

Analisis Sentimen KUHP Baru Pada Data Twitter Menggunakan Model BERT

Muhammad Adrinta Abdurrazzaq¹(✉), Edwin Lesmana Tjiong²

^{1,2}Program Studi Informatika, Fakultas Ilmu Komputer dan Desain, Institut Teknologi dan Bisnis Kalbis, Jakarta, Indonesia

¹muhammad.abdurrazzaq@kalbis.ac.id, ²edwin.tjiong@kalbis.ac.id

Informasi Artikel

Sejarah Artikel:

Disubmit 8 November 2022

Direvisi 18 November 2022

Diterima 5 Desember 2022

Kata Kunci:

Analisis Sentimen,
KUHP Baru,
Data Twitter,
Model BERT

Abstrak

Rancangan Undang – Undang Kitab Undang – Undang Hukum Pidana (RUU KUHP) telah disahkan pada tanggal 6 Desember 2022. RUU KUHP dianggap perlu disahkan untuk mengganti undang – undang yang lama yang masih berbasis hukum kolonial, tetapi pengesahan undang – undang ini menuai berbagai sentimen dan kritik. Masyarakat menilai banyak pasal – pasal kontroversial di dalamnya, padahal dalam perjalanan perancangannya masyarakat telah berulang kali mengkritik dan mempertanyakan pasal – pasal tersebut. Di lain hal, analisis sentimen adalah suatu persoalan dalam pemrosesan bahasa alami yang merupakan sub persoalan dari klasifikasi teks. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan analisis sentimen dengan *Bidirectional Encoder Representation From Transformers* (BERT) yang berbasis *deep learning*. Data set yang digunakan pada penelitian ini adalah Data Tweet pada Twitter. Hasil analisis dengan Model BERT mampu mencapai akurasi sebesar 81%. Hasil ini unggul 6% dibandingkan dengan model analisis sentimen menggunakan *Support Vector Machine*.

This is an open access article under the [CC BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license.



Corresponding Author:

Muhammad Adrinta Abdurrazzaq

Program Studi Informatika, Fakultas Ilmu Komputer dan Desain, Institut Teknologi dan Bisnis Kalbis, Jakarta, Indonesia

Email: muhammad.abdurrazzaq@kalbis.ac.id

1. Pendahuluan

Pada 6 Desember 2022, Rancangan Kitab Undang – Undang Hukum Pidana (RKUHP) disahkan menjadi undang – undang atau KUHP yang baru. KUHP merupakan peraturan perundang – undangan yang menjadi dasar hukum pidana di Indonesia. Sebelumnya KUHP bersumber dari hukum kolonial Belanda, yaitu *Wetboek van Stracfrecht voor Nederlands-Indie* [1]. Tetapi pada perjalanan perancangannya, KUHP baru dianggap memiliki banyak pasal – pasal kontroversial. Mulai dari pasal tentang penghinaan presiden, penghinaan terhadap peradilan, perzinahan, hukuman mati, santet, dan lain – lain [2]. Hal ini menyebabkan polemik di masyarakat, undang – undang yang seharusnya mengakomodir kepentingan masyarakat justru banyak mendapat sentimen negatif. Di lain hal tidak sedikit pula yang mendukung KUHP baru dan memberikan sentimen positif.

Sentimen – sentimen pada KUHP baru yang sudah muncul semenjak awal perancangannya telah banyak dikaji pada penelitian lain. (Sias, Astiningrum dan Batubulan, 2020) mengkoleksi data *tweet* dari Twitter dan melakukan analisis sentimen terhadap *tweet* tersebut dengan menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dengan akurasi mencapai 81% dengan 90% data sebagai data latih. Penelitian lainnya, [4] juga menganalisis sentimen data twitter dan menggunakan algoritma SVM dengan konfigurasi *radial basis function* sebagai kernelnya dan 0.0001 sebagai nilai *gamma*-nya yang menghasilkan akurasi mencapai 95%. Sentimen – sentimen pada penelitian tersebut didapatkan sebelum KUHP baru disahkan. Seharusnya versi

akhir KUHP baru telah melalui berbagai perbaikan, maka perlu dianalisis kembali sentimen – sentimen yang muncul pasca KUHP baru disahkan.

