

Klasifikasi Pelanggaran Undang-Undang ITE pada Twitter Menggunakan LSTM dan BiLSTM

Akmal Perdana Hesaputra
Jurusan Informatika Fakultas Teknologi Industri
Universtas Islam Indonesia
Yogyakarta, Indonesia
19523196@students.uii.ac.id

Dhomas Hatta Fudholi
Jurusan Informatika Fakultas Teknologi Industri
Universitas Islam Indonesia
Yogyakarta, Indonesia
hatta.fudholi@uui.ac.id

Abstract—Kejahatan dan perbuatan yang dilarang akibat penggunaan teknologi informasi telah menjadi pantauan dan masalah serius di beberapa negara. Indonesia memberlakukan sanksi berbeda untuk setiap kejahatan dalam penggunaan teknologi informasi yang diatur dalam Undang-undang No. 19 Tahun 2016 tentang perubahan atas Undang-undang No. 11 Tahun 2008 tentang Informasi dan Transaksi Elektronik (ITE). Dalam menentukan sanksi dibutuhkan seorang ahli, dan penentuan pasal dibutuhkan waktu yang lama, untuk itu dibutuhkan pendekatan untuk melakukan otomatisasi klasifikasi sanksi pelanggaran berdasarkan UU ITE tersebut. Tujuan penelitian ini adalah untuk membangun model yang menggunakan dua algoritma deep learning yaitu LSTM dan BiLSTM untuk mengklasifikasi kejahatan dalam UU ITE khususnya pada media sosial Twitter. Dalam pengujiannya, penelitian ini membagi setiap kejahatan dan perbuatan yang dilarang dalam UU ITE kedalam 5 kelas yaitu, pornografi, berita bohong (*hoaks*), *cyberbullying*, ujaran kebencian, dan netral. Berdasarkan hasil percobaan yang dilakukan, model BiLSTM dengan dropout merupakan model terbaik dengan *F1-Score* sebesar 0.9301 dan akurasi 0.9807.

Keywords—Pelanggaran, Klasifikasi, LSTM, BiLSTM, Twitter

I. PENDAHULUAN

Berbagai kasus kejahatan yang terjadi akibat penggunaan teknologi informasi adalah pornografi, berita bohong (*hoaks*), ujaran kebencian, *cyberbullying*, dan sebagainya. Salah satu tempat penyebaran kejahatan dan perbuatan dilarang akibat penggunaan teknologi informasi adalah sosial media Twitter. Twitter merupakan salah satu sosial media dengan pengguna terbanyak di Indonesia. Dilansir dari laporan Indonesia Digital Report 2023 yang dirilis We are Social (Hootsuite), pengguna sosial media di Indonesia mencapai 167 juta jiwa dan 60,2% dari pengguna sosial media tersebut juga menggunakan Twitter sebagai salah satu sosial media [1]. Berdasarkan data dari infopublik.id, Kementerian Kominfo telah melakukan pemblokiran terhadap 437.741 konten sebagai upaya dalam penanganan kejahatan akibat beredarnya konten internet negatif. Dari total pemblokiran konten negatif yang telah diblokir, Twitter menjadi media sosial yang tercatat paling banyak dengan 124.837 konten [2].

Kejahatan dan perbuatan yang dilarang akibat penggunaan teknologi informasi telah menjadi pantauan dan masalah serius di beberapa negara. Penerapan undang-undang yang mengatur penggunaan teknologi informasi dilakukan untuk memaksa

warga negaranya menahan diri dari perilaku tersebut. Indonesia memberlakukan sanksi yang berbeda untuk setiap orang yang melakukan kejahatan atau perbuatan yang dilarang dalam penggunaan teknologi informasi. Dalam pemberlakuan sanksi kejahatan dan perbuatan yang dilarang tersebut, pemerintah Indonesia mengaturnya dalam Undang-undang No. 19 Tahun 2016 tentang perubahan atas Undang-undang No. 11 Tahun 2008 tentang Informasi dan Transaksi Elektronik (ITE). Dalam menentukan sanksi dibutuhkan seorang ahli, dan penentuan pasal dibutuhkan waktu yang lama, untuk itu dibutuhkan pendekatan untuk melakukan otomatisasi klasifikasi sanksi pelanggaran berdasarkan UU ITE tersebut.

