

Analisis Karakteristik Akun Twitter Berdasarkan Sentimen Pendapat Terkait Undang-Undang PSE

Arya Akbar Rivaldi ¹, Bayu Azra ², Yudhantorro Ibadurrahman Ziaulhaq ³, Nur Aini Rakhmawati ⁴

¹Institut Teknologi Sepuluh Nopember, arya.19052@student.its.ac.id, Sukolilo, Surabaya, Indonesia

²Institut Teknologi Sepuluh Nopember, ziaulhaq.19052@student.its.ac.id, Sukolilo, Surabaya, Indonesia

³Institut Teknologi Sepuluh Nopember, yudhantoro.19052@sudent.its.ac.id, Sukolilo, Surabaya, Indonesia

⁴Institut Teknologi Sepuluh Nopember, nur.aini@is.its.ac.id, Sukolilo, Surabaya, Indonesia

Informasi Makalah

Submit : Oktober 03, 2022
Revisi : Oktober 20, 2022
Diterima : Desember 09, 2022

Kata Kunci :

PSE
IndoBERT
Analisis Karakteristik akun
Analisis Sentimen
Twitter

Abstrak

Aturan untuk penyedia layanan di internet atau Penyelenggara Sistem Elektronik di Indonesia mendapatkan pro dan kontra semenjak adanya Peraturan Pemerintah yang diterbitkan. *Twitter* sebagai media sosial, menjadi salah satu tempat menyampaikan pendapat secara bebas, tidak terkecuali pendapat untuk peraturan PSE. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi karakteristik akun pengguna *Twitter* dengan mempertimbangkan sentimen *tweet* mereka terhadap Peraturan PSE. Analisis ini dilakukan dengan mengidentifikasi sentimen pada data *tweet*, kemudian melihat atribut dari akun pengguna *tweet* tersebut. Pada proses penggalian data didapatkan sebanyak 849 *tweet*, 679 diantaranya diberikan label sentimen yang kemudian akan digunakan untuk membangun model *machine learning* berbasis IndoBERT. Selanjutnya, sebanyak 335 data terkait akun pengguna yang terikat dengan data *tweet* diatas juga didapatkan. Model *machine learning* yang dihasilkan mencapai akurasi sebesar 71%, didapatkan juga model paling baik dalam mengklasifikasi *tweet* dengan sentiment negatif. Ditemukan bahwa akun yang mendukung PSE atau memiliki postingan *tweet* dengan sentimen positif berusia lebih muda dibandingkan yang bersentimen negatif. Meski begitu rata-rata jumlah *tweet* yang dihasilkan akun-akun bersentimen positif lebih banyak dibandingkan akun dengan sentimen negatif meskipun rata-rata usianya jauh lebih tua. Ini menunjukkan bahwa akun bersentimen positif lebih sering mengirim *tweet* dibandingkan akun bersentimen negatif.

Abstract

The rule for service providers in Internet or Electronic System Operators in Indonesia had pros and cons since the government regulation was issued. *Twitter* as a social media, has become a place to

Arya Akbar Rivaldi,
Email: arya.19052@student.its.ac.id.

express opinion freely, including opinion for PSE Regulations. This study aims to identify Twitter user's account by considering the sentiments of their tweets about PSE Regulation. This analysis is done by identifying the sentiment in tweet data, then looking at the attributes of the tweet user account. In the mining process, 849 tweet were crawled, 678 of it were given a sentiment label manually which would then be used to build a machine learning model based on IndoBERT. Furthermore, as many as 335 data related to user accounts tied to the tweet data were crawled. The resulting machine learning model achieves an accuracy of 71% and the best model also found in classifying tweet with negative sentiment. It was found that the positive sentiment tweet has a younger account age than the negative sentiment account. Even so, the average number of tweets from positive sentiment account is more than accounts with negative sentiment. This shows that positive sentiment accounts tweet more often than negative sentiment accounts.

1. Pendahuluan

Perkembangan teknologi yang terjadi saat ini memiliki banyak keuntungan bagi kehidupan masyarakat (Eka Prastiwi et al., 2021). Kegiatan masyarakat dalam menggunakan internet membuat sistem baru yang ada dinamakan *e-life*, dimana hal ini berarti dalam kehidupan keseharian tidak dapat dilepaskan dari pengaruh barang elektronik disekitarnya, tidak terkecuali internet. Aktivitas di internet yang menjadi aktivitas harian masyarakat memunculkan pemikiran dimana diperlukannya aturan hukum untuk mengatur aktivitas yang ada di dalam ruang maya (*cyberspace*) (Sidik, 2013).

Undang-Undang sebagai sumber hukum yang sah memayungi segala aktivitas yang melibatkan penggunaan teknologi, termasuk di dalamnya mengatur penggunaan berinternet. Undang-Undang No.11 Tahun 2008 yang mengatur tentang Informasi dan Transaksi Elektronik (ITE) membatasi segala aktivitas masyarakat dalam penggunaan internet (Lubis & Maulana, 2010). Jauh sebelum Undang-Undang ITE diresmikan, hal lain yang berhubungan dengan keterbukaan akses informasi adalah kebebasan berpendapat, dimana hal tersebut diatur dalam Undang-Undang Nomor 39 Tahun 1999 (Rahmawati et al., 2021).

Undang-Undang ITE telah mengalami beberapa perubahan diantaranya adalah pada tahun 2016 terdapat perubahan pada UU ITE yang dijelaskan pada UU No.19

Tahun 2016 (Rahmawati et al., 2021). Penyelenggara Sistem Elektronik (PSE) merupakan salah satu turunan yang dari UU ITE dimana pertaturan terkait PSE ini berbentuk Peraturan Pemerintah Nomor 71 Tahun 2019 dan Peraturan Menteri Kominfo Nomor 5 Tahun 2020 (Haryanto, 2022). Pada PP Nomor 71 Tahun 2019 dijelaskan bahwa PSE adalah setiap orang, penyelenggara negara, badan usaha, dan masyarakat yang menyediakan, mengelola, dan/atau mengoperasikan Sistem Elektronik secara sendiri-sendiri maupun bersama-sama kepada Pengguna Sistem Elektronik untuk keperluan dirinya dan/ atau keperluan pihak lain (Indonesia). Selain itu pada Perkominfo Nomor 5 Tahun 2020 juga menjelaskan tujuan dari autentikasi situs web yang diatur oleh peraturan ini adalah menjamin kepercayaan dalam bertransaksi secara elektronik melalui situs di internet (Kominfo). Perkominfo menambahkan bahwa peraturan ini bertujuan untuk melindungi konsumen dalam transaksi elektronik. Peraturan-peraturan ini mengharuskan lembaga/perorangan pemilik situs web untuk mendaftarkan situsnya pada basis data milik KOMINFO untuk dapat diakses oleh penduduk Indonesia. Ditemukan beberapa situs dengan banyak pengguna dari Indonesia yang tidak dapat diakses selama beberapa waktu, sebelum kemudian terdaftar pada basis data PSE.

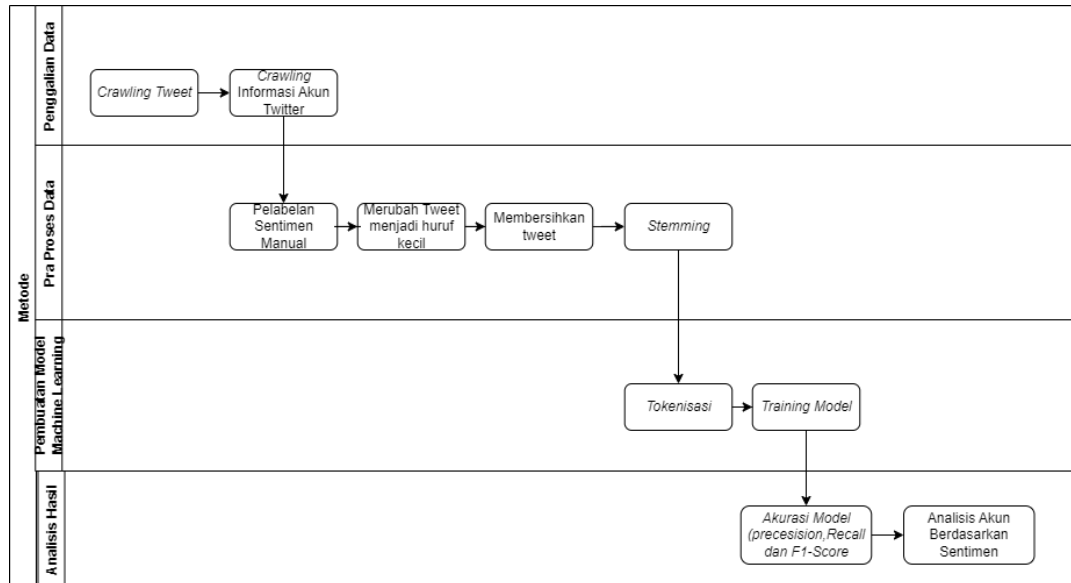
Keberadaan hukum konvensional untuk mengatur kegiatan di internet ini sendiri

