

Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi PeduliLindungi dengan Metode *Random Forest*

Muhammad Reza Utama Pulungan¹, Dian Eka Ratnawati², Bayu Rahayudi³

Program Studi Teknologi Informasi, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya
Email: ¹rezapulungan@student.ub.ac.id, ²dian_ilkom@ub.ac.id, ³ubay1@ub.ac.id

Abstrak

PeduliLindungi merupakan aplikasi yang di kembangkan oleh Kementerian Komunikasi dan Informatika (KOMINFO) telah berkolaborasi dengan Komite Penanganan Covid-19. Aplikasi ini berguna untuk tindakan *tracing* aktivitas pengguna terhadap tempat yang di kunjungi, mendapatkan info vaksinasi, dan juga pemberitahuan regulasi yang berlaku di indonesia selama terjadi pandemi Covid-19. Aplikasi PeduliLindungi digunakan oleh lebih dari Lima Puluh juta pengguna berdasarkan informasi total unduhan yang ada di platform *playstore*, Dengan banyak pengguna PeduliLindungi selama pandemi, sering kali terdapat ulasan positif, negatif dan netral terhadap aplikasi PeduliLindungi khususnya di platform *App Store*. Data Ulasan aplikasi PeduliLindungi ini akan menjadi sumber data untuk dianalisa dan juga di klasifikasikan sentimennya. Data ulasan aplikasi PeduliLindungi ini akan di peroleh menggunakan teknik *Scrapping* dimana proses ini dapat mengekstrasi data dari halaman website. Metode klasifikasi yang digunakan yaitu *Random Forest* dengan pengujian kedalaman *tree* dan jumlah *tree*. Metode evaluasi yang digunakan yaitu *Confusion Matrix*. Hasil dari penelitian dengan kedalaman *tree* 65 dan jumlah *tree* 400 mendapatkan nilai terbaik yaitu *precision* 71%, *recall* 71%, *F1-Score* 71% dan *accuracy* 72% dengan rasio data latih 90% dan data uji 10%.

Kata kunci: *PeduliLindungi, Analisis Sentimen, Scrapping, Random Forest, Confusion Matrix*

Abstract

PeduliLindung is an application developed by the Ministry of Communication and Information (KOMINFO) in collaboration with the Covid-19 Handling Committee. This application is useful for tracing user activities to places visited, getting vaccination info, and also notification of regulations that apply in Indonesia during the Covid-19 pandemic. The PeduliLindung application is used by more than Fifty million users based on information on the total downloads available on the Playstore platform. With many PeduliLindung users during the pandemic, there are often positive, negative and neutral reviews of the PeduliLindung application, especially on the App Store platform. This PeduliLindung application review data will be a data source for analysis and also classifying the sentiment. The PeduliLindung application review data will be obtained using the Scrapping technique where this process can extract data from website pages. The classification method used is Random Forest by testing the depth of the tree and the number of trees. The evaluation methods used are Confusion Matrix. The results of the study with a tree depth of 65 and the number of trees 400 got the best values, namely precision 71%, recall 71%, F1-Score 71% and accuracy 72% with a ratio of 90% training data and 10% test data.

Keywords: *PeduliLindung, Sentiment Analysis, Scrapping, Random Forest, Confusion Matrix*

1. PENDAHULUAN

PeduliLindungi merupakan aplikasi yang di kembangkan oleh Kementerian Komunikasi dan Informatika (KOMINFO) telah berkolaborasi dengan Komite Penanganan Covid-19. Pengembangan Aplikasi PeduliLindungi ini

merupakan hasil KOMINFO untuk memproses sebuah fenomena seperti tanggap bencana melalui model komunikasi yang berbasis informasi, koordinasi dan mengkomunikasikan, serta yang terakhir adalah mitigasi bencana dan media (Putri & Hamzah, 2021).

Aplikasi PeduliLindungi digunakan oleh lebih dari Lima Puluh juta pengguna

berdasarkan informasi total unduhan yang ada di platform *playstore*, berdasarkan data Administrasi Kependudukan (Adminduk) per juni 2021 jumlah penduduk Indonesia sebanyak 272.229.372 jiwa. Sehingga setidaknya 5% dari total penduduk di Indonesia menggunakan aplikasi ini selama pandemi Covid-19.

Banyaknya data ulasan yang kurang sesuai dengan penilaian rating pada review aplikasi *PeduliLindungi* ