

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan seluruh tahapan penelitian yang meliputi pengolahan data, *preprocessing*, pelatihan model, pengujian data *testing* sebesar 20%, serta analisis kata kunci menggunakan *Word Cloud*, dapat disimpulkan bahwa persepsi pengguna terhadap aplikasi Kredivo secara umum didominasi oleh sentimen positif. Dari total 10.798 ulasan, sebanyak 8.698 ulasan (80,55%) memiliki sentimen positif, sedangkan 2.100 ulasan (19,45%) memiliki sentimen negatif. Dominasi sentimen positif menunjukkan bahwa sebagian besar pengguna memberikan respons yang baik terhadap layanan Kredivo, terutama dalam hal kemudahan dan manfaat layanan *Buy Now Pay Later* (BNPL).

Hasil pengujian komparatif menunjukkan bahwa Logistic Regression memiliki kinerja lebih baik dibandingkan Multinomial Naïve Bayes. Pada *5-Fold Cross Validation* yang dikombinasikan dengan SMOTE, Logistic Regression memperoleh rata-rata Akurasi sebesar 90,14%, Precision 91,43%, Recall 90,14%, dan F1-Score 90,52%. Hasil tersebut kembali diperkuat pada pengujian data uji sebesar 20% atau 2.160 ulasan, dengan Akurasi sebesar 90,42% dan F1-Score sebesar 90,74%. Hasil evaluasi tersebut menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan klasifikasi yang baik dan tidak menunjukkan indikasi *overfitting* yang berarti.

Berdasarkan analisis *Word Cloud*, sentimen positif pengguna banyak berkaitan dengan kemudahan penggunaan, kecepatan pencairan dana, dan keandalan transaksi, yang ditunjukkan melalui kata *bantu*, *mudah*, *cair*, *cepat*, dan *mantap*. Sementara itu, sentimen negatif terutama berkaitan dengan penolakan atau pemblokiran limit, kendala teknis, pembayaran, penagihan, dan denda, yang tercermin dari kata *enggak*, *bayar*, *tagih*, *limit*, *tolak*, *blokir*, dan *denda*.

Secara keseluruhan, penelitian ini membuktikan bahwa Logistic Regression lebih efektif dibandingkan Multinomial Naïve Bayes dalam mengklasifikasikan

sentimen ulasan pengguna aplikasi Kredivo, serta hasil analisis sentimen dapat menjadi masukan untuk mempertahankan aspek layanan yang telah memperoleh respons positif dan mengevaluasi aspek yang masih menjadi sumber keluhan pengguna.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil analisis, pembahasan, serta keterbatasan yang ditemukan dalam penelitian ini, diajukan beberapa saran akademis maupun praktis:

1. Saran Praktis:

- a. Transparansi Sistem Analisis Kelayakan Kredit (*Credit Scoring*): Mengingat banyaknya keluhan terkait pengajuan pinjaman/limit yang ditolak (*submission rejected*) secara mendadak, pengembang disarankan untuk memberikan indikator atau alasan yang lebih transparan dan edukatif kepada pengguna ketika pengajuan mereka tidak disetujui.
- b. Edukasi dan Evaluasi Kebijakan Suku Bunga dan Denda: Perusahaan perlu meningkatkan kejelasan informasi mengenai tanggal jatuh tempo, perhitungan bunga, dan skema denda guna menghindari persepsi negatif masyarakat terkait biaya tersembunyi.
- c. Peningkatan Performa Sistem Teknis dan Layanan Pelanggan: Perlu adanya perbaikan pada stabilitas aplikasi untuk meminimalkan *gagal transaksi*, kegagalan pembaharuan status pelunasan, serta penyediaan jalur layanan pelanggan (*customer service*) yang lebih responsif saat pengguna mengalami pemblokiran akun secara sepihak.

2. Saran Akademis:

- a. Penerapan Ekstraksi Fitur Berbasis Konteks Kalimat: Penelitian selanjutnya disarankan menguji metode ekstraksi fitur yang memperhatikan keterkaitan antar-kata seperti *N-Gram* (Bigram/Trigram) atau menggunakan teknik pemodelan bahasa berbasis *Deep Learning* dan *Transformer* (seperti IndoBERT atau BERT) untuk menangkap konteks kalimat kompleks dan sarkasme secara lebih akurat.

- b. Eksplorasi Algoritma Klasifikasi dan Kombinasi Pemodelan (*Ensemble Learning*): Mengombinasikan algoritma klasifikasi (*Ensemble Methods* seperti *Random Forest*, *XGBoost*, atau *Voting Classifier*) untuk melihat potensi peningkatan akurasi melampaui 90%.
- c. Perluasan Skema Pelabelan (Klasifikasi Multikelas): Penelitian mendatang dapat memperluas kategori klasifikasi dari dua kelas biner (positif-negatif) menjadi tiga kelas (positif, netral, negatif) atau klasifikasi berbasis aspek (*Aspect-Based Sentiment Analysis/ABSA*) untuk mengidentifikasi secara otomatis aspek mana yang secara khusus dikeluhkan pengguna (misal: aspek sistem, aspek bunga, atau aspek *UI/UX*).