Bidirectional Encoder Representation From Transformers (BERT) merupakan model *deep learning* berbasis *transformers* yang telah menjadi *state-of-the-arts* dari berbagai persoalan pemrosesan bahasa alami, salah satunya klasifikasi teks [5]. Sementara, analisis sentimen merupakan pemrosesan bahasa alami yang merupakan persoalan yang lebih spesifik dari klasifikasi teks [6]. [7] telah melatih model BERT pada bahasa Indonesia pada berbagai persoalan pemrosesan bahasa alami. Model yang dihasilkan dapat digunakan pada persoalan pemrosesan bahasa alami dengan topik yang lebih spesifik, pelatihan dari model juga menjadi lebih efisien karena model dilatih menggunakan bobot – bobot parameter yang sudah di dapatkan dari pelatihan sebelumnya, langkah ini disebut *fine-tuning*. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan analisis sentimen dari RKUHP pasca disahkan dengan menggunakan BERT. Selain itu, SVM yang relatif memiliki kemampuan pemrosesan yang lebih cepat dibandingkan dengan BERT dapat dikaji juga perbandingan dalam segi kinerja modelnya.

2. Metodologi Penelitian

Analisis sentimen pada penelitian ini terdiri dari beberapa tahapan, tahapan – tahapan tersebut terdiri dari koleksi data, pelabelan data, *data preprocessing*, analisis sentimen dengan BERT, dan evaluasi.

A. Koleksi dan Pelabelan Data

Data dikoleksi dengan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan menggunakan pustaka yang tersedia bernama *twint*. Data yang dikoleksi merupakan *tweet* yang memiliki tagar *#rkuhp* dengan waktu mulai dari 6 Desember 2022 hingga 20 Desember 2022. *Tweet* yang berhasil dikumpulkan sebanyak 947. Setelah dianalisis banyak *tweet* yang berasal dari media berita yang tentunya bersentimen netral, maka dari itu *tweet* dari media berita dieliminasi sehingga tersisa 413 *tweet*. *Tweet* tersebut kemudian di labeli dengan label positif, negatif, dan netral. Pada Tabel 1. Dapat dilihat distribusi sentimen data yang digunakan.

TABEL 1. DISTRIBUSI SENTIMEN PADA DATA

Sentimen	Jumlah
Positif	127
Netral	110
Negatif	176

B. Data Preprocessing

Data yang telah dilabeli diteruskan untuk dilakukan praproses data. Praproses data merupakan langkah – langkah yang dilakukan untuk menyiapkan data agar dapat dianalisis oleh model. Data yang dikumpulkan merupakan data *tweet* yang berupa teks dimana teks merupakan data tidak terstruktur. Twitter yang juga merupakan media sosial membuat data teks tersebut terdiri dari bahasa – bahasa yang tidak baku dan disertai elemen – elemen lain selain teks seperti *emoticon*. Sementara BERT sebagai model yang digunakan pada penelitian ini menerima inputan teks yang sudah diproses menjadi token – token. Maka dari itu, praproses data meliputi *data cleansing* dan *data preparation*.

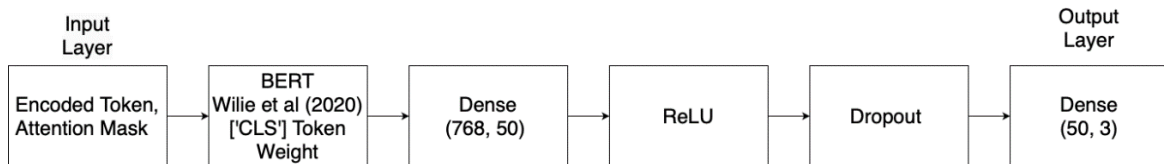
1) Data Cleansing

Data cleansing dilakukan untuk membersihkan data dari elemen - elemen yang dianggap tidak diperlukan dalam analisis. Pada penelitian penghapusan elemen - elemen tersebut melalui beberapa langkah yaitu, pengubahan karakter alphabet ke huruf kecil, penghapusan URL, penghapusan username dan mention, penghapusan karakter yang bukan alphabet, penggantian multi spasi menjadi spasi tunggal, penghapusan kata – kata yang terdapat pada *stopwords*, pengubahan kata menjadi kata dasar. Langkah – langkah tersebut harus dilakukan secara berurutan agar efektif. Pada Tabel 2. Dapat dilihat data sebelum dan sesudah melalui praproses.