Beberapa penelitian terkait klasifikasi teks telah dilakukan yaitu, oleh Fadli dkk [3] yang membandingkan algoritma LSTM dan BiLSTM untuk melakukan klasifikasi *cyberbullying* pada media sosial Twitter. Penelitian tersebut menunjukkan model BiLSTM menghasilkan akurasi sebesar 94,51% dan menyatakan bahwa model BiLSTM lebih baik daripada LSTM. Selain itu, penelitian oleh Cahyaningtyas dkk [4] yang membandingkan delapan algoritma deep learning dalam menganalisis sentimen berbasis aspek pada ulasan hotel di Indonesia. Dari penelitian tersebut, algoritma LSTM menghasilkan performa terbaik dengan akurasi 0.926 untuk klasifikasi semua sentimen dan rata-rata akurasi 0.904 untuk klasifikasi sentimen di semua aspek.

Berdasarkan latar belakang diatas, penelitian ini bertujuan untuk membangun model klasifikasi kejahatan dan perbuatan yang dilarang dalam UU ITE khususnya pada media sosial Twitter. Penelitian ini dilakukan karena masih sangat jarang penelitian yang menghasilkan model untuk mendeteksi dan mengklasifikasi kejahatan dan perbuatan yang dilarang dalam UU ITE. Dalam penelitian ini, penulis akan membandingkan algoritma LSTM (Long Short-Term Memory) dan BiLSTM (Bidirectional Long Short-Term Memory) karena kedua algoritma tersebut memiliki performa yang baik untuk klasifikasi teks. Dengan dikembangkannya penelitian ini, diharapkan dapat membantu menegakkan hukum khususnya UU ITE serta mengurangi kasus kejahatan dan penyalahgunaan teknologi informasi di media sosial Twitter.

II. KAJIAN PUSTAKA

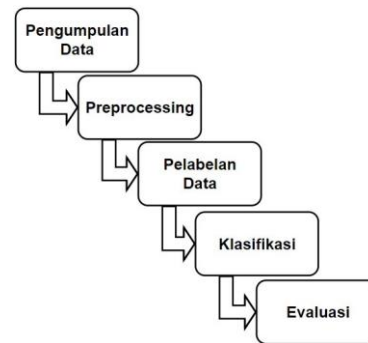
Bagian ini membahas beberapa penelitian sebelumnya tentang klasifikasi teks. Alita dkk [5] memanfaatkan algoritma Multiclass Support Vector Machine untuk mengklasifikasikan opini publik berbahasa Indonesia yang didapat dari Twitter. Hasil penelitian mereka menyatakan bahwa Multiclass Support Vector Machine lebih unggul dibanding algoritma Naive Bayes Classifier dengan nilai *F1-Score* 89.00%. Penelitian lainnya oleh Manopo dkk [6] menerapkan Naive bayes dan Support Vector Machine dengan *over-sampling* menggunakan metode SMOTE untuk mendeteksi *cyberbullying* berdasarkan lima tindak pidana. Hasil penelitian tersebut dapat dengan tepat memprediksi potensi *cyberbullying* melalui unsur pelanggaran tindak pidana dengan rata-rata pengukuran kinerja 90%.

Selain itu, Hidayatullah dkk [7] dalam penelitiannya menggunakan LSTM Neural Network untuk membangun model klasifikasi konten dewasa pada Twitter. Penelitian tersebut menghasilkan model terbaik menggunakan LSTM Double layer dengan dropout dengan akurasi 98,39% dan *loss value* 5.08%. Penelitian lainnya oleh Pipin dkk [8] yang melakukan analisis sentimen kebijakan Merdeka Kampus Belajar menggunakan LSTM yang direpresentasikan kedalam enam kelas. Penelitian ini menghasilkan nilai akurasi terbaik di 80.42%. Selain itu, penelitian oleh Hidayatullah dkk [9] yang mengklasifikasikan sentimen pada data tweet Pilpres Indonesia 2019 dengan menggunakan beberapa algoritma neural network. Model terbaik dihasilkan oleh Bidirectional Long Short Term Memory (BiLSTM) Neural Network dengan akurasi 84.60%. Penelitian lainnya oleh Akmal dkk [10] yang menggunakan BiLSTM Neural Network untuk melakukan klasifikasi konten dewasa dan non-dewasa pada Twitter. Dari penelitian tersebut, model terbaik adalah BiLSTM Double layer dengan dropout dengan akurasi 98.34% dan *F1-Score* sebesar 98.32%. Selain itu, penelitian oleh Alghifari dkk [11] yang membandingkan LSTM dan BiLSTM untuk menganalisis sentimen terhadap layanan Grab Indonesia. Dari penelitian tersebut menunjukkan BiLSTM memiliki performa yang lebih baik dibanding LSTM dengan akurasi 91%.

