

BAB V

SIMPULAN DAN SARAN

5.1 Simpulan

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan beberapa temuan utama yang menjawab rumusan masalah dan tujuan penelitian. Temuan, temuan tersebut dirangkum sebagai berikut:

1. TPE terbukti mampu meningkatkan efektivitas model DistilBERT secara global melalui optimasi hyperparameter yang adaptif terhadap karakteristik data dan kompleksitas tugas klasifikasi. Pada skenario biner yang relatif seimbang, TPE mengidentifikasi learning rate sebagai hyperparameter paling kritis (importance ≈ 0.54) dengan nilai optimal 4.46×10^{-5} , yang didukung oleh konfigurasi batch size kecil (8), epoch rendah (3), dan weight decay yang relatif tinggi (0.09314) untuk menjaga stabilitas konvergensi. Sementara pada skenario multikelas yang kompleks dan tidak seimbang, TPE mengadaptasi strategi optimasi dengan memprioritaskan epochs sebagai hyperparameter dominan (importance ≈ 0.50) dengan nilai optimal 8, yang memungkinkan model mendapatkan eksposur berulang terhadap kelas minoritas. Efektivitas ini tercermin dari peningkatan performa yang signifikan: skenario biner mengalami peningkatan akurasi dari 0.82 menjadi 0.88 dan macro F1-score dari 0.81 menjadi 0.88, sedangkan skenario multikelas menunjukkan peningkatan yang lebih dramatis dengan akurasi dari 0.65 menjadi 0.75 dan macro F1-score dari 0.37 menjadi 0.65. Perbedaan skala peningkatan ini mengindikasikan bahwa TPE memberikan nilai tambah yang semakin signifikan seiring dengan meningkatnya kompleksitas dan ketidakseimbangan data, dimana interaksi antar hyperparameter menjadi faktor kunci dalam mencapai konfigurasi optimal yang tidak hanya memaksimalkan metrik global tetapi juga mempertimbangkan distribusi performa antar kelas.

2. Pada tingkat kelas, penerapan TPE mampu memperbaiki distribusi performa DistilBERT dengan mengurangi bias terhadap kelas mayoritas serta meningkatkan kemampuan deteksi pada kelas minoritas. Peningkatan ini terlihat jelas pada skenario multikelas. Kelas yang sebelumnya tidak terdeteksi sama sekali pada model baseline, seperti FT, L, MN, dan SC, mengalami kenaikan F1-score setelah dilakukan optimasi. Optimasi TPE mengubah penyebaran ciri-ciri dalam ruang representasi dengan membuat perbedaan antar kelas menjadi lebih jelas, sehingga kelas minoritas memiliki bentuk representasi yang lebih khas dan terpisah dari kelas mayoritas. Sementara itu, kestabilan performa kelas mayoritas tetap terjaga, seperti terlihat pada kelas PE yang tetap mengalami peningkatan meskipun relatif kecil. Hal ini menunjukkan bahwa TPE tidak menurunkan kinerja pada kelas mayoritas demi meningkatkan kinerja kelas minoritas. Namun, keterbatasan TPE masih terlihat pada kelas dengan data yang sangat terbatas seperti PO yang mengindikasikan bahwa optimasi hyperparameter memiliki ambang minimum dalam mengatasi ketidakseimbangan data yang ekstrem.

5.2 Saran

Untuk penelitian selanjutnya, beberapa langkah pengembangan yang dapat dilakukan antara lain:

1. Memperluas ruang pencarian hyperparameter pada TPE serta menambah jumlah trial optimasi, sehingga eksplorasi konfigurasi model menjadi lebih variatif dan berpeluang menemukan setelan yang mampu meningkatkan generalisasi, khususnya pada skenario multikelas dengan distribusi label yang timpang.
2. Mengombinasikan optimasi TPE dengan teknik penanganan data imbalance lainnya, seperti augmentasi data berbasis NLP untuk meningkatkan kinerja pada kelas minoritas yang sulit terdeteksi.
3. Memperluas cakupan penelitian dengan menggunakan dataset persyaratan perangkat lunak dalam bahasa selain Inggris, sehingga model mampu mengakomodasi kebutuhan klasifikasi pada konteks multibahasa.