menimbulkan pro dan kontra di tengah masyarakat. Hal ini dikarenakan beberapa faktor diantaranya adalah hukum konvensional berdasar pada teritorial. Dimana hal ini dirasa belum cukup untuk mengatasi masalah-masalah yang ada di internet karena keterbukaan internet itu sendiri (Sidik, 2013). Tidak terkecuali peraturan terkait PSE ini sendiri. Dimana banyak bermunculan perdebatan atau perbedaan pendapat terhadap peraturan ini. Terlepas dari belum adanya penelitian yang meneliti lebih lanjut pro-kontra dari Peraturan Pemerintah ini, sudah banyak berita yang membahas hal tersebut (Haryanto, 2022). Perbedaan pendapat ini dapat dilihat melalui sosial media, salah satu diantaranya adalah sosial media Twitter. Sosial media seperti Twitter saat ini menjadi tempat dimana semua orang dapat menyuarakan pendapatnya, saat ini sendiri setidaknya terdapat 500 juta tweet setiap harinya dari seluruh dunia (Ahuja & Dubey, 2017). Di Indonesia sendiri pada awal tahun 2022 menunjukkan pengguna Twitter saat ini berada di angka 18,45 Juta pengguna (Nuryama, 2022). Perbedaan pendapat terhadap peraturan PSE ini sendiri dapat dilihat dengan munculnya *Trending* yang ada di Twitter itu sendiri. Fitur trending pada twitter sendiri berasal dari kata yang paling sering muncul pada suatu tweet. Terkait keberadaan kata yang sering muncul pada tweet yang bersinggungan dengan peraturan PSE adalah kata seperti “PSE”, “Undang”. Sentimen analisis adalah suatu proses untuk mengidentifikasi pendapat dari seseorang melalui teks dengan bahasa alami. Dengan analisis sentimen label berupa positif atau negatif dapat diberikan sehingga

menggambarkan pendapat seseorang mengenai hal yang dibahas. Ada banyak teknik yang digunakan dalam analisis sentimen seperti ekstraksi fitur, tokenisasi, dan lain lain (Hamidi et al., 2021a). Analisa sentimen pada sosial media sudah cukup sering dilakukan pada penelitian sebelumnya. Analisa sentimen pada Twitter dapat dikatakan lebih efektif karena pada Twitter terdapat batasan karakter huruf yang dapat digunakan dalam satu tweet (Ağralı & Aydın, 2021). Sebagaimana pada penelitian sebelumnya telah dilakukan analisa sentimen pada sosial media Twitter untuk menganalisa pendapat pengguna Twitter terkait RUU PKS, digunakan *Support Vector Machine (SVM)*. Support Vector Machine adalah suatu metode untuk machine learning untuk pengenalan pola sentimen (Hamidi et al., 2021). Penelitian ini dilakukan untuk mengetahui sentimen masyarakat pada peraturan PSE, serta karakteristik akun yang memiliki sentimen tertentu.

2. Metode Penelitian

Metode analisis sentimen dilakukan untuk mengetahui sentimen tweet terhadap Peraturan PSE, Dimana beberapa tahapan yang dilakukan pada metode analisis sentimen adalah penggalan data, Pra-Proses data, Membangun model, dan melatih model. Setelah dilakukan sentimen analisis dari dataset yang ada baru dilakukan clustering data sebagai mana pada gambar berikut. Tools atau algoritma yang digunakan untuk penelitian ini adalah dengan menggunakan library python SNSCRAPE dan Tweepy untuk mendapatkan data dari Twitter.



Gambar 1. Alur metode penelitian

2.1. Penggalian data

Tahapan penggalian data untuk menemukan tweet yang dicari, penulis menggunakan dua *library python* yakni, *SNSCRAPE* dan *Tweepy*. *SNSCRAPE* sendiri merupakan sebuah *library python* yang digunakan untuk melakukan penggalian data pada sosial media, salah satunya adalah Twitter (Abednego et al., 2022). Pada penelitian ini *SNSCRAPE* digunakan untuk melakukan penggalian data terhadap tweet dengan menggunakan *filter (Undang OR PSE) (@PlateJohnny)* pada platform twitter, didapatkan data sebanyak 849 *tweets*. Dengan data yang dikumpulkan pada rentang waktu 22 September 2022 sampai dengan 1 Oktober 2022.

Sementara itu *library Tweepy* adalah API yang disediakan oleh twitter untuk dapat mengakses dan mengumpulkan data informasi akun dengan menggunakan bahasa pemrograman Python (Abednego et al., 2022). Dalam penelitian ini *library tweepy* digunakan setelah penggalian data tweet dengan filter yang sudah dijelaskan sebelumnya didapatkan.