Berdasarkan penelitian-penelitian yang telah disebutkan, penelitian ini berfokus untuk membangun model klasifikasi multi kelas menggunakan algoritma LSTM dan BiLSTM untuk klasifikasi kejahatan dan perbuatan yang dilarang dalam UU ITE pada Twitter. Diharapkan dengan adanya penelitian ini dapat membantu menegakkan hukum khususnya UU ITE serta mengurangi kasus kejahatan dan penyalahgunaan teknologi informasi.

III. METODE PENELITIAN

Bagian ini membahas alur pengerjaan yang dilakukan dalam penelitian ini. Alur pengerjaan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1. Penelitian ini memiliki 5 alur yang dimulai dari pengumpulan data, kemudian dilanjutkan ke *preprocessing*, lalu dilanjutkan dengan pelabelan data, setelah itu data-data tersebut dilatih untuk klasifikasi, dan yang terakhir adalah evaluasi untuk melihat performa model.



Gambar 1. Alur Penelitian

A. Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan opini masyarakat pada media sosial Twitter berupa teks. Data yang didapat merupakan kombinasi dari data yang diambil menggunakan teknik *scraping* dan data dari penelitian yang telah dilakukan sebelumnya. Untuk data yang diperoleh menggunakan teknik *scraping* menggunakan Twitter API dengan memanfaatkan library *tweepy* untuk mengakses data *tweet*. Proses pengumpulan data dilakukan berdasarkan akun dan kata kunci dari Twitter. Proses tersebut dilakukan pada tanggal 18 Maret 2022. Dari proses tersebut, data yang telah berhasil terkumpul berjumlah 17.384 data dan dijadikan kedalam bentuk file excel.

Selain menggunakan teknik *scraping* untuk mengumpulkan data, peneliti juga mengumpulkan beberapa data yang diperoleh dari penelitian sebelumnya. Dari data yang sudah diperoleh, akan digabung untuk dilakukan *preprocessing*. Tabel I menampilkan daftar sumber data dalam penelitian ini.

Tabel I. Sumber Data Penelitian

Nomor	Sumber
1.	Data <i>Scraping</i> dari Twitter
2.	Data dari Penelitian oleh Hidayatullah dkk [7]
3.	Data dari Penelitian Atmajaya dkk [12]
4.	Data dari Penelitian Bolon dkk [13]
5.	Data dari Penelitian Ibrohim dkk [14]

B. Preprocessing

Preprocessing dilakukan untuk menghilangkan noise serta informasi yang tidak diperlukan dari dataset. Penelitian ini mengadopsi langkah-langkah *preprocessing* data Twitter yang telah dilakukan oleh Akmal dkk [10]:

- 1) Menghapus URL
- 2) Menghapus angka
- 3) Menghapus karakter khusus twitter
- 4) Menghilangkan tanda baca
- 5) Menghapus spasi ganda
- 6) Menghapus karakter non-ASCII
- 7) Menghapus karakter berulang
- 8) Menghapus emoticon
- 9) Melakukan *casefolding*
- 10) Normalisasi kata gaul (*slang-word*)
- 11) Menghapus *stopword*

Tahap ini menggunakan Python sebagai bahasa pemrograman yang dijalankan menggunakan Google Colab. Hasil dari proses ini kemudian disimpan kedalam file excel. Contoh data yang telah dilakukan *Preprocessing* dapat dilihat pada Tabel II.

Tabel II. Contoh *Preprocessing* Data

Sebelum	Setelah
Cewek cantik lagi live hot sampai banyak yang sawer 😊 #cewekmontok #Cantik #BIGOLIVE #SANGE_AAAAAAAAAA AH ihhttps://t.co/4wFHZuww16	cewek cantik lagi live hot sampai banyak yang sawer
RT @SINDOnews: Lagi, Warga Tangsel Temukan Mayat di Anak Sungai Cisadane https://t.co/0dnpcgQiF9	lagi warga tangsel temukan mayat di anak sungai cisadane

