BAB V PENUTUP

5.1. KESIMPULAN

Penelitian yang dilakukan untuk membandingkan performansi SMOTE dan SMOTEN dalam menangani masalah ketidakseimbangan data dengan fitur kategorikal. Berdasarkan 24 eksperimen uji coba yang dilakukan dapat diambil beberapa kesimpulan.

Pertama, delapan skenario menggunakan dataset *imbalance* menggunakan kombinasi data split, fold, dan *learning rate* model XGBoost menghasilkan nilai akurasi berkisar di angka 75%. Namun, akurasi yang tinggi ini tidak cukup membuktikan keberhasilan model karena hasil presisi, recall, dan F1-Score sangat rendah, masing – masing berada diangka kurang dari 40%, sehingga, model yang dibangun menggunakan dataset *imbalanced* mengindikasikan adanya bias terhadap kelas mayoritas dan proses eksperimen menggunakan variasi data split, fold, dan *learning rate* tidak berdampak positif tanpa proses *resampling* terlebih dahulu.

Kedua, delapan skenario menggunakan dataset SMOTE menunjukkan peningkatan performa sangat baik hingga memiliki akurasi mencapai 89,41% hingga 90,57%. Hasil eksperimen terbaik dimiliki oleh kombinasi pembagian data split 80:20, 10 fold, dan *learning rate* 0.15 dengan akurasi sebesar 90,58%, presisi 90,57%, recall 90,58%, f1-score 90,49%. Penggunaan *learning rate* pada model dengan dataset SMOTE juga cenderung lebih baik dengan *learning rate* yang lebih kecil yaitu 0.15. Dataset SMOTE berhasil memperbaiki performa dari mode XGBoost namun masih menunjukkan sensitivitas pada perubahan parameter untuk uji coba seperti proporsi data *training*, fold untuk *cross validation* dan *learning rate*. Waktu komputasi yang dimiliki keseluruhan eksperimen SMOTE juga yang paling panjang dari skenario lain yaitu pada 21,98 detik hingga 47,14 detik.

Ketiga, penggunaan dataset SMOTEN pada delapan eksperimen yang dilakukan memiliki performansi terbaik dan paling stabil. Hasil terbaik dicapai pada kombinasi data split 80:20, jumlah fold 10, dan *learning rate* 0.15 kombinasi sama seperti hasil terbaik SMOTE, namun SMOTEN memiliki hasil yang lebih bagus dengan akurasi 92,92%, presisi 92,94%, recall 92,92%, dan f1-score 92,92% merupakan tertinggi dari keseluruhan eksperimen. Berbeda dengan SMOTE, penggunaan variasi *learning rate*

pada model menggunakan dataset SMOTEN tetap mempertahankan akurasi. Selain itu, waktu yang dibutuhkan SMOTEN juga relatif lebih rendah dibandingkan SMOTE yaitu sekitar 21,3 detik hingga 48,16 detik. Hal ini membuktikan bahwa *resampling* data menggunakan SMOTEN membuat model lebih stabil terhadap variasi *hyperparameter* dan efektif digunakan pada dataset kategorikal.

Penggunaan variasi data split 80:20 menunjukkan hasil yang lebih baik dibandingkan 70:30 dari hasil akurasi data uji karena jumlah data *training* yang disediakan lebih banyak untuk pembelajaran model. Selain itu, penggunaan 10 fold untuk *cross validation* juga terbukti lebih baik daripada 5 fold. Namun, pada variasi *learning rate*, disaat model dengan dataset SMOTE masih menunjukkan fluktuasi pada hasil klasifikasi, model dengan dataset SMOTEN justru berhasil mempertahankan stabilitas model XGBoost.

Secara keseluruhan, penerapan teknik *resampling* baik SMOTE dan SMOTEN terbukti dapat meningkatkan performansi model XGBoost secara signifikan. SMOTE mampu meningkatkan akurasi tertinggi dengan 90,58%. Sementara itu, SMOTEN berhasil lebih baik dibandingkan SMOTE dalam mengatasi fluktuasi model klasifikasi dengan akurasi stabil dikisaran 92%. Dengan demikian, SMOTEN merupakan teknik *resampling* yang paling efektif untuk dataset curah hujan harian yang memiliki kolom numerik dan kategorikal seperti penelitian ini.

5.2. SARAN

Meskipun penelitian ini berhasil membuktikan penggunaan teknik *resampling* data SMOTE dan SMOTEN dapat meningkatkan performa model XGBoost dalam klasifikasi curah hujan harian, tetapi hasil yang diperoleh belum sepenuhnya optimal dan masih dapat dikembangkan lagi pada penelitian selanjutnya dengan topik yang serupa. Terdapat beberapa saran yang dapat dijadikan acuan untuk pengembangan penelitian berikutnya:

1. Model yang telah dibangun dapat diintegrasikan dengan sistem prediksi kemudian diaplikasikan melalui *website* atau lainnya agar informasi lebih mudah diakses oleh masyarakat.
2. Penerapan *hyperparameter tuning* yang lebih sistematis seperti Bayesian *Optimization* dan *Particle Swarm Optimization* (PSO). Karena penelitian ini menggunakan teknik *random search* yang kemudian dilakukan beberapa

penyesuaian pada nilai – nilai parameter, penggunaan *hyperparameter* dapat lebih efektif dalam mempersingkat waktu dan menemukan kombinasi *hyperparameter* terbaik untuk meningkatkan performa model.

3. Penelitian berikutnya, disarankan untuk menggunakan dataset lebih besar dan mencakup lebih banyak variasi data untuk meningkatkan kualitas penelitian.

Halaman sengaja dikosongkan