Dari penggalian data tersebut didapatkan sebanyak 335 akun yang memberikan pendapat terkait peraturan PSE. Berikut merupakan contoh data tweet yang telah

ditarik dan dilakukan pelabelan sentimen secara manual sebelum digunakan sebagai masukan pada model *machine learning* (Yudhantorro et al., 2022)

Tabel 1. Contoh Data Tweet Dengan Label

Persebaran data sentimen		
No	Tweet	Sentimen
1.	@detikcom UU ITE ADALAH UU Kejahatan kebebasan & Pembungkaman/Intimidasi Korban. Pak Mahfud lebih baik MUNDUR dari Menteri dan itu UU HAPUS semua: Terutama RKUHP DAN PSE.	Negatif
2	Dengan disahkannya RUU PDP, pemerintah dalam hal ini Kementerian Kominfo akan melaksanakan pengawasan terhadap tata kelola data pribadi oleh para Penyelenggara Sistem Elektronik (PSE). #pointingpdp Aturan UU PDP https://t.co/TypNSbzdl	Positif
3	RUU Pelindungan Data Pribadi (PDP) telah disetujui bersama oleh DPR & Presiden. Dengan disahkannya RUU PDP,pemerintah dalam hal ini Kominfo akan melaksanakan pengawasan terhadap tata kelola data pribadi oleh para Penyelenggara Sistem Elektronik (PSE) #pointingpdp Aturan UU PDP https://t.co/QJEMAom8Vl	Netral

Tabel 2. Contoh Data Akun Twitter

Data akun Twitter					
Username	Jumlah tweet	Followers	Following	Jumlah Like	Umur
8mediatech	15.300	402	675	306	4.806
DS_yantie	39.011	8.459	6.448	36.414	557

2.2.Pra Proses Data

Proses persiapan data dilakukan untuk mengolah dan menyeragamkan format *tweet* sebelum dijadikan data masukkan dalam membuat model *machine learning*. (Pawar et al., 2015). Berikut adalah tahapan pra proses data yang dilakukan:

- A. Merubah *tweet* menjadi huruf kecil.
- B. Merapihkan format teks, termasuk:
 1. Menghapus nama pengguna twitter.
 2. Menghapus tautan.
 3. Menghapus emoji.
 4. Menghapus angka dan simbol.
 5. Menghapus spasi.
- C. Merubah kalimat non-formal.
- D. Menghilangkan kata sambung.
- E. Merubah setiap kata menjadi kata dasarnya (*Stemming*)

Tabel 3. Tahapan pra proses data

Tahapan Pra Proses Data	
Tahapan	Tweet
Raw Data	@Cahaya_Dfa @Aryprasetyo85 @PlateJohnny @kemkominfo Miskin visi n misi 🧑🧑 Kok kelasnya baru punya aturan data pribadi sj dibangga2kan Apa kabar dgn PDN yg gaak jelas progressnya Apa kabar dgn Peduli Lindungi yg dibanggakan tp blom terdaftar PSE
Merubah menjadi huruf kecil	@cahaya_dfa @aryprasetyo85 @platejohnny @kemkominfo miskin visi n misi 🧑🧑 kok kelasnya baru punya aturan data pribadi sj dibangga2kan apa kabar dgn pdn yg gaak jelas progressnya apa kabar dgn peduli lindungi yg dibanggakan tp blom terdaftar pse
Merapihkan format teks	miskin visi n misi kok kelasnya baru punya aturan data pribadi sj dibangga kan apa kabar dgn pdn yg gaak jelas progressnya apa kabar dgn peduli lindungi yg dibanggakan tp blom terdaftar pse
Merubah kalimat non-formal	miskin visi dan misi kok kelasnya baru punya aturan data pribadi saja dibangga kan apa kabar dengan pdn yang tidak jelas progresnya apa kabar dengan peduli lindungi yang dibanggakan tapi belum terdaftar pse
Menghilangkan kata sambung	miskin visi misi kelasnya aturan data pribadi dibangga kabar pdn progressnya kabar peduli lindungi dibanggakan terdaftar pse
Stemming	miskin visi misi kelas atur data pribadi bangga kabar pdn progres kabar peduli lindung bangga daftar pse

2.3. Pembuatan Model *Machine Learning*

Machine Learning merupakan suatu proses pembelajaran mesin yang bersumber dari dataset yang telah ada (Hermawan et al., 2022)

Model yang digunakan oleh penulis untuk metode analisis sentimen terhadap peraturan PSE adalah IndoBERT. IndoBERT sendiri adalah *pre-trained* model untuk pengolahan teks berbahasa Indonesia. IndoBERT menggunakan mekanisme perubahan dimana mekanisme tersebut mempelajari hubungan antar kata dalam suatu kalimat (Hidayat & Maharani, 2022). Dalam penggunaan model ini terdapat dua tahapan yang harus dilakukan, tahapan pertama adalah *Masked Language Modeling* (Masked LM) dan tahapan *Next Sentence Prediction* (NSP).

