

## BAB V

### KESIMPULAN DAN SARAN

Pada bab ini, dipaparkan ringkasan dari seluruh penelitian yang telah dilakukan, mencakup kesimpulan, serta memberikan rekomendasi atau saran untuk dilakukan di penelitian selanjutnya

#### 5.1. Kesimpulan

Penelitian ini mengevaluasi klasifikasi status gizi balita berbasis XGBoost dengan tuning *hyperparameter* menggunakan Grid Search dan Random Search. Dataset dibagi 80:20, 75:25, dan 70:30 untuk data latih dan uji, metrik utama meliputi *Confusion matrix*, *Classification report* dan waktu komputasi disimpulkan bahwa.

1. Berdasarkan seluruh hasil pengujian, optimasi *hyperparameter* terbukti memengaruhi kinerja model XGBoost. Pada konfigurasi terbaik dengan skema split data 80:20, model XGBoost dasar menghasilkan akurasi 0,869, presisi 0,802, recall 0,831, dan F1-score 0,814. Setelah dilakukan tuning menggunakan Grid Search (dengan skema CV 10-fold), kinerja berubah menjadi akurasi 0,877, presisi 0,817, recall 0,813, dan F1-score 0,812; sedangkan pada Random Search diperoleh akurasi 0,869, presisi 0,796, recall 0,807, dan F1-score 0,812. Hasil ini menunjukkan bahwa Grid Search memberikan sedikit peningkatan akurasi sekitar 0,008 ( $\pm 0,8\%$ ) dan kenaikan presisi dibandingkan model tanpa optimasi, meskipun F1-score mengalami sedikit penurunan. Random Search menghasilkan performa yang sangat dekat dengan Grid Search maupun model dasar, dengan selisih seluruh metrik berada pada kisaran kurang lebih 0,02. Dengan demikian, model hasil optimasi memberikan pengaruh yang terbatas namun tetap positif terhadap kinerja XGBoost, dengan Grid Search sedikit lebih unggul pada sisi akurasi dan presisi.
2. Dari sisi efisiensi, perbedaan menjadi lebih jelas. Pada *split data* 80:20 dengan 10-fold *cross-validation*, waktu pencarian *hyperparameter* Grid Search mencapai 388,40 detik, sedangkan Random Search hanya memerlukan 123,73 detik. Artinya, Random Search sekitar tiga kali lebih

cepat dibandingkan Grid Search, dengan performa klasifikasi yang hampir sama. Waktu *final fit* model setelah mendapatkan *hyperparameter* terbaik juga relatif serupa (0,72 untuk XGBoost dan XGBoost Grid Search, serta 0,66 untuk XGBoost Random Search), sehingga beban utama berada pada proses tuning. Dengan demikian, model hasil optimasi tidak secara signifikan lebih efisien dibanding model tanpa optimasi jika dilihat dari rasio peningkatan kinerja terhadap waktu komputasi, sehingga Random Search lebih direkomendasikan ketika keterbatasan waktu menjadi pertimbangan utama, sedangkan Grid Search layak dipilih bila peningkatan akurasi yang kecil sekalipun dianggap penting dan sumber daya komputasi mencukupi.

## 5.2. Saran

Berdasarkan hasil dan analisis penelitian yang telah dilakukan, beberapa saran dapat diberikan sebagai acuan untuk penelitian lanjutan dan penerapan praktis model klasifikasi status gizi balita:

1. Berdasarkan hasil penelitian, disarankan agar penelitian selanjutnya menggunakan jumlah data yang lebih besar dan distribusi kelas yang lebih merata. Penambahan sampel terutama pada kelas dengan jumlah data sedikit diharapkan dapat mengurangi ketidakseimbangan kelas sehingga model XGBoost lebih mudah belajar pola untuk setiap kategori status gizi. Data yang lebih berimbang juga akan membuat metrik seperti *balanced accuracy* dan log loss lebih mencerminkan kemampuan model yang sebenarnya dalam membedakan setiap kelas. Penelitian ini menunjukkan bahwa Grid Search dengan validasi 10-fold menghasilkan performa terbaik, namun waktu komputasinya sangat tinggi. Penelitian selanjutnya disarankan untuk menggunakan metode optimasi yang lebih efisien seperti Bayesian Optimization atau Optuna, yang dapat mencari kombinasi *hyperparameter* optimal dengan waktu komputasi lebih singkat dibanding Grid Search.
2. Selain itu, penelitian berikutnya dapat mengeksplorasi kombinasi *hyperparameter* yang lebih luas dan lebih beragam. Tidak hanya terbatas

pada *n\_estimators*, *learning rate*, *max\_depth*, *subsample* tetapi juga dapat mempertimbangkan parameter lain seperti *colsample*, *min\_child\_weight*, *gamma*, atau *scale\_pos\_weight* untuk menangani ketidakseimbangan kelas. Penelitian lanjutan juga dapat mencoba metode optimasi *hyperparameter* lain seperti Bayesian optimization atau kombinasi awal Random Search diikuti penyempurnaan dengan Grid Search pada area *hyperparameter* yang paling menjanjikan. Dengan perluasan ruang pencarian *hyperparameter* dan kualitas data yang lebih baik, diharapkan kinerja model klasifikasi status gizi balita dapat meningkat lebih jauh.