C. Pelabelan Data

Dataset yang sudah melalui proses *preprocessing* dan data sudah memenuhi kriteria, selanjutnya peneliti melakukan pelabelan data secara manual satu persatu sesuai dengan label. Adapun untuk label yang digunakan berjumlah lima label yaitu, label 1 untuk pasal 27 ayat 1 tentang pornografi, label 2 untuk pasal 28 ayat 1 tentang berita bohong (*hoaks*) dan menyesatkan, label 3 untuk pasal 45B tentang *cyberbullying*, label 4 untuk pasal 28 ayat 2 tentang ujaran kebencian SARA (*hate speech*) serta label 0 untuk kalimat yang bukan termasuk sanksi pidana atau netral. Setelah dataset dilabeli, kemudian dataset tersebut dicek untuk validasi yang dilakukan oleh seorang mahasiswa hukum. Apabila ditemukan label yang tidak sesuai maka akan diganti dengan label yang sesuai. Berikut adalah contoh pelabelan kalimat pada dataset yang dapat dilihat pada Tabel III.

Tabel III. Pelabelan Kalimat

Kalimat	Label
saat konferensi pers kemenangan ini prabowo ditemani beberapa orang tak ada sandiaga uno	0
abg cantik mesum sama pacar dipinggir jalan	1
gedung putih dibanjiri masa profesional ahok dan menuntut fpi dibubarkan	2
woi kecoa kamu bisa baca dari atas jangan terlalu dungu iya dasar kecoa	3
si cina babi ahok bloom banget sok pintar banget lagi asal bukan ahok	4

D. Klasifikasi

Dalam penelitian ini, klasifikasi dilakukan dengan menggunakan algoritma LSTM dan BiLSTM. Dataset yang telah dilabeli tadi akan diklasifikasikan kedalam dua skenario untuk tiap arsitektur yaitu tanpa dropout dan dengan dropout. Penggunaan dropout digunakan untuk mengatasi *overfitting*

pada model. Dalam pembangunan model klasifikasi, dataset dibagi menjadi tiga bagian yaitu, 80% untuk data latih, 10% untuk data validasi dan 10% untuk data pengujian. Penelitian ini juga menggunakan 15 epochs dan 32 batch size dalam membangun model klasifikasi. Batch size 32 dipilih untuk mengurangi *noise* atau kesalahan umum yang lebih rendah. Perbandingan hyperparameter dapat dilihat pada Tabel IV dan V berikut.

Tabel IV. Perbandingan Hyperparameter LSTM

Model	LSTM Unit	Batch Size	Epoch	Dropout
LSTM tanpa dropout	64, 64	32	15	-
LSTM dengan dropout	64, 64	32	15	0.9

Tabel V. Perbandingan Hyperparameter BiLSTM

Model	LSTM Unit	Batch Size	Epoch	Dropout
BiLSTM tanpa dropout	64, 64	32	15	-
BiLSTM dengan dropout	64, 64	32	15	0.9

E. Evaluasi

Confusion matrix adalah tabel yang merangkum kinerja model [15]. Penggunaan *confusion matrix* dapat mengidentifikasi kelemahan dalam operasi algoritma. Ini digunakan untuk mengevaluasi efektivitas model klasifikasi. Dengan menggunakan *confusion matrix* peneliti dapat mengetahui *error* pada operasi algoritma yang dijalankan. Gambar 2 menunjukkan *multiclass confusion matrix* yang digunakan untuk melakukan evaluasi.

		Predicted Class			
		C_1	C_2	...	C_N
Actual Class	C_1	TN	FP	TN	TN
	C_2	FN	TP	FN	FN
	...	TN	FP	TN	TN
	C_N	TN	FP	TN	TN

Gambar 2. *Multiclass Confusion Matrix*

Keterangan:

- 1) TP adalah true positive yaitu data dengan kondisi aktual yang mampu memprediksi dengan benar
- 2) TN adalah true negative yaitu data negatif yang diprediksi dengan benar
- 3) FP adalah false positive yaitu data prediksi yang tidak sesuai
- 4) FN adalah false negative yaitu data negatif yang diprediksi tidak sesuai
- 5) C adalah kelas label

Untuk mengukur nilai dari *confusion matrix*, maka digunakan hyperparameter. Adapun untuk hyperparameter yang dihasilkan dari *confusion matrix* yaitu *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-Score*. Berikut adalah rumus untuk setiap hyperparameter yang digunakan:

- 1) *Accuracy*

$$Accuracy = \frac{TN+TP}{TN+FN+TP+FP} \times 100\%$$

- 2) *Precision*

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \times 100\%$$

- 3) *Recall*

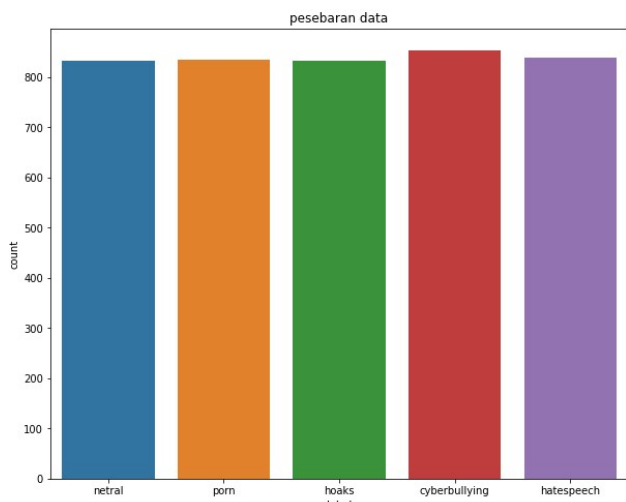
$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\%$$

- 4) *F1-Score*

$$F1-Score = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision+ Recall} \times 100\%$$

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

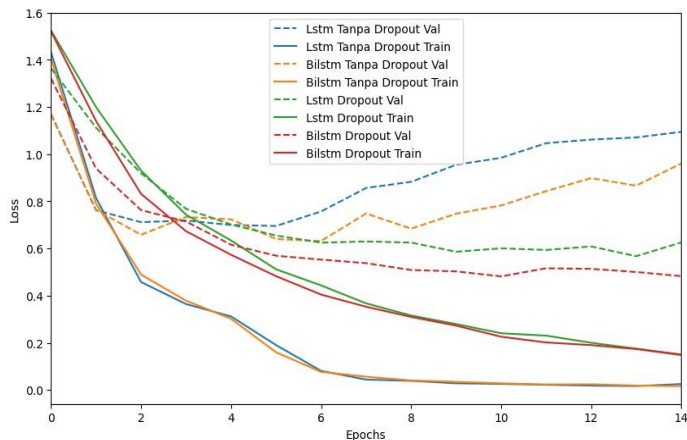
Setelah data terkumpul, kemudian dilakukan *preprocessing* dataset. Dari hasil yang didapat setelah proses *preprocessing*, kemudian dilakukan pelabelan manual berdasarkan kriteria yang telah ditentukan dan divalidasi oleh seorang mahasiswa hukum. Setelah dilabeli dan divalidasi, maka didapat dataset sebanyak 4193 data yang terdiri dari 833 data netral, 834 data pornografi, 833 data *hoaks*, 854 data *cyberbullying*, dan 839 data *hate speech*. Gambar 3 menunjukkan sebaran data yang digunakan dalam klasifikasi.



Gambar 3. Sebaran Data

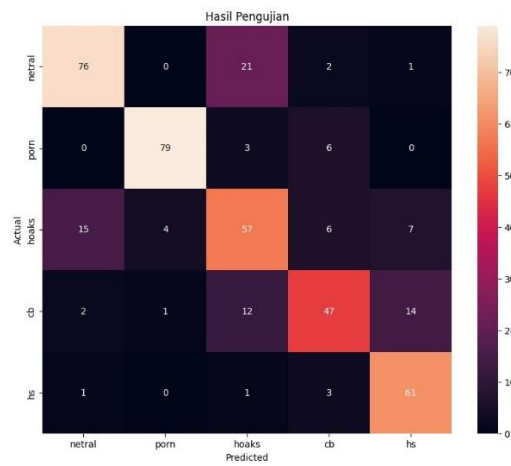
Berdasarkan pengujian, dataset menjadi tiga bagian yaitu, 80% untuk data latih, 10% untuk data validasi dan 10% untuk

data pengujian. Selain itu, setiap model dibangun menggunakan lapisan *embedding* dengan ukuran 128 dimensi. Setiap model juga menggunakan sebuah lapisan *dense* yang menggunakan fungsi aktivasi *softmax* serta fungsi optimasi menggunakan *Adam*. Pengujian tiap model dijalankan menggunakan 15 *epoch* dan 32 *batch size*. Setelah itu dilakukan proses *train* data untuk mengetahui performa dari masing-masing model. Dari proses *train* data, dapat dilihat performa tiap model yang ditunjukkan pada Gambar 4 terkait grafik perbandingan *loss function* tiap model.

