

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, maka dapat dirumuskan beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. *Naive Bayes* menunjukkan akurasi tertinggi sebesar 98.38%. Model ini juga unggul pada metrik precision, recall, dan F1-score, terutama dalam menangani data kelas mayoritas (ham)..
2. Kurva ROC/AUC *Naive Bayes* mencapai nilai 0.98, menunjukkan performa klasifikasi yang sangat baik dan hampir sempurna.
3. *K-Nearest Neighbor* memiliki akurasi 92.46%, yang lebih rendah dibandingkan *Naive Bayes*. Meskipun precision pada kelas minoritas (spam) mencapai nilai sempurna 1.00, nilai recall hanya sebesar 0.44, menunjukkan bahwa model kurang mampu mendeteksi spam dengan baik.
4. Kurva ROC/AUC *K-Nearest Neighbor* sebesar 0.82, menunjukkan performa klasifikasi yang baik namun kurang optimal dibandingkan *Naive Bayes*.

Naive Bayes lebih efektif dan efisien dalam klasifikasi email, terutama untuk *dataset* dengan distribusi yang tidak seimbang, sedangkan *K-Nearest Neighbor* memiliki keunggulan dalam fleksibilitas tetapi membutuhkan penyesuaian parameter dan teknik untuk mengatasi ketidakseimbangan data.

5.2 SARAN

Berikut ini merupakan saran yang di berikan peneliti yang berkaitan dengan topik pembahasan:

1. Untuk meningkatkan kinerja algoritma *Naive Bayes*, disarankan untuk menerapkan teknik seleksi fitur guna mengeliminasi fitur yang kurang relevan atau redundan, mengingat sensitivitas algoritma ini terhadap keberadaan fitur yang tidak signifikan. Selain itu, penggunaan parameter smoothing, seperti smoothing Laplace, dapat diimplementasikan untuk meningkatkan akurasi prediksi, terutama pada data yang mengandung fitur dengan frekuensi kemunculan rendah.
2. Eksperimen dengan berbagai nilai kkk perlu dilakukan untuk menentukan jumlah tetangga yang optimal, sehingga dapat meningkatkan akurasi hasil klasifikasi. Selain itu, teknik penyeimbangan data, seperti *Synthetic Minority Oversampling Technique* (SMOTE) atau pemberian bobot tambahan pada kelas minoritas, dapat diterapkan untuk meningkatkan nilai recall, khususnya pada kelas spam.
3. Gunakan *dataset* email spam yang lebih besar dan beragam, mencakup berbagai bahasa serta tipe spam, untuk mengevaluasi kemampuan generalisasi model secara lebih komprehensif. Selain itu, eksplorasi representasi teks yang lebih canggih, seperti *Word2Vec*, *GloVe*, atau BERT, sebagai alternatif dari TF-IDF, dapat dilakukan guna meningkatkan kualitas fitur teks yang dihasilkan. Selanjutnya, pertimbangkan penggunaan algoritma lain, seperti *Support Vector Machine* (SVM) atau metode ensemble, termasuk

Random Forest dan *Gradient Boosting*, untuk melakukan perbandingan kinerja dengan algoritma *Naive Bayes* dan KNN.