusion Matrix*

Hasil *confusion matrix* menunjukkan bahwa sebanyak 31 data yang benar-benar termasuk dalam kelas 1 berhasil diprediksi dengan tepat oleh model sebagai kelas 1 (*True Positive*). Sebanyak 24 data yang sebenarnya termasuk dalam kelas 1 secara keliru diprediksi oleh model sebagai kelas 2. Sebanyak 5 data yang sebenarnya termasuk dalam kelas 2 secara keliru diprediksi oleh model sebagai kelas 1. Sebanyak 80 data yang benar-benar termasuk dalam kelas 2 berhasil diprediksi dengan tepat oleh model sebagai kelas 2 (*True Negative*).

Optimasi Grid Search Cross-Validation

Proses optimasi dimulai dengan pemilihan jenis kernel yang akan diterapkan pada model SVM. Parameter *grid* yang digunakan mencakup kernel linier, polinomial, serta RBF sementara *k-fold cross-validation* diterapkan dengan 10-fold. Hasil analisis

perbandingan antar kernel SVM ini ditunjukkan pada Tabel 6 berikut.

Tabel 6. Perbandingan Kernel SVM

Kernel	Parameter	Std
Rbf	{'C': 10, 'gamma': 0.2, 'kernel': 'rbf'}	0.058654
Rbf	{'C': 10, 'gamma': 0.1, 'kernel': 'rbf'}	0.062583
Linear	{'C': 1000, 'kernel': 'linear'}	0.061643
Rbf	{'C': 100, 'gamma': 0.1, 'kernel': 'rbf'}	0.059814
Linear	{'C': 10, 'kernel': 'linear'}	0.063775
...
Poly	{'C': 1000, 'degree': 2, 'gamma': 0.05, 'kerne...	0.071983

Hasil analisis pada Tabel 6 menunjukkan kernel rbf dengan parameter C:10, gamma:0.2 menduduki peringkat pertama dengan deviasi standar skor sebesar 0.058654. Ini menunjukkan bahwa konfigurasi ini memberikan kinerja terbaik dan paling konsisten di antara semua kernel yang diuji.

RBF merupakan kernel yang terbaik dalam penelitian ini. Selanjutnya, dilakukan pencarian parameter terbaik menggunakan grid search. Tabel 7 menunjukkan parameter dengan nilai parameter, estimator, dan validasi silang terbaik dari model SVM.

Tabel 7. Param, Estimator dan Validasi Silang Terbaik

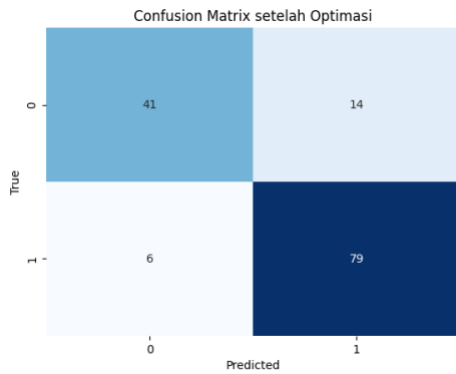
Params	Estimator	Cross-Validation
{'C': 10, 'gamma': 0.2, 'kernel': 'rbf'}	SVC(C=10, gamma=0.2)	0.8527556818181818

Hasil penerapan estimator ini dapat dilihat pada Tabel 8. Berdasarkan hasil tersebut, dapat dianalisis performa model dan efektivitas estimator dalam menyelesaikan tugas klasifikasi.

Tabel 8. Hasil Akurasi *Grid Search*

Kelas	Precision	Recall	F1-Score
1	0,87	0,75	0,80
2	0,85	0,93	0,89
Akurasi: 85,71%			

Berdasarkan perbandingan antara Tabel 5 dan Tabel 8, terdapat pengaruh signifikan setelah penerapan metode optimasi *grid search cross-validation*. Akurasi meningkat sebesar 6,42%, sehingga akurasi baru mencapai 85,71%. Hasil dari *confusion matrix* dapat dilihat pada gambar berikut.