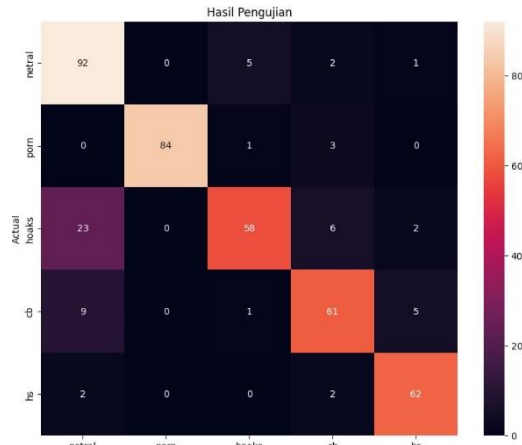


Gambar 4. Grafik Perbandingan *Loss Function* Model

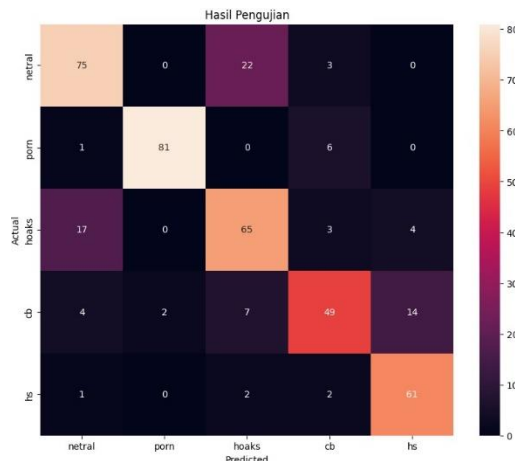
Dari pengujian yang telah dilakukan, performa tiap model dibandingkan untuk melihat model yang memiliki performa terbaik dalam melakukan klasifikasi. Pada Gambar 4 dapat dilihat bahwa model-model yang menggunakan dropout memiliki performa yang lebih seimbang (*good fitting*) dibanding dengan model tanpa dropout yang memiliki performa *overfitting*. Selanjutnya, untuk melihat nilai performa dari tiap model akan digunakan *confusion matrix*. Adapun untuk hyperparameter yang dihasilkan dari *confusion matrix* yaitu *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-Score*. Pada Gambar 5, 6, 7, dan 8 menampilkan hasil *confusion matrix* tiap model berdasarkan percobaan yang telah dilakukan.



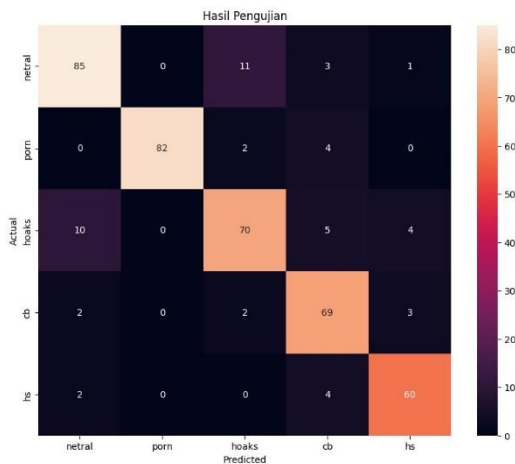
Gambar 5. *Confusion Matrix* LSTM tanpa Dropout.



Gambar 6. Confusion Matrix LSTM dengan Dropout.



Gambar 7. Confusion Matrix BiLSTM tanpa Dropout.



Gambar 8. Confusion Matrix BiLSTM dengan Dropout

Setelah mendapatkan *confusion matrix*, selanjutnya akan dihitung nilai performa dari masing-masing model tersebut. Adapun nilai performa yang dapat dihitung yaitu *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan juga *F1-Score*. Hasil perhitungan dari performa model tersebut akan dibandingkan untuk mengetahui model terbaik. Berdasarkan hasil perhitungan *F1-Score* serta grafik *loss function* yang didapat, model terbaik adalah model yang memiliki nilai *F1-Score* yang tinggi dan juga memiliki

performa *loss function* yang seimbang atau *good fitting*. Tabel VI dan VII menyajikan performa tiap model *Confusion Matrix*.

