

BAB V

PENUTUP

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan seluruh pengujian sistem yang telah dilakukan, hasil penelitian ini dapat disimpulkan sebagai berikut:

1. Model XGBoost dengan *hyperparameter tuning* melalui GridSearchCV terbukti mampu meningkatkan keseimbangan dalam klasifikasi tanpa menggunakan teknik *resampling*. Hal ini ditunjukkan oleh peningkatan metrik *geometric mean (g-mean)* dari 0,47 pada model baseline menjadi 0,81, meskipun disertai penurunan akurasi dari 0,95 menjadi 0,81. Ini mengindikasikan bahwa tuning parameter mampu mengurangi bias terhadap kelas mayoritas, meski dengan sedikit kompromi pada akurasi keseluruhan.
2. Kombinasi teknik *resampling* SMOTE-ENN dengan model XGBoost yang telah dioptimasi pada *hyperparameter tuning* GridSearchCV memberikan hasil yang kompetitif dalam menangani ketidakseimbangan data penyakit jantung. Model ini mencapai *g-mean* sebesar 0,79 dan mempertahankan akurasi relatif tinggi sebesar 0,87. Dengan demikian, pendekatan ini dinilai efektif dalam meningkatkan performa klasifikasi, terutama dalam mendeteksi kelas minoritas, tanpa kehilangan presisi secara signifikan.
3. Penerapan teknik SMOTE-ENN dalam model XGBoost yang telah melalui proses *hyperparameter tuning* memiliki konsekuensi terhadap waktu komputasi yang lebih tinggi. Hal ini perlu dipertimbangkan dalam praktik implementasi, terutama dalam sistem yang membutuhkan efisiensi waktu pelatihan. Penerapan *hyperparameter tuning* yang kompleks serta penggunaan rasio sampling dan *cross-validation* yang beragam juga dapat mengakibatkan waktu komputasi lebih lama. Meskipun demikian, peningkatan performa yang diperoleh menunjukkan bahwa *trade-off* tersebut masih dapat diterima untuk kasus data yang tidak seimbang.

5.2. Saran Pengembangan

Berdasarkan dari penelitian ini, terdapat saran untuk penelitian selanjutnya yang dapat dilakukan dengan beberapa cara sebagai berikut:

1. Disarankan pada penelitian selanjutnya untuk mengeksplorasi teknik *resampling* lain seperti ADASYN, Borderline-SMOTE, Tomek Links, atau kombinasi *oversampling* dan *undersampling* seperti SMOTE-Tomek. Pendekatan ini dapat dibandingkan untuk melihat efektivitas dan efisiensi waktu dalam meningkatkan performa klasifikasi pada data tidak seimbang.
2. Selain itu, karena GridSearchCV memerlukan waktu pelatihan yang tinggi, penelitian mendatang dapat mempertimbangkan optimasi hyperparameter yang lain seperti RandomizedSearchCV, Bayesian Optimization, atau Hyperopt untuk melihat apakah dapat menekan waktu komputasi tanpa mengorbankan performa model.

Dengan mempertimbangkan beberapa saran tersebut, diharapkan penelitian selanjutnya mampu memberikan peningkatan terhadap akurasi dan efisiensi waktu komputasi, serta menghasilkan model yang lebih andal dan adaptif dalam menangani ketidakseimbangan data, khususnya pada klasifikasi penyakit jantung.