Gambar 4. Confusion Matrix Setelah Optimasi

Perbandingan Sebelum dan Sesudah Penggunaan Optimasi Grid Search

Perbandingan akurasi hasil sebelum dan sesudah penerapan optimasi *grid search cross-validation* dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

Tabel 9. Perbandingan hasil akurasi

SVM	SVM+GridSearch SV
80%	85,71%

Penggunaan Grid Search pada model SVM dalam penelitian ini menghasilkan peningkatan akurasi yang signifikan. Sebelum dilakukan optimasi, akurasi model SVM adalah 79,29%. Namun, setelah penerapan *grid search cross-validation*, akurasi meningkat menjadi 85,71%. Peningkatan sebesar 6,24% ini menunjukkan efektivitas *grid search cross-validation* dalam mengoptimalkan parameter model dan meningkatkan kinerja klasifikasi.

Tabel 10. Perbandingan Hasil Penelitian Ini Dengan Penelitian Terdahulu

Judul, Nama dan Tahun	Evaluasi Matrix	Hasil Penelitian
Klasifikasi Penyakit Hipertensi Menggunakan Metode Svm Grid Search Dan Svm Genetic Algorithm (GA)	Hasil analisis yang dilakukan menggunakan metode <i>Grid Search</i> pada model SVM dengan kernel RBF menunjukkan nilai akurasi yang signifikan dalam	Penggunaan optimasi Grid Search CV pada model SVM dalam penelitian ini tidak hanya meningkatkan akurasi menjadi 85,71%, tetapi juga

(Awalullaili et al., 2023)	klasifikasi penyakit hipertensi sebesar 89,22%.	menunjukkan performa yang kuat pada metrik lain. Hasil <i>precision</i> tertinggi sebesar 87%. Di sisi lain, <i>recall</i> tertinggi dengan nilai 93%. <i>F1-score</i> sebesar 89%. <i>K-fold cross-validation</i> yang diterapkan dengan 10-fold pada kernel linear, polynomial, sigmoid, dan RBF menunjukkan bahwa kernel RBF dengan parameter <i>C:10</i> dan <i>gamma:0.2</i> menempati peringkat pertama.
Klasifikasi Penyakit Diabetes Retinopati Menggunakan Support Vector Machine dengan Algoritma Grid Search Cross-Validation	Penggunaan <i>grid search</i> dengan menggunakan kernel linear serta 5-fold <i>cross-validation</i> diperoleh hasil sebanyak 30 model. Model terbaik untuk kasus klasifikasi penyakit diabetes retinopati ini didapatkan dari parameter <i>cost</i> 10 sebesar 74,8%.	
(Fatmawati & Rifai, 2023)	Implementasi Optimasi Hyperparameter GridSearchCV Pada Sistem Prediksi Serangan Jantung Menggunakan SVM	Hasil penggunaan optimasi <i>hyperparameter gridsearch</i> CV pada sistem prediksi serangan jantung menggunakan SVM bekerja dengan performa yang baik. Sistem ini mencapai nilai akurasi sebesar 86,0%, <i>precision</i> sebesar 84,0%, <i>recall</i> sebesar 91,0%, dan <i>f1-score</i> sebesar 87,0%.
(Darmawan & Dianta, 2023)	Optimasi Klasifikasi Sentimen Komentar Pengguna Game Bergerak Menggunakan Svm, Grid Search Dan Kombinasi N-Gram	Hasil penggunaan model Grid Search terbukti efektif dalam meningkatkan kinerja klasifikasi. Hasil akurasi mencapai 87,33%. nilai <i>precision</i> 88,5%, dan <i>Recall</i> dengan nilai 85,5%.
(Iriananda et al., 2024)	Optimalisasi Random Forest dan Support Vector Machine dengan Hyperparameter Grid Search CV untuk Analisis Sentimen Ulasan PrimaKu	Hasil evaluasi model SVM setelah menggunakan optimasi <i>GridSearch CV</i> meningkat menjadi 88%, dengan presisi 84,1%, <i>recall</i> 81,5%, dan <i>f1-score</i> 82,8%.
(Misriati & Aryanti, 2024)		

