

BAB V

KESIMPULAN

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil evaluasi dari berbagai skenario pengujian yang telah dilakukan menggunakan model Support Vector Machine (SVM) dengan berbagai kernel (Linear, Sigmoid, Polynomial, dan RBF), dapat disimpulkan beberapa hal penting sebagai berikut:

1. Metode SVM, yang diterapkan dengan berbagai kernel seperti Linear, Sigmoid, Polynomial, dan RBF, telah digunakan untuk mengklasifikasikan status gizi balita. Penambahan optimasi PSO berfungsi untuk mengoptimalkan parameter C, sehingga meningkatkan kemampuan model dalam mengatasi kompleksitas data. Pada kernel Linear dan Sigmoid, PSO menunjukkan perbaikan yang terbatas, sementara pada kernel Polynomial dan RBF, PSO secara signifikan meningkatkan kinerja. Dengan PSO, parameter kernel dapat dioptimalkan lebih baik, sehingga hasil klasifikasi menjadi lebih akurat.
2. Optimasi menggunakan PSO secara signifikan meningkatkan efektivitas SVM dalam klasifikasi status gizi balita. Pada kernel Polynomial dan RBF, penggunaan PSO menunjukkan peningkatan akurasi yang substansial, dengan akurasi mencapai 95%-98% dan peningkatan dalam precision, recall, dan F1-score. PSO membantu dalam penyesuaian parameter yang lebih optimal, memungkinkan model untuk menangani data yang lebih kompleks dengan lebih baik. Sebaliknya, kernel Linear dan Sigmoid, meskipun juga mendapatkan manfaat dari PSO, tidak menunjukkan peningkatan yang sebanding dengan kernel Polynomial dan RBF. Kernel Sigmoid tetap memiliki kinerja rendah meskipun dioptimasi, menunjukkan keterbatasan inherent dari kernel tersebut untuk dataset ini.
3. Perbedaan dataset lama dan baru :
 - Data lama : Kernel Polynomial dengan optimasi PSO memberikan hasil terbaik dan paling konsisten, diikuti oleh

kernel RBF. Kernel ini menunjukkan performa yang stabil dan akurat pada data lama, dengan akurasi yang tinggi dan peningkatan signifikan dalam precision, recall, dan F1-score.

- Data baru : Meskipun kernel Polynomial tetap menunjukkan hasil yang baik, performa secara keseluruhan menurun pada data baru. Kernel RBF juga mengalami penurunan kinerja pada data baru dibandingkan dengan data lama. Kernel Sigmoid tetap berkinerja rendah pada kedua dataset, meskipun dioptimasi.
- Kernel Polynomial dengan optimasi PSO adalah pilihan terbaik untuk implementasi, baik pada data lama maupun data baru. Kernel ini memberikan hasil yang paling stabil dan akurat di kedua jenis dataset. Kernel RBF juga cukup baik, namun mengalami penurunan performa pada data baru. Kernel Sigmoid, meskipun dioptimasi, tetap kurang efektif untuk dataset ini. Secara keseluruhan, dataset lama lebih cocok untuk implementasi karena menunjukkan performa yang lebih stabil dan tinggi dengan kernel Polynomial dan RBF dibandingkan dengan dataset baru yang mengalami penurunan performa.

5.2. Saran

Berdasarkan kesimpulan di atas, ada beberapa saran yang dapat diberikan untuk penelitian dan pengembangan lebih lanjut:

1. Eksplorasi Parameter Lain, meskipun optimasi PSO menggunakan parameter C saja telah terbukti meningkatkan performa model, eksplorasi lebih lanjut terhadap parameter lain seperti gamma pada kernel RBF atau parameter lain pada kernel Polynomial dapat memberikan hasil yang lebih optimal.
2. Pengujian pada Data yang luas, meskipun model yang dihasilkan telah menunjukkan hasil yang baik pada dataset ini, uji coba lebih lanjut dengan dataset yang lebih besar dan beragam dapat memberikan gambaran yang lebih lengkap tentang kemampuan generalisasi model.