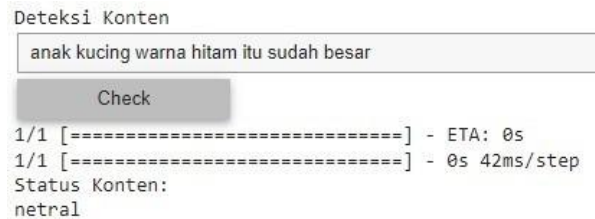
Tabel VI. Perbandingan hyperparameter LSTM

Model	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
LSTM tanpa dropout	0.9970	0.9925	0.9925	0.9925
LSTM dengan dropout	0.9799	0.9553	0.9436	0.9494

Tabel VII. Perbandingan hyperparameter BiLSTM

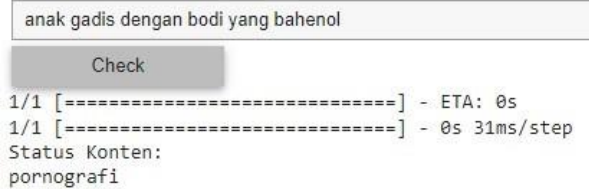
Model	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
BiLSTM tanpa dropout	0.9980	0.9952	0.9949	0.9961
BiLSTM dengan dropout	0.9807	0.9555	0.9478	0.9516

Berdasarkan hasil pengujian dapat terlihat performa model yang direpresentasikan ke dalam grafik, *confusion matrix*, dan juga parameter dari *confusion matrix*. Dari model yang dihasilkan terlihat bahwa model terbaik adalah model BiLSTM dengan dropout yang memiliki performa *F1-Score* yang tinggi serta memiliki performa *loss function* yang *good fitting*. Hal ini sangat mempengaruhi performa model sehingga apabila model tersebut digunakan maka model tidak akan kesulitan untuk mengenali pola dari teks ataupun kalimat yang di input. Sedangkan untuk model LSTM dengan dropout juga memiliki performa *F1-Score* yang tinggi namun sedikit lebih rendah dibanding model BiLSTM dengan dropout. Selain itu, untuk model LSTM tanpa dropout dan BiLSTM tanpa dropout memiliki performa *F1-Score* yang sangat tinggi namun memiliki performa *loss function* yang *overfitting*. Gambar 9, 10, 11, 12, dan 13 menampilkan *interface* sederhana masing-masing prediksi label yang dibangun menggunakan model dari hasil percobaan yang telah dilakukan.



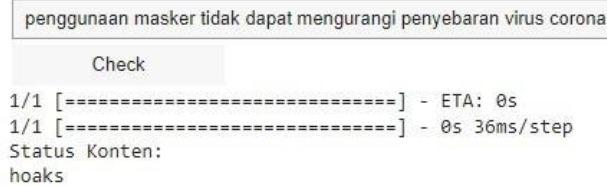
Gambar 9. Prediksi Label Netral

Deteksi Konten



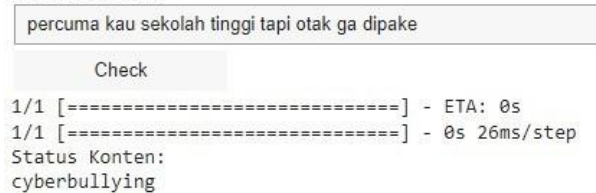
Gambar10. Prediksi Label Pornografi

Deteksi Konten



Gambar 11. Prediksi Label Hoaks

Deteksi Konten



Gambar 12. Prediksi Label Cyberbullying

Deteksi Konten



Gambar 13. Prediksi Label Hatespeech

V. KESIMPULAN

Penelitian ini mempresentasikan Klasifikasi Pelanggaran Undang-Undang ITE pada Twitter Menggunakan LSTM dan BiLSTM. Dalam percobaan yang dilakukan, penelitian ini membandingkan dua algoritma yaitu LSTM dan BiLSTM yang mana setiap algoritma memiliki dua skenario yaitu tanpa dropout dan dengan dropout. Dari hasil percobaan tersebut model dengan dropout memiliki performa yang baik untuk performa *loss function* dibandingkan dengan model tanpa dropout. Dari dua algoritma LSTM dan BiLSTM yang menggunakan dropout, algoritma BiLSTM dengan dropout memiliki nilai *F1-Score* yang lebih tinggi dibanding algoritma LSTM dengan dropout. Oleh karena itu, algoritma BiLSTM dengan dropout merupakan algoritma terbaik dalam percobaan ini. Model BiLSTM dengan dropout tersebut memiliki performa *F1-Score* sebesar 0.9516 dan akurasi 0.9807 serta memiliki performa *loss function* yang *good fitting*.