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa akurasi sebesar 85,71% berada pada posisi menengah ke atas jika dibandingkan dengan penelitian-penelitian sebelumnya. Meskipun akurasi ini tidak setinggi klasifikasi hipertensi yang mencapai 89,22%, hasil ini lebih baik dibandingkan dengan klasifikasi diabetes

retinopati yang hanya mencapai 74,8%. Selain itu, hasil menunjukkan kinerja yang baik dengan *precision* tertinggi sebesar 87% dan *recall* tertinggi sebesar 93%, menempatkan penelitian ini pada posisi yang kuat dalam hal keseimbangan performa. Hasil *F1-score* tertinggi sebesar 89% menunjukkan bahwa penelitian ini berhasil mempertahankan keseimbangan yang sangat baik antara *precision* dan *recall*.

KESIMPULAN

Algoritma *support vector machine* (SVM) yang digunakan dalam penelitian ini menunjukkan tingkat akurasi sebesar 79,79%. Proses optimasi dengan *grid search cross-validation* dilakukan menggunakan berbagai jenis kernel dan validasi silang *K-fold* ($n_splits=10$). Kernel rbf dengan parameter $C:10$ dan $\gamma:0,2$ memberikan kinerja terbaik dan paling konsisten. Setelah penerapan optimasi *grid search cross-validation*, akurasi model meningkat sebesar 6,24%, dari 79,29% menjadi 85,71%. Peningkatan ini menunjukkan bahwa *grid search cross-validation* efektif dalam mengoptimalkan parameter model SVM dan meningkatkan kinerja klasifikasi.