TABEL 2. DATA SEBELUM DAN SESUDAH PRARPOSES

Sebelum Praproses	Sesudah Praproses
suruh Balik, Demo BEM-SI Sumbar Tolak KUHP Baru Berujung Audiensi #KHUPbaru #rkuhp #demo #tahlilan https://t.co/yMo8gYu2vd	suruh demo bemi sumbar tolak kuhp ujung audiensi khupbaru rkuhp demo tahlil
Ternyata Yang Berat Bukan Hanya Rindu dan Ditinggal Pas Sayang-SayangNya. Yang berat Itu	berat rindu tinggal pas sayangsayangNya berat suara rakyat dengar perintah rkuhp

Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT) merupakan pemodelan representasi bahasa berbasis *deep learning*. BERT dapat digunakan pada persoalan – persoalan pemrosesan bahasa alami, salah satunya klasifikasi teks [5]. Penggunaan BERT dapat melalui langkah *fine-tuning* dengan menambah *layer* sesuai dengan *output* yang diharapkan. Langkah ini tidak memakan sumber daya komputer yang banyak dibandingkan jika harus melakukan pelatihan pada model BERT dengan langkah *pre-training* yang berarti melatih model BERT dari awal. Analisis sentimen sendiri merupakan sub-persoalan dari klasifikasi teks, maka dari itu cara melatih model untuk klasifikasi teks secara umum dan analisis sentimen adalah sama. Pada penelitian ini arsitektur model dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Arsitektur model yang diajukan pada penelitian ini

D. Evaluasi

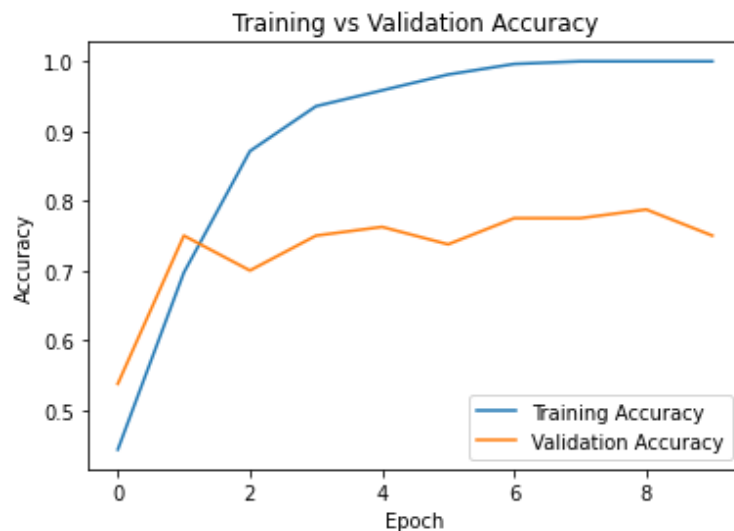
Untuk mengukur kualitas model yang dihasilkan maka diperlukan langkah evaluasi. Penelitian ini menggunakan akurasi sebagai metrik evaluasi. Akurasi dihitung menggunakan Persamaan 1.

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \tag{1}$$

Dimana True Postive (TP) menyatakan jumlah prediksi yang benar terhadap kelas target, True Negative menyatakan jumlah prediksi yang benar selain kelas target, False Positive (FP) adalah jumlah prediksi yang salah dan dikategorikan sebagai kelas target, serta False Negative (FN) adalah jumlah prediksi yang salah dan dikategorikan sebagai kelas lain selain kelas target [8].

3. Hasil Dan Pembahasan

Dalam pembangunan model, penelitian ini menggunakan Pytorch [9] sebagai pustaka *deep learning*-nya dan Scikit-Learn [10] sebagai alat untuk melakukan evaluasi model. Sebelum melatih model, penelitian ini membagi data menjadi 80% data latih dan 20% data uji. Sementara data latih dibagi lagi 2 menjadi 80% data latih dan 20% data validasi, dimana penelitian ini akan memilih model pada epoch dengan akurasi tertinggi pada data validasi. Jadi distribusi pembagian data menjadi 64% data latih, 16% data validasi, dan 20% data uji. Model dilatih dalam 10 *epoch*. Pada Gambar 3. dapat dilihat grafik pelatihan model.



Gambar 3. Grafik pelatihan model yang menunjukkan akurasi model tiap epoch

Model dengan akurasi tertinggi pada data validasi didapatkan pada *epoch* ke 8 dengan akurasi 0.7875. Penelitian ini juga membandingkan model dengan model SVM dengan parameter kernelnya *Radial Basis*

Function dan pembobotan fitur nya menggunakan TF-IDF sesuai dengan penelitian (). Penelitian ini juga melihat waktu pelatihan dan waktu ujinya. Perbandingan kedua model tersebut dapat dilihat pada Tabel 4.