Pada tahapan Masked LM terdapat token [MASK] yang dimasukkan secara acak ke dalam kalimat, dimana model tersebut akan mencoba memprediksi nilai asli dari suatu kata yang diberikan token [MASK]. Sementara itu pada tahapan NSP token yang

akan digunakan adalah token [CLS] dan [SEP] yang akan dimasukkan pada awal dan akhir kalimat.

2.4. Analisis Hasil

Dari hasil yang telah didapatkan dengan model IndoBERT, diperlukan evaluasi performa untuk mengetahui hasil yang baik. Performa dari model akan dilihat dengan nilai skalar dalam metrik seperti akurasi, sensitivitas, kespesifikan. Selain itu ada beberapa ukuran lain seperti *precision*, *Recall*, dan *F1-Score*, nilai-nilai tersebut akan dihitung berdasarkan TP, TN, FP, dan FN yang akan digunakan untuk mengukur performa dari model yang digunakan (Hidayat & Maharani, 2022).

		True Class	
		Positive	Negative
Predicted Class	Positive	TP	FP
	Negative	FN	TN

Gambar 2. Confusion Matrix

Untuk mengukur akurasi dari model, pengukuran dilakukan dengan melihat perbandingan data yang telah diklasifikasi dengan total data

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (1)$$

Presisi diukur dengan membandingkan data yang telah diklasifikasi benar, dengan data yang telah diprediksi benar.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

Recall merupakan perbandingan antara data yang telah diklasifikasi benar dengan total data yang sebenarnya.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

F1 Score adalah pengukuran untuk menunjukkan keseimbangan antara presisi dan recall

$$F1\ Score = \frac{2 \cdot Precision \cdot Recall}{precision + recall} \quad (4)$$

Hasil dari analisa tersebut digunakan untuk mencari tahu kesalahan nilai yang ada selama proses (Erlin et al., 2021).

3. Hasil dan Pembahasan

Tabel 4. Jumlah Tweet

Jumlah Tweet Beserta Label	
Label	Jumlah Tweet
Netral	318
Positif	278
Negatif	253

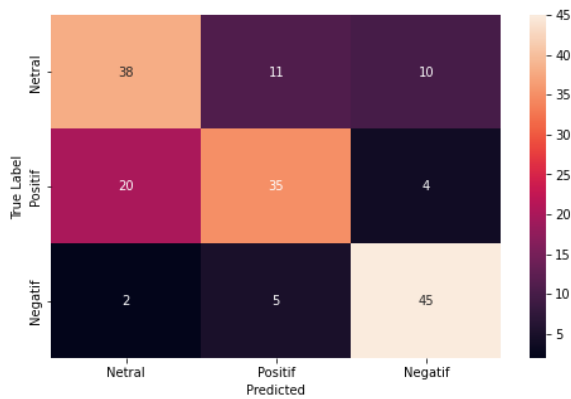
Pada proses penggalian data didapatkan sebanyak 849 tweet yang sudah diberikan label berdasarkan sentimennya, terlihat persebaran jumlah tweet untuk setiap sentimen pada tabel diatas. Untuk proses pelatihan model, data tweet tersebut dibagi dengan rasio 80:20. Mayoritas data yaitu sebanyak 679 tweet akan digunakan sebagai input pada proses pelatihan model (*training set*) dan sebanyak 170 tweet sisanya digunakan untuk mengevaluasi performa model (*validation set*).

Tabel 5. Performa model

Performa Model				
Label	Precision	Recall	F1-Score	Support
Netral	0,71	0,7	0,71	64
Positif	0,68	0,67	0,67	57
Negatif	0,73	0,76	0,74	49

Model yang kami bangun menggunakan IndoBERT pada dataset, mencapai hasil akurasi sebesar 71%. Pada tabel 3,2 juga dapat dilihat, performa model dalam mengklasifikasi setiap label. 170 tweet digunakan untuk mengevaluasi performa model. Jika kita melihat nilai *f1-score*, dapat diketahui bahwa model

paling baik dalam mengklasifikasi *tweet* dengan sentiment negatif dengan nilai 0,74, pola ini juga dapat terlihat berdasarkan *metric* lainnya.