DAFTAR PUSTAKA

- Aina, L. N., Nastiti, V. R. S., & Aditya, C. S. K. (2024). Implementasi Extra Trees Classifier dengan Optimasi Grid Search CV pada Prediksi Tingkat Adaptasi. *MIND (Multimedia Artificial Intelligent Networking Database) Journal*, 9(1), 78–88.
- Andriyani, S. Y., Lydia, M. S., & Efendi, S. (2023). Optimization of Support Vector Machine Algorithm Using Stunting Data Classification. *Prisma Sains : Jurnal Pengkajian Ilmu Dan Pembelajaran Matematika Dan IPA IKIP Mataram*, 11(1), 164. <https://doi.org/10.33394/jps.v11i1.6619>
- Arta, I. K. J., Indrawan, G., & Dantes, G. R. (2019). Data Mining Rekomendasi Calon Mahasiswa Berprestasi Di Stmik Denpasar Menggunakan Metode Technique for Others Reference By Similarity To Ideal Solution. *Jurnal Ilmu Komputer Indonesia (JIKI)*, 4(1), 11–21. <https://doi.org/10.23887/jstundiksha.v5i2.8549>
- Awalullaili, F. O., Ispriyanti, D., & Widiharih, T. (2023). Klasifikasi Penyakit Hipertensi Menggunakan Metode Svm Grid Search Dan Svm Genetic Algorithm (Ga). *Jurnal Gaussian*, 11(4), 488–498. <https://doi.org/10.14710/j.gauss.11.4.488-498>
- Darmawan, E. M. Z., & Dianta, A. F. (2023). Implementasi Optimasi Hyperparameter GridSearchCV Pada Sistem Prediksi Serangan Jantung Menggunakan SVM. *Teknologi: Jurnal Ilmiah Sistem Informasi*, 13(1), 8–15.
- Fajri, M., & Primajaya, A. (2023). Komparasi Teknik Hyperparameter Optimization pada SVM untuk Permasalahan Klasifikasi dengan Menggunakan Grid Search dan Random Search. *Journal of Applied Informatics and Computing*, 7(1), 14–19. <https://doi.org/10.30871/jaic.v7i1.5004>
- Fatmawati, & Rifai, N. A. K. (2023). Klasifikasi Penyakit Diabetes Retinopati Menggunakan Support Vector Machine dengan Algoritma Grid Search Cross-validation. *Jurnal Riset Statistika*, 79–86. <https://doi.org/10.29313/jrs.v3i1.1945>
- Fatonah, N. S., & Pancarani, T. K. (2022). Analisa Perbandingan Algoritma Clustering Untuk Pemetaan Status Gizi Balita Di Puskesmas Pasir Jaya. *Konvergensi*, 18(1), 1–9. <https://doi.org/10.30996/konv.v18i1.5497>
- Iriananda, S. W., Budiawan, R. W., & Rahman, A. Y. (2024). Optimasi Klasifikasi Sentimen Komentar Pengguna Game Bergerak Menggunakan SVM, Grid Search Dan Kombinasi N-Gram. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer (JTIK)*, 11(4). <https://doi.org/10.25126/jtiik.1148244>
- Islam, H. I., Mulyadien, M. K., & Enri, U. (2022). Penerapan Algoritma C4. 5 dalam Klasifikasi Status Gizi Balita. *Jurnal Ilmiah Wahana Pendidikan*, 8(10), 116–125.
- Kementerian Kesehatan. (2017). *Status Gizi Balita dan Interaksinya*. Sehatnegeriku.Kemkes.Go.Id.
- Kementerian Kesehatan. (2020). Peraturan Menteri Kesehatan Republik Indonesia Nomor 2 Tahun 2020 Tentang Standar Antropometri Anak. In *Satuan Tekad Menuju Indonesia Sehat*. Kementerian Kesehatan Republik Indonesia.
- Kementerian Kesehatan. (2023). *Prevalensi Stunting di Indonesia Turun ke 21,6% dari 24,4%*. Sehatnegeriku.Kemkes.Go.Id. <https://sehatnegeriku.kemkes.go.id/>
- Marketbrew. (2024). *How Particle Swarm Optimization Works: A Step-by-Step Guide*. Marketbrew.Ai.
- Misriati, T., & Aryanti, R. (2024). *Optimalisasi Random Forest dan Support Vector Machine dengan Hyperparameter GridSearchCV untuk Analisis Sentimen Ulasan PrimaKu*. 5(4), 1333–1341. <https://doi.org/10.47065/josh.v5i4.5347>
- Praghakusma, A. Z., & Charibaldi, N. (2021). Komparasi Fungsi Kernel Metode Support Vector Machine untuk Analisis Sentimen Instagram dan Twitter (Studi Kasus : Komisi Pemberantasan Korupsi). *JSTIE (Jurnal Sarjana Teknik Informatika) (E-Journal)*, 9(2), 88. <https://doi.org/10.12928/jstie.v9i2.20181>
- Pramudhyta, N. A., & Rohman, M. S. (2024). Perbandingan Optimasi Metode Grid Search dan Random Search dalam Algoritma XGBoost

- untuk Klasifikasi Stunting. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 8(1), 19–29.
<https://doi.org/10.30865/mib.v8i1.6965>
- Sumantri, R. B. B., & Utami, E. (2020). Penentuan Status Tahapan Keluarga Sejahtera Kecamatan Sidareja Menggunakan Teknik Data Mining. *Respati*, 15(3), 71.
<https://doi.org/10.35842/jtir.v15i3.375>
- Vizianti, L. (2022). Peran Dan Fungsi Pos Pelayanan Terpadu (Posyandu) Dalam Pencegahan Stunting Di Kota Medan. *Universitas Dharmawangsa*, 16(3), 563–580.
- Widaningsih, S. (2019). Perbandingan Metode Data Mining Untuk Prediksi Nilai Dan Waktu Kelulusan Mahasiswa Prodi Teknik Informatika Dengan Algoritma C4,5, Naïve Bayes, Knn Dan Svm. *Jurnal Tekno Insentif*, 13(1), 16–25.
<https://doi.org/10.36787/jti.v13i1.78>