

## BAB V

### PENUTUP

#### 5.1 Kesimpulan

Berdasarkan serangkaian eksperimen dan analisis yang telah dilakukan, beberapa kesimpulan utama yang dapat diambil adalah sebagai berikut:

1. Penerapan algoritma Artificial Bee Colony (ABC) berhasil meningkatkan performa model XGBoost dalam melakukan prediksi komplikasi medis pasien hemodialisis. Optimalisasi dilakukan dengan lima skenario pengujian parameter ABC, yaitu variasi jumlah lebah pekerja ( $n\_bees$ ), jumlah iterasi maksimum ( $max\_iter$ ), dan batas iterasi tanpa perbaikan ( $limit$ ).
2. Pada pembagian data menggunakan metode train-test split (hold out) dengan rasio 75:25, akurasi tertinggi yang diperoleh setelah optimasi mencapai 96% pada dataset seimbang, meningkat dibandingkan dengan akurasi 94% sebelum optimasi. Sementara itu, pada pembagian data dengan rasio 80:20, akurasi model pada dataset tidak seimbang meningkat dari 87% menjadi 91% setelah optimasi, dan pada dataset seimbang meningkat dari 93% menjadi 94%.
3. Pada metode K-Fold Cross Validation, model XGBoost-ABC menunjukkan peningkatan akurasi dibandingkan model tanpa optimasi, khususnya pada skenario  $K = 3$  dan  $K = 5$ . Pada  $K = 3$ , akurasi model sebelum optimasi hanya mencapai 84% baik pada dataset tidak seimbang maupun seimbang, sedangkan setelah optimasi, akurasi meningkat menjadi 87% pada dataset tidak seimbang dan 85% pada dataset seimbang. Demikian pula pada  $K = 5$ , akurasi sebelum optimasi sebesar 84% pada kedua dataset, meningkat menjadi 87% setelah optimasi. Namun, seiring dengan bertambahnya jumlah lipatan pada K-Fold menjadi  $K = 7$  dan  $K = 10$ , performa model cenderung menurun. Pada  $K = 7$ , akurasi model sebelum optimasi tercatat sebesar 83% baik pada dataset tidak seimbang maupun seimbang, meningkat menjadi 85% setelah optimasi. Sedangkan pada  $K = 10$ , akurasi sebelum optimasi hanya sebesar 79%, dan setelah optimasi meningkat menjadi 82%, baik pada dataset tidak seimbang maupun seimbang.
4. Proses optimasi dengan ABC memerlukan waktu pelatihan (*training*) yang lebih lama, terutama pada konfigurasi parameter dengan jumlah iterasi dan

jumlah lebah pekerja yang tinggi. Namun, peningkatan akurasi yang diperoleh sebanding dengan tambahan waktu pelatihan tersebut.

5. Penelitian ini juga menguji Random Forest sebagai model pembanding. Meskipun performanya sangat baik, hasil menunjukkan bahwa XGBoost yang dioptimasi menggunakan algoritma *Artificial Bee Colony* tetap memberikan yang lebih baik dibandingkan Random Forest-ABC.

## 5.2 Saran Pengembangan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, beberapa saran yang dapat dijadikan acuan untuk pengembangan penelitian selanjutnya adalah:

1. Menambahkan jenis komplikasi yang dianalisis agar tidak terbatas pada tiga jenis komplikasi saja, yaitu hipertensi, hipotensi, dan gastrointestinal, namun juga mencakup komplikasi lain yang umum terjadi pada pasien hemodialisis.
2. Menambah jumlah data dan variasi fitur yang digunakan, karena dalam penelitian ini data hanya terbatas pada tahun 2022–2025 dengan 15 fitur, sehingga data yang lebih luas dan fitur yang lebih beragam dapat meningkatkan performa model prediksi.
3. Membandingkan performa XGBoost yang dioptimasi dengan *Artificial Bee Colony* (ABC) dengan metode optimasi lainnya seperti *Particle Swarm Optimization* (PSO), *Genetic Algorithm* (GA), *Bayesian Optimization*, ataupun algoritma optimasi lainnya, untuk melihat efektivitas masing-masing metode terhadap hasil prediksi komplikasi.
4. Mencoba kombinasi parameter *Artificial Bee Colony* (ABC) lainnya karena dalam penelitian ini hanya diuji lima kombinasi parameter, sehingga eksplorasi kombinasi parameter lain seperti jumlah lebah, iterasi maksimum, dan limit dapat membantu menemukan performa yang lebih optimal.
5. Menambahkan ruang lingkup *hyperparameter* XGBoost yang dioptimasi, karena dalam penelitian ini hanya mencakup *n\_estimators*, *learning\_rate*, *lambda*, *max\_depth*, *min\_child\_weight*, *gamma*, *subsample*, dan *colsample\_bytree*. Penambahan *hyperparameter* lain seperti *alpha*, *scale\_pos\_weight*, atau *booster* dapat dieksplorasi untuk meningkatkan akurasi model secara lebih maksimal.