Gambar 3. Confusion Matrix

Melihat *Confusion matrix* dari hasil prediksi model pada gambar x, terlihat bahwa model hanya salah memprediksi sebanyak 7 *tweet* dengan sentimen negatif. Model banyak keliru dalam mengklasifikasi *tweet* netral dan positif. Untuk *tweet* bersentimen netral, model salah mengklasifikasi 21 satu *tweet* dimana sebelas diantaranya terklasifikasi menjadi *tweet* bersentimen positif. Sedangkan untuk *tweet* positif, model salah mengklasifikasikan *tweet* positif menjadi *tweet* netral sebanyak 20 *tweet* dan *tweet* negatif sebanyak empat *tweet*.

Tabel 6. Karakteristik akun dengan *tweet* bersentimen positif

Karakteristik akun dengan <i>tweet</i> Bersentimen Negatif					
Index	Jumlah Tweet	Followers	Following	Jumlah Like	Umur Akun (Hari)
count	318	318	318	318	318
mean	59.348,64	85.401,7	3.741,9	43.868,98	1.800,83
std	158.331,9	785.670,01	6.229	104.540,48	1.547,67
min	5	0	3	0	33
25%	5.276	436,25	407	2.284	557
50%	10.582	1.835,5	1.107	4.675	1.035
75%	43.765	8.459	4.738,25	19.434	3.063
max	2.221.074	11.007.276	36.363	466.920	4.981

Tabel 7. Karakteristik akun dengan *tweet* bersentimen negatif

Karakteristik akun dengan <i>tweet</i> Bersentimen Positif					
Index	Jumlah Tweet	Followers	Following	Jumlah Like	Umur Akun (Hari)
count	278	278	278	278	278
mean	56.219,71	11.134,1	4.185,7	48.937,65	1.897,24
std	94.421,42	19.542,96	6.265,99	108.989,86	1.558,68
min	39	0	0	0	19
25%	6.147	648	4.51,25	2.717,5	563
50%	16.754,5	2.510	1.404	5.713	1.180,5
75%	42.632	12.546	6.448	26.984,25	3.146
max	604.193	79.794	36.363	496.082	5.653

Tabel 8. Karakteristik akun dengan tweet bersentimen netral

Karakteristik akun dengan <i>tweet</i> Bersentimen Netral					
<i>Index</i>	<i>Jumlah Tweet</i>	<i>Followers</i>	<i>Following</i>	<i>Jumlah Like</i>	<i>Umur Akun (Hari)</i>
count	253	253	253	253	253
mean	31.398,37	26.824,39	1.110,16	22.244,05	2.574,25
std	70274,53	215.735,09	2.760,23	73.564,57	1.655,12
min	1	0	0	0	60
25%	2.128	46	136	416	864
50%	8.285	268	351	2.284	2.926
75%	24.659	1.483	920	9.604	4.148
max	672.289	3.040.100	28.647	496.082	5.217

Hasil dari ketiga tabel tersebut menggambarkan karakteristik dari akun yang mengirim *tweet* berdasarkan 5 atribut yaitu jumlah *tweet*, jumlah *followers*, jumlah *following*, jumlah *like* yang dilakukan akun itu, dan umur akun dalam satuan hari.

Dengan atribut jumlah *tweet* dapat dilihat berapa banyak sebuah akun mengirim *tweet* dan mengetahui seberapa aktif suatu akun dalam *platform* Twitter. Jika dilihat secara rata-rata akun dengan *tweet* bersentimen netral dan positif memiliki jumlah yang hampir sama yaitu sebanyak 59.348,64 dan 56.219,71 sedangkan akun dengan *tweet* bersentimen negatif memiliki rata-rata jumlah *tweet* sebanyak 31.398,37. Hal ini bertentangan dengan umur akun dimana akun dengan *tweet* bersentimen negatif memiliki rata-rata umur 2.574,25 hari sedangkan akun dengan *tweet* bersentimen positif dan netral memiliki rata-rata umur yang mirip yaitu 1.897,24 hari dan 1.800,83 hari. Semakin tua akun semestinya jumlah *tweet* yang dihasilkan akan semakin banyak namun tidak demikian pada akun yang kami dapatkan jika dipisah berdasarkan sentimen terhadap topik PSE.

