

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

Pada bab ini akan membahas kesimpulan dari hasil penelitian yang telah dilakukan mengenai Implementasi Algoritma *XGBoost*, *CatBoost*, dan *LGBM* untuk klasifikasi pencemaran udara di kota surabaya Kesimpulan diperoleh berdasarkan hasil implementasi dan evaluasi dari model yang digunakan dalam penelitian ini Selain itu, bab ini juga membahas saran yang dapat menjadi bahan pertimbangan untuk model di masa mendatang maupun untuk penelitian lanjutan yang relevan.

5.1 Kesimpulan

Pengujian dilakukan dengan menggunakan metode *XGBoost*, *CatBoost*, dan *LGBM* yang digunakan untuk mengklasifikasikan Tingkat kualitas udara berdasarkan kategori ISPU. Pengujian ini menggunakan beberapa skenario yang menggunakan beberapa kombinasi parameter yaitu Spliting Data, Learning Rate, dan Jumlah iterasi dengan tujuan untuk menentukan konfigurasi paling optimal pada masing-masing model. Setelah menguji model dengan beberapa skenario ditemukan masalah yaitu ketidakseimbangan data yang memerlukan penerapan metode tambahan guna mengatasi ketidakseimbangan data yaitu *ClassWeight* dan Penggabungan Kelas. Analisis dilakukan berdasarkan nilai metrik evaluasi seperti akurasi, precision, recall, dan F1-score yang mencerminkan kemampuan model dalam mengenali pola data dan mengklasifikasikan kategori ISPU secara tepat. Setelah dilakukan pengujian diperoleh beberapa kesimpulan yaitu:

1. Performa ketiga model yang digunakan yaitu *XGBoost*, *CatBoost*, dan *LGBM* menunjukkan kemampuan yang baik dalam mempelajari pola data kualitas udara, namun masing-masing memiliki karakteristik dan keunggulan yang berbeda pada setiap konfigurasi. Model *XGBoost* dengan kombinasi *ClassWeight* dan penggabungan kelas memberikan hasil terbaik dibandingkan dua model lainnya, dengan nilai F1-score tertinggi sebesar 0.8098 pada rasio 70:30, learning rate 0.10, dan iterasi 500. Model ini mampu menjaga keseimbangan antara precision dan recall dengan baik, menunjukkan kemampuannya dalam mengenali seluruh kelas termasuk kelas minoritas. *CatBoost* menempati posisi kedua dengan F1-score tertinggi 0.7549, diikuti oleh *LGBM* dengan F1-score tertinggi 0.7263 setelah dilakukan penggabungan data dan penerapan *ClassWeight*.

2. Berdasarkan hasil pengujian terhadap pengaruh rasio pembagian data, nilai learning rate, dan jumlah iterasi, diperoleh bahwa kombinasi parameter tertentu memiliki dampak signifikan terhadap performa model. Rasio 70:30 memberikan hasil paling stabil dan seimbang karena proporsi data uji cukup besar untuk mengukur kemampuan generalisasi, sementara data latih masih mencukupi untuk proses pembelajaran. Nilai learning rate 0.10 terbukti paling optimal bagi ketiga model karena mampu menyeimbangkan antara kecepatan konvergensi dan stabilitas pembelajaran. Sementara itu, peningkatan jumlah iterasi dari 100 hingga 500 meningkatkan akurasi dan F1-score secara signifikan karena model memiliki kesempatan lebih besar untuk memperbaiki kesalahan prediksi. Namun, ketika iterasi mencapai 1000, performa mulai menurun dan cenderung stagnan, menunjukkan bahwa model telah mencapai titik konvergensi dan potensi overfitting mulai muncul. Dengan demikian, kombinasi rasio 70:30, learning rate 0.10, dan iterasi 500 menjadi konfigurasi paling optimal karena memberikan keseimbangan terbaik antara stabilitas hasil, kompleksitas model, dan efisiensi waktu pelatihan.
3. Dalam hal penanganan data tidak seimbang, ketiga model sama-sama memperoleh peningkatan signifikan setelah diterapkan *ClassWeight* dan penggabungan kelas. Peningkatan paling besar terjadi pada *XGBoost*, di mana F1-score melonjak dari sekitar 0.48 menjadi 0.81, diikuti oleh *CatBoost* (dari 0.48 menjadi 0.75) dan *LGBM* (dari 0.48 menjadi 0.72). Hal ini menunjukkan bahwa mekanisme gradient boosting pada *XGBoost* lebih efektif dalam memanfaatkan bobot kelas untuk memperbaiki kesalahan klasifikasi kelas minoritas. *CatBoost* juga menunjukkan performa yang cukup baik karena algoritma ini mampu mengelola kategori data dan memiliki regularisasi yang kuat, meskipun hasilnya sedikit di bawah *XGBoost*. Sementara itu, *LGBM* unggul dari sisi efisiensi waktu pelatihan dan konsumsi memori yang rendah, namun performanya sedikit tertinggal dalam hal sensitivitas terhadap kelas minoritas.

Secara keseluruhan, hasil pengujian menunjukkan bahwa *XGBoost* merupakan model terbaik untuk klasifikasi kualitas udara pada penelitian ini karena memiliki keseimbangan optimal antara accuracy, precision, recall, dan F1-score, serta menunjukkan performa paling stabil di berbagai skenario parameter. *CatBoost* menempati posisi kedua dengan kemampuan generalisasi yang baik dan sensitivitas

tinggi terhadap kelas minoritas, sementara LGBM menjadi model tercepat dan efisien meskipun dengan F1-score yang sedikit lebih rendah. Dengan demikian, kombinasi rasio 70:30, learning rate 0.10, dan iterasi 500 pada *XGBoost* dengan penerapan *ClassWeight* dan penggabungan kelas dinilai sebagai konfigurasi paling optimal untuk mengklasifikasikan kualitas udara pada data yang tidak seimbang.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian dan analisis yang telah dilakukan, terdapat beberapa saran yang dapat diberikan sebagai masukan untuk pengembangan sistem maupununtuk penelitian selanjutnya. Saran-saran ini bertujuan untuk meningkatkan performa dari model, memperluas cakupan penelitian, serta memberikan arah pengembangan yang lebih baik pada masa mendatang.

1. Perlu dilakukan perbandingan dengan metode machine learning lainnya agar dapat diperoleh gambaran lebih luas mengenai model yang paling efektif dalam klasifikasi pencemaran udara.
2. Evaluasi model sebaiknya tidak hanya berfokus pada akurasi, tetapi juga mempertimbangkan metrik lain seperti recall, precision, dan F1-score, khususnya untuk kategori yang jumlah datanya sedikit.
3. Penelitian berikutnya disarankan menggunakan data dengan jumlah yang lebih panjang dan variabel yang lebih beragam, sehingga hasil klasifikasi dapat lebih representatif dan akurat.
4. Hasil penelitian ini diharapkan dapat dimanfaatkan sebagai bahan pertimbangan dalam pengembangan sistem informasi kualitas udara yang lebih aplikatif, sehingga dapat membantu masyarakat maupun pemerintah dalam upaya mitigasi dampak pencemaran udara.