

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Penerapan teknik SMOTE dalam penelitian ini berhasil mengatasi masalah ketidakseimbangan data antara dua kategori, yaitu "Stroke" dan "Tidak Stroke". Sebelum SMOTE diterapkan, data menunjukkan dominasi yang besar pada kategori "Tidak Stroke", sehingga model lebih cenderung memprediksi kelas mayoritas dan kesulitan dalam mengenali kelas minoritas. Dengan menerapkan SMOTE, jumlah data pada kelas "Stroke" meningkat, sehingga distribusi data menjadi lebih merata dan model dapat mempelajari kedua kelas secara lebih efektif. Hasil pengujian menunjukkan adanya perbedaan yang signifikan antara model yang menggunakan SMOTE dan yang tidak. Meskipun akurasi model yang pertama mencapai 95%, model tersebut kesulitan dalam mendeteksi kelas "Stroke", dengan nilai precision rendah (0.33), recall yang sangat buruk (0.01), dan F1-score yang sangat kecil (0.03). Setelah SMOTE diterapkan, model menunjukkan hasil yang jauh lebih baik, dengan precision untuk kelas "Stroke" meningkat menjadi 0.87, recall 0.80, dan F1-score 0.83. Walaupun akurasi sedikit menurun menjadi 93%, metrik lainnya menunjukkan bahwa model ini lebih seimbang dalam memprediksi kedua kelas. Secara keseluruhan, penerapan SMOTE memberikan kontribusi signifikan dalam meningkatkan akurasi model dalam mendeteksi stroke pada data yang tidak seimbang, menjadikannya pilihan yang lebih baik untuk klasifikasi medis.

5.2 Saran

Berdasarkan penelitian ini, beberapa rekomendasi dapat diberikan untuk meningkatkan kinerja sistem klasifikasi. Meskipun penerapan SMOTE telah berhasil mengatasi masalah ketidakseimbangan data, masih ada potensi untuk meningkatkan performa model. Oleh karena itu, pengujian teknik resampling lainnya atau metode penyeimbangan kelas tambahan, seperti memberikan penalti

pada kesalahan klasifikasi kelas minoritas, dapat membantu memperbaiki kinerja model. Selain itu, menguji model pada dataset yang lebih bervariasi akan berguna untuk memastikan bahwa sistem ini dapat bekerja dengan baik dalam berbagai kondisi, sehingga meningkatkan keandalan model secara keseluruhan. Untuk memperluas dampaknya, sistem klasifikasi ini dapat diintegrasikan ke dalam aplikasi medis yang lebih besar, seperti sistem rumah sakit atau aplikasi kesehatan individu, guna mendukung pengambilan keputusan yang lebih cepat dan akurat. Penambahan fitur terkait faktor risiko lainnya, seperti pola aktivitas fisik atau faktor lingkungan, juga dapat membantu meningkatkan akurasi model. Selain itu, pengujian algoritma lain seperti Gradient Boosting, XGBoost, atau Support Vector Machine (SVM) dapat dilakukan untuk mengevaluasi apakah algoritma tersebut memberikan hasil yang lebih baik dalam menghadapi dataset yang tidak seimbang. Terakhir, pengembangan antarmuka aplikasi agar lebih mudah digunakan oleh tenaga medis maupun pasien dapat mempercepat adopsi teknologi ini dalam praktik medis sehari-hari