Atribut jumlah *followers* dapat menunjukkan seberapa digemarinya suatu

akun oleh masyarakat sehingga masyarakat tersebut mengikuti akun tersebut. Hasil menunjukkan bahwa akun dengan sentimen positif memiliki rata-rata paling rendah yaitu 11.134,1 jika dibandingkan dengan sentimen negatif dan netral dengan 26.824,39 dan 85.401,7. Akun dengan sentimen netral memiliki rata-rata jumlah *followers* yang tinggi disebabkan oleh banyaknya akun Twitter berita yang cenderung bersifat netral dan memiliki jumlah *followers* yang tinggi. Hal ini juga menyebabkan tingginya standar deviasi jumlah follower pada sentimen netral sebesar 785.670,01 yang menandakan bahwa persebaran data sangat luas dan/atau memiliki *outlier* yaitu akun yang memiliki perbedaan mencolok dibanding yang lain. Jika dilihat dari jumlah *follower* terbesar pada suatu akun, sentimen positif sangat jauh dibawah sentimen lain dengan *follower* 79.794 dibandingkan dengan sentimen negatif dengan 3.040.100 dan sentimen netral dengan 11.007.276.

Atribut jumlah *following* dapat menunjukkan seberapa banyak akun Twitter yang diikuti oleh suatu akun. Hasil menunjukkan akun dengan sentimen positif lebih banyak mengikuti akun lain dengan jumlah rata-rata 4.185,7 dibandingkan dengan sentimen negatif dan netral dengan 1.110,16

dan 3.741,9. Jika dibandingkan dengan atribut *followers* dapat ditemukan bahwa rasio antara *followers* dan *following* paling rendah terdapat pada sentimen positif dengan 2,6 , lalu diikuti dengan sentimen negatif dan netral dengan jumlah yang mirip yaitu 24,1 dan 22,8. Rasio antar *followers* dan *following* dapat menunjukkan kualitas sebuah akun karena dengan rasio yang tinggi menunjukkan bahwa banyak orang yang mengikuti akun tersebut tanpa akun tersebut perlu mengikuti orang banyak.

Atribut jumlah *like* menunjukkan seberapa banyak akun tersebut menyukai *tweet* dari akun lain dan dapat terlihat seberapa aktif dalam *platform* Twitter selain melakukan *posting tweet* pada akun sendiri. Hasil menunjukkan bahwa akun dengan sentimen negatif memiliki rata-rata *like* paling sedikit dengan 22.244,05 lalu diikuti dengan sentimen netral dan positif dengan jumlah yang mirip yaitu 43.868,98 dan 48.937,65.

4. Simpulan

Dalam penelitian ini, telah dilakukan analisis karakteristik akun pengguna Twitter berdasarkan sentimen *tweet* mereka terkait peraturan PSE. Data didapatkan dari *tweet* masyarakat Indonesia yang berhubungan dengan peraturan PSE. Data tersebut kemudian dianalisis untuk menentukan sentimen dari setiap *tweet* yang didapatkan, data ini juga digunakan untuk membuat sebuah model *machine learning* dengan algoritma IndoBERT untuk membantu proses klasifikasi sentimen pada *tweet* lainnya. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengidentifikasi karakteristik akun pengguna Twitter dengan mempertimbangkan sentimen *tweet* mereka terhadap Peraturan PSE.

Data yang kami dapatkan memiliki jumlah yang cukup serupa untuk *tweet* dengan setiap sentimennya. Jumlah *tweet* dengan sentiment netral mendominasi hasil data yang terkumpul, *tweet* ini berasal dari akun milik

media masa dan pengguna yang berbagi fakta ataupun melakukan pencerdasan kepada pengguna lain. Dari model sentimen yang dibangun, didapatkan bahwa model dapat memprediksi sentimen negatif dengan baik. Disisi lain, model sentimen banyak keliru dalam memprediksi sentimen positif ataupun netral.

Hasil dari penggalian data akun yang mengirimkan *tweet* tersebut menunjukkan ciri-ciri dari akun berdasarkan sentimennya terhadap peraturan PSE. Kami menemukan bahwa akun yang mendukung PSE atau memiliki postingan *tweet* dengan sentimen positif berusia lebih muda dibandingkan yang bersentimen negatif dan netral. Namun rata-rata jumlah *tweet* yang dihasilkan akun-akun ini lebih banyak dibandingkan akun dengan sentimen negatif meskipun rata-rata usianya jauh lebih tua. Ini menunjukkan bahwa akun bersentimen positif lebih sering mengirim *tweet* dibandingkan akun bersentimen negatif. Rata-rata jumlah *followers* paling banyak terdapat pada akun bersentimen netral dibandingkan yang paling sedikit yaitu akun bersentimen positif dengan. Ini disebabkan akun bersentimen netral yang dipenuhi oleh akun berita dan media yang memiliki jumlah *followers* yang sangat banyak. Rasio antara *followers* dan *following* terendah dimiliki pada akun bersentimen positif dan tertinggi pada akun bersentimen netral yang menggambarkan bahwa akun dengan sentimen netral merupakan akun-akun dengan kredibilitas tinggi.

