

Klasifikasi Text Menggunakan RNN

Firlana Umi Azzakiy
Program Studi Teknik Informatika
Fakultas Sains dan Teknologi
Ngawi, Jawa Timur
firlanaumiazzakiy96@student.cs.unida.
gontor.ac.id

Abstract—Klasifikasi teks merupakan salah satu bidang penting dalam Natural Language Processing (NLP) dengan banyak aplikasi praktis, salah satunya adalah deteksi spam. Pada proyek ini, dibangun sebuah model berbasis Recurrent Neural Network (RNN) dengan Long Short-Term Memory (LSTM) untuk mengklasifikasi pesan teks sebagai spam atau non-spam. Proses dimulai dari pra-pemrosesan data berupa pembersihan dataset, tokenisasi, padding, serta label encoding. Arsitektur model terdiri dari tiga lapisan utama: embedding layer, LSTM layer dengan dropout, serta dense output layer dengan aktivasi sigmoid. Model dilatih menggunakan optimizer Adam dan fungsi loss binary crossentropy. Hasil eksperimen menunjukkan akurasi validasi sebesar 98,3% dengan performa yang relatif stabil, meskipun terjadi indikasi overfitting ringan setelah epoch ke-3. Confusion matrix menunjukkan True Positive 140, True Negative 955, False Positive 11, dan False Negative 9. Temuan ini mengindikasikan bahwa LSTM cukup efektif untuk tugas klasifikasi spam, namun peningkatan lebih lanjut dapat dilakukan melalui strategi regularisasi, penggunaan arsitektur lain seperti GRU atau BiLSTM, serta pemanfaatan pre-trained embeddings.

Keywords— NLP, RNN, LSTM.

I. PENGENALAN

Klasifikasi teks merupakan aspek fundamental dalam NLP yang banyak digunakan pada berbagai aplikasi, seperti analisis sentimen, rekomendasi, dan deteksi spam. Deteksi spam sendiri menjadi sangat penting, terutama pada komunikasi berbasis pesan singkat (SMS) maupun email, karena spam berpotensi merugikan pengguna. Tantangan utama dalam deteksi spam adalah membedakan pesan spam dari non-spam yang memiliki variasi bahasa luas, panjang teks berbeda-beda, dan sering kali mengandung kata ambigu..

Tujuan proyek ini adalah membangun dan mengevaluasi model berbasis LSTM untuk klasifikasi teks pada dataset spam, dengan fokus pada pemahaman tahapan pengembangan model, pra-pemrosesan data, serta analisis hasil evaluasi.

II. TINJAUAN PUSTAKA

Konsep NLP. Natural Language Processing (NLP) adalah bidang ilmu yang memungkinkan komputer memahami, memproses, dan menghasilkan bahasa manusia. Salah satu penerapan utama adalah klasifikasi teks, termasuk deteksi spam.

RNN dan LSTM. Recurrent Neural Network (RNN) merupakan arsitektur neural network yang dirancang untuk data sekuensial. Namun, RNN rentan terhadap masalah vanishing gradient ketika memproses urutan panjang. LSTM hadir sebagai solusi dengan memperkenalkan cell state dan mekanisme gate (input, forget, dan output gate) yang mampu mempertahankan informasi jangka panjang, sehingga lebih efektif dalam klasifikasi teks.

Studi Terkait. Penelitian terdahulu menunjukkan bahwa LSTM mampu memberikan hasil yang lebih baik dibanding

RNN standar pada klasifikasi teks. Beberapa studi bahkan memanfaatkan varian seperti GRU atau BiLSTM untuk meningkatkan performa.

III. METODE

Dataset yang digunakan adalah *spam.csv* dari Kaggle, yang berisi pesan teks dengan label spam atau ham (non-spam).

Pra-pemrosesan Data.

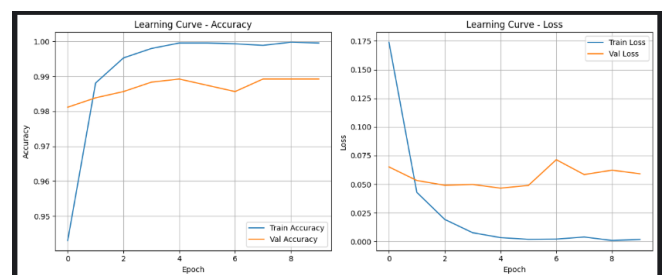
- **Pembersihan Data:** Mengubah nama kolom agar lebih mudah diproses.
- **Tokenisasi dan Padding:** Menggunakan *Tokenizer* untuk mengubah teks menjadi urutan bilangan bulat, lalu dilakukan padding dengan panjang maksimum 100 token.
- **Pembagian Data:** Data dibagi menjadi train (80%) dan test (20%) menggunakan *train_test_split* dengan *stratify=y* agar distribusi kelas seimbang.

Arsitektur Model.

- **Embedding** **Layer:**
Embedding(input_dim=vocab_size, output_dim=128, input_length=100) untuk merepresentasikan kata dalam vektor densitas rendah.
- **LSTM Layer:** LSTM(64, dropout=0.5) yang memproses urutan teks dan menangkap hubungan jangka panjang, sementara dropout mencegah overfitting.
- **Dense Layer:** Dense(1, activation='sigmoid') sebagai output layer untuk klasifikasi biner.

Model dilatih dengan *optimizer* Adam, *loss function* binary crossentropy, dan metrik akurasi.

IV. HASIL DAN ANALISIS



Gambar.1 Training Loss

Model mencapai akurasi validasi sebesar 98,3%. Grafik learning curve menunjukkan akurasi pelatihan meningkat mendekati 99%, sementara akurasi validasi stagnan di sekitar 98,3%.

Overfitting ringan terdeteksi karena validation loss mulai meningkat setelah epoch ke-3, sementara training loss terus menurun.

Confusion matrix menunjukkan:

- True Positive (spam terdeteksi benar): 140
- True Negative (non-spam terdeteksi benar): 955
- False Positive: 11
- False Negative: 9

Hal ini menunjukkan model relatif seimbang, meskipun masih ada kasus spam yang terlewat (FN).

V. KESIMPULAN DAN SARAN

Model LSTM yang dikembangkan efektif untuk tugas klasifikasi spam dengan akurasi validasi mencapai 98,3%. Meskipun performa cukup tinggi, terdapat indikasi overfitting yang dapat memengaruhi generalisasi.

Saran untuk penelitian selanjutnya:

1. Menerapkan *Early Stopping* dan *Model Checkpointing* untuk mencegah overfitting.
2. Mengeksplorasi arsitektur lain seperti GRU dan BiLSTM.
3. Memanfaatkan *pre-trained embeddings* (misalnya Word2Vec atau GloVe).
4. Melakukan augmentasi data untuk memperkaya variasi teks.
5. Menggunakan metrik tambahan seperti Precision, Recall, dan F1-score.

REFERENCES

- [1] [https://www.kaggle.com/datasets/uciml/sms-spam-collection-dataset\(dataset\)](https://www.kaggle.com/datasets/uciml/sms-spam-collection-dataset(dataset))
- [2] <https://github.com/blackcatin/Klasifikasi-text-menggunakan-RNN.git>