## BAB V PENUTUP

## 5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan mengenai analisis sentimen pengguna terhadap aplikasi Grab menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM) dengan penerapan berbagai teknik resampling, maka diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

- Berdasarkan hasil klasifikasi, data ulasan pengguna lebih banyak mengandung sentimen positif dibandingkan negatif. Hal ini dapat dilihat dari distribusi data sebelum dilakukan resampling, di mana kelas positif mendominasi. Meskipun begitu, masih terdapat ulasan negatif yang signifikan, sehingga penting dilakukan klasifikasi sentimen untuk memperoleh pemahaman yang objektif.
- 2. Sebelum dilakukan resampling, data bersifat tidak seimbang, dengan jumlah kelas positif jauh lebih besar yaitu 12,382 dibandingkan kelas negatif hanya 3488. Hal ini berisiko membuat model bias terhadap kelas mayoritas. Dengan penerapan teknik resampling seperti SMOTE, ADASYN, Random Oversampling, dan SMOTEENN, distribusi antar kelas menjadi lebih seimbang. Ini terlihat dari hasil pembahasan di mana jumlah data antara kelas positif dan negatif menjadi mendekati sama setelah resampling, yang selanjutnya berdampak pada peningkatan kinerja model.
- 3. Model Support Vector Machine yang dilatih tanpa menggunakan teknik resampling hanya mencapai akurasi sebesar 93,88%. Setelah dilakukan resampling, performa model meningkat secara nyata. Teknik SMOTE menghasilkan akurasi sebesar 95,94%, ADASYN mengahsilkan nilai akurasi sebesar 95,80%, dan Random Oversampling menunjukkan peningkatan akurasi 96,64%, dan teknik SMOTEENN menghasilkan nilai akurasi tertinggi yaitu 97,88,%. Selain akurasi, peningkatan juga terjadi pada nilai precision, recall, dan F1-score. Hal ini menunjukkan bahwa

penggunaan teknik resampling tidak hanya memperbaiki keseimbangan data, tetapi juga meningkatkan kemampuan model dalam mengenali pola sentimen, terutama pada kelas minoritas. Di antara seluruh teknik yang diterapkan, SMOTEENN terbukti paling efektif karena mampu menggabungkan kelebihan oversampling dan pembersihan data dari noise, sehingga menghasilkan performa klasifikasi sentimen yang paling optimal dalam penelitian ini.

## 5.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, penulis memberikan beberapa saran untuk pengembangan penelitian selanjutnya:

- 1. Dalam penelitian ini, ulasan dengan skor bintang 3 dikategorikan secara manual sebagai positif atau negatif. Ke depan, kelas netral dapat ditetapkan sebagai kelas tersendiri agar model dapat membedakan opini yang ambigu, tidak puas maupun sangat puas secara lebih spesifik. Ini penting terutama dalam konteks bisnis, karena pendapat netral sering kali menunjukkan potensi loyalitas yang belum terbentuk atau keraguan pengguna.
- 2. Pada penelitian ini, proses labeling sentimen dilakukan berdasarkan skor rating yang diberikan pengguna pada Google Play Store. Metode tersebut memang sederhana dan praktis, namun memiliki keterbatasan karena tidak selalu merepresentasikan isi teks ulasan. Sebagai contoh, terdapat kemungkinan ulasan dengan rating bintang lima tetapi mengandung kritik atau nada negatif. Oleh karena itu, pada penelitian selanjutnya disarankan untuk menerapkan pendekatan berbasis kamus lexicon (lexicon-based approach).
- 3. Jika memungkinkan di masa depan, analisis tidak hanya fokus pada teks, tetapi juga menggabungkan ulasan berupa rating, emoji, atau bahkan pola perilaku pengguna. Pendekatan ini dapat membuka jalan bagi klasifikasi sentimen yang lebih kaya dan akurat, seperti mengenali pengguna yang kecewa tetapi tetap memberikan rating tinggi karena loyalitas merek.