REFERENSI

- [1] A. D. Riyanto, "Hootsuite (We are Social): Indonesian Digital Report 2022", Andi.link, [Online]. Tersedia: <https://andi.link/hootsuite-we-are-social-indonesian-digital-report-2022/> [Diakses: 29 April 2023].
- [2] W. Sudoyo, "Selama 2022 Kominfo Blokir 238.226 Konten Negatif", infopublik.id, 12 Januari 2023, [Online]. Tersedia: <https://infopublik.id/kategori/nasional-sosial-budaya/701902/selama-2022-kominfo-blokir-238-226-konten-negatif> [Diakses: 29 April 2023].
- [3] H. F. Fadli, A. F. Hidayatullah, "Identifikasi Cyberbullying pada Media Sosial Twitter Menggunakan Metode LSTM dan BiLSTM," AUTOMATA, vol. 2, 2021.
- [4] C. Siwi, D. H. Fudholi, A. F. Hidayatullah, "Deep Learning for Aspect-Based Sentiment Analysis on Indonesian Hotels Reviews," Kinetik: Game Technology, Information System, Computer Network, Computing, Electronics, and Control, 2021.
- [5] A. Debby, F. Yusra, S. Heni, "Implementasi Algoritma Multiclass SVM pada Opini Publik Berbahasa Indonesia di Twitter," Jurnal Tekno Kompak, 14.2: 86-91, 2020.
- [6] M. T. Nugraha, D. H. Fudholi, "Deteksi Cyberbullying berdasarkan Unsur Perbuatan Pidana yang Dilanggar dengan Naive Bayes dan Support Vector Machine," J-SAKTI (Jurnal Sains Komputer dan Informatika), 5.1: 10-19, 2021.
- [7] A. F. Hidayatullah, Anisa M. Hakim, A. A. Sembada, "Adult Content Classification on Indonesian Tweets using LSTM Neural Network," in 2019 International Conference on Advanced Computer Science and Information Systems (ICACSIS), 2019, 235-240.
- [8] P. S. Jurnalis, K. Heru, "Analisis Sentimen Kebijakan MBKM Berdasarkan Opini Masyarakat di Twitter Menggunakan LSTM," Jurnal SIFO mikroskil vol, 23: 197-208, 2022.
- [9] A. F. Hidayatullah, C. Siwi, H. A. Miladya, "Sentiment analysis on twitter using neural network: Indonesian presidential election 2019 dataset," In: *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*. IOP Publishing, p. 012001, 2021.
- [10] A. P. Hesaputra, R. D. Saputra, Y. H. Wibowo, "Identifikasi Konten Dewasa pada Cuitan Twitter Menggunakan Metode BiLSTM Sebagai Upaya Mengatasi Penyebaran Pornografi Untuk Indonesia Maju," Khazanah: Jurnal Mahasiswa, 14.02, 2022.
- [11] D. R. Alghifari, M. Edi, L. Firmansyah, "Implementasi Bidirectional LSTM untuk Analisis Sentimen Terhadap Layanan Grab Indonesia," Jurnal Manajemen Informatika (JAMIKA), 2022, 12.2: 89-99.
- [12] P. A. Atmajaya, F. I. Amorokhman, M. D. Prasetya, A. F. Ihsan, D. Junaedi, "ITE Law Enforcement Support through Detection Tools of Fake News, Hate Speech, and Insults in Digital Media," 5th International Conference on Information and Communications Technology (ICOIACT). IEEE, p. 452-456, 2022.
- [13] A. T Bolon. Deteksi Perundungan Siber Pada Tweet Berbahasa Indonesia Menggunakan Support Vector Machine Dengan Lexicon Based Features. 2021. PhD Thesis. Universitas Brawijaya.
- [14] M. O. Ibrohim and I. Budi. 2019. Multi-label Hate Speech and Abusive Language Detection in Indonesian Twitter. In Proceedings of the Third Workshop on Abusive Language Online, pages 46-57, Florence, Italy. Association for Computational Linguistics.
- [15] D. H. Fudholi, "Klasifikasi Emosi Pada Teks Menggunakan Metode Deep Learning," 2022.