TABEL 4. HASIL PELATIHAN DAN UJI MODEL

Model	Akurasi			Waktu Latih (detik)	Waktu Uji (detik)
	Data Latih	Data Validasi	Data Uji		
BERT	1.0	0.7875	0.81	225	5.46
SVM	1.0	-	0.75	0.020	0.002

Untuk hasil evaluasi yang lebih rinci dapat dilihat *classification report* kedua model pada Gambar 4.

	precision	recall	f1-score	support
Positive	0.87	0.77	0.82	26
Neutral	0.71	0.68	0.70	22
Negative	0.82	0.91	0.86	35
accuracy			0.81	83
macro avg	0.80	0.79	0.79	83
weighted avg	0.81	0.81	0.81	83

(a)

	precision	recall	f1-score	support
Positive	1.00	0.81	0.89	26
Neutral	0.86	0.27	0.41	22
Negative	0.64	1.00	0.78	35
accuracy			0.75	83
macro avg	0.83	0.69	0.70	83
weighted avg	0.81	0.75	0.72	83

(b)

Gambar 4. (a) Classification report model BERT dan (b) Classification report model SVM

Dimana *precision* adalah metrik evaluasi untuk melihat seberapa akurat model memprediksi kelas target dengan membandingkan TP dengan TP+FP. Sementara *recall* adalah metrik evaluasi untuk melihat seberapa banyak kelas target yang diprediksi secara benar dengan membandingkan TP dengan TP+FN. Terakhir, *f1-score* merupakan metrik evaluasi untuk melihat keseimbangan antara *precision* dan *recall*.

4. Kesimpulan

Model BERT yang diusulkan pada penelitian ini mampu mencapai akurasi prediksi mencapai 81% pada data uji. Sementara jika dibandingkan dengan model SVM, model BERT mengungguli model SVM dengan selisih 6% pada akurasi, tetapi model SVM jauh lebih cepat baik dari waktu pelatihan hingga waktu uji. Maka dari itu, model BERT efektif untuk menggantikan SVM secara akurasi tetapi dengan proses pelatihan dan uji yang lebih lama.

Daftar Pustaka

- [1] M. Ekaputra and A. Kahir, *Sistem Pidana di dalam KUHP dan Pengaturannya Menurut Konsep KUHP Baru*. USUpress, 2010.
- [2] A. Rosman, "Daftar 13 Pasal di KUHP Baru yang Tuai Kontroversi dan Disorot Asing," *Katadata.co.id*, Dec. 09, 2022.
- [3] L. A. Sias, M. Astiningrum, and K. S. Batubulan, "Implementasi Analisis Sentimen Twitter Mengenai Opini Masyarakat Terhadap RKUHP Tahun 2019," *Seminar Informatika Aplikatif Polinema*, 2020.
- [4] I. Ihsan, D. Nurjanah, and H. Nurrahmi, "Sentiment Analysis RKUHP Pada Twitter Menggunakan Metode Support Vector Machine," *eProceedings of Engineering*, vol. 8, no. 2, Apr. 2021.

- [5] J. Devlin, M.-W. Chang, K. Lee, K. T. Google, and A. I. Language, “BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding.”
- [6] B. Liu, “Sentiment Analysis and Opinion Mining,” *Synthesis Lectures on Human Language Technologies*, vol. 5, no. 1, pp. 1–167, May 2012, doi: 10.2200/S00416ED1V01Y201204HLT016.
- [7] B. Wilie *et al.*, “IndoNLU: Benchmark and Resources for Evaluating Indonesian Natural Language Understanding,” in *Proceedings of the 1st Conference of the Asia-Pacific Chapter of the Association for Computational Linguistics and the 10th International Joint Conference on Natural Language Processing*, 2020, pp. 843–857.
- [8] B. Juba and H. S. Le, “Precision-Recall versus Accuracy and the Role of Large Data Sets,” *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, vol. 33, no. 01, pp. 4039–4048, Jul. 2019, doi: 10.1609/aaai.v33i01.33014039.
- [9] A. Paszke *et al.*, “PyTorch: An Imperative Style, High-Performance Deep Learning Library,” in *Proceedings of the 33rd International Conference on Neural Information Processing Systems*, 2019, pp. 8026–8037.
- [10] F. Pedregosa *et al.*, “Scikit-learn: Machine Learning in Python,” *Journal of Machine Learning Research*, vol. 12, pp. 2825–2830, 2011, [Online]. Available: <http://scikit-learn.sourceforge.net>.

Biografi Penulis