5. Referensi

- Abednego, L., Nugraheni, C. E., & Fedora, A. (2022). Forex Sentiment Analysis With Python. International Journal Of Advanced Research In Economics And Finance. <https://doi.org/10.55057/Ijaref.2022.4.1.5>

- Ağralı, Ö., & Aydın, Ö. (2021). Tweet Classification And Sentiment Analysis On Metaverse Related Messages. *Journal Of Metaverse*, 1(1). Ahuja, S., & Dubey, G. (2017). Clustering And Sentiment Analysis On Twitter Data. *Clustering And Sentiment Analysis On Twitter Data*.
- Eka Prastiwi, D., Munir, B., Ekawati, D., & Fakultas Hukum, D. (2021). Sosialisasi Undang-Undang Ite Dan Dampak Hukumnya Bagi Masyarakat. *Abdi Laksana Jurnal Pengabdian Kepada Masyarakat*, 2(3), 416–417.
- Erlin, Josef Sianturi, Alyauma Hajjah, & Agustin. (2021). Analisis Sentimen Prosesor Amd Ryzen Menggunakan Metode Support Vector Machine. *Satin - Sains Dan Teknologi Informasi*, 7(2), 129–141.
<https://doi.org/10.33372/Stn.V7i2.804>
- Hamidi, G. D., Bestari, F. A., Situmorang, A., & Rakhmawati, N. A. (2021a). Sentiment Analysis On The Ratification Of Penghapusan Kekerasan Seksual Bill On Twitter. *Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, 7(3).
<https://doi.org/10.28932/Jutisi.V7i3.4051>
- Hamidi, G. D., Bestari, F. A., Situmorang, A., & Rakhmawati, N. A. (2021b). Sentiment Analysis On The Ratification Of Penghapusan Kekerasan Seksual Bill On Twitter. *Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, 7(3).
<https://doi.org/10.28932/Jutisi.V7i3.4051>
- Haryanto, A. T. (2022, July 27). Pro Kontra Pendaftaran Pse Lingkup Privat Kominfo. *Detikinet*.
<https://inet.detik.com/Law-And-Policy/D-6200844/Pro-Kontra-Pendaftaran-Pse-Lingkup-Privat-Kominfo>
- Hermawan, A., Lianata, L., Junaedi, & Maranto, A. R. K. (2022). Implementasi Machine Learning Sebagai Pengenal Nominal Uang Rupiah Dengan Metode Yolov3. *Satin - Sains Dan Teknologi Informasi*, 8(1), 12–22.
<https://doi.org/10.33372/Stn.V8i1.81>
- Hidayat, I. R., & Maharani, W. (2022). General Depression Detection Analysis Using Indobert Method. *International Journal On Information And Communication Technology (Ijoict)*, 8(1), 41–51.
<https://doi.org/10.21108/Ijoict.V8i1.634>
- Lubis, M., & Maulana, F. A. (2010). Information And Electronic Transaction Law Effectiveness (Uu-Ite) In Indonesia. *International Conference On Ict4m*.
- Penyelenggara Sistem Elektronik Lingkup Privat, Pub. L. No. 5 (2020).
- Nuryama, R. (2022, June 14). Jumlah Pengguna Twitter Di Indonesia Pada 2022. *Tinewss*.
- Pawar, K. K., Shrishrimal, P. P., & Deshmukh, R. R. (2015). Twitter Sentiment Analysis: A Review. *International Journal Of Scientific & Engineering Research*, 6(4).
<http://www.ijser.org>
- Penyelenggaraan Sistem Dan Transaksi Elektronik, Pub. L. No. 71 (2019).
- Rakhmawati, N., Muslichatun, & Marizal, M. (2021). Kebebasan Berpendapat Terhadap Pemerintah Melalui Media Sosial Dalam Perspektif Uu Ite. *Pranata Hukum*, 3(1).
- Sidik, S. (2013). Dampak Undang-Undang Informasi Dan Transaksi Elektronik (Uu Ite) Terhadap Perubahan Hukum Dan Sosial Dalam Masyarakat. *Jurnal Ilmiah Widya*, 1(1).
- Yudhantorro, B. A., Ziaulhaq, I., Rivaldi, A. A., & Rakhmawati, N. A. (2022). Twitter Crawling For “Pse” Tweets And Accounts.
<https://doi.org/10.5281/Zenodo.7135011>