

BAB V

PENUTUP

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan mengenai implementasi metode klasifikasi penyakit jantung menggunakan teknik SMOTE-ENN, seleksi fitur RFECV, dan algoritma Random Forest diperoleh beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Penerapan SMOTE-ENN secara konsisten meningkatkan performa model Random Forest dalam klasifikasi penyakit jantung. Pada rasio data 70:30, metode ini menghasilkan F1-score tertinggi 0.926, sedangkan pada rasio 75:25 dan 80:20, F1-score berturut-turut mencapai 0.925 dan 0.921. Peningkatan nilai akurasi ini mencapai 4.99% dibandingkan baseline model. Hal ini menunjukkan kemampuan model yang lebih baik dalam mengidentifikasi kasus penderita penyakit jantung (kelas minoritas). Meskipun ada fluktuasi pada metrik Precision di beberapa konfigurasi, SMOTE-ENN secara efektif mengatasi masalah ketidakseimbangan data yang menjadi tantangan utama pada dataset penyakit jantung.
2. RFECV terbukti mampu meningkatkan kinerja model Random Forest dibandingkan baseline. Pada rasio data 70:30, RFECV mencapai F1-score tertinggi 0.894 (dengan 3 *CV folds*). Pada rasio 75:25, F1-score meningkat menjadi 0.896 (dengan 5 *CV folds*). Selanjutnya, pada rasio 80:20, F1-score mencapai 0.914 (dengan 10 *CV folds*). Peningkatan ini menunjukkan bahwa seleksi fitur membantu model mengidentifikasi subset fitur yang paling relevan, mengurangi dimensi data, dan menghilangkan *noise* atau fitur yang tidak perlu sehingga berpotensi meningkatkan akurasi dan presisi model.
3. Skenario 4 secara keseluruhan memberikan hasil terbaik dibandingkan skenario lainnya. Akurasi dalam skenario ini secara konsisten berada pada kisaran tinggi, yaitu antara 90.5% hingga 95.7%, dengan nilai maksimum mencapai 95.72%. Performa F1-Score pada skenario ini mencapai nilai tertinggi hingga 0.938. Sementara itu, Recall menunjukkan performa

terbaik, dengan banyak titik yang mencapai lebih dari 94%. Peningkatan signifikan pada F1-Score pada skenario ini yang mencapai 93.8% menunjukkan keseimbangan yang sangat baik antara kemampuan model untuk mendeteksi penderita penyakit jantung (*Recall* yang sangat tinggi) dan keakuratannya dalam memprediksi positif (*Precision* yang baik).

5.2. Saran

Berdasarkan hasil penelitian dan proses yang telah dilakukan, terdapat beberapa saran yang dapat diberikan untuk pengembangan lebih lanjut:

1. Untuk meningkatkan generalisasi model, disarankan menggunakan dataset yang lebih besar dan mencakup lebih banyak variasi data sehingga dapat meningkatkan kualitas dari penelitian serupa.
2. Model yang telah dibangun dapat dikembangkan lebih lanjut ke dalam sistem diagnosis berupa web atau aplikasi sehingga dapat digunakan dengan lebih mudah oleh masyarakat.
3. Pada penelitian berikutnya, disarankan mencoba lebih banyak pengaturan parameter dan variasi model agar hasil yang didapat lebih beragam serta memperkuat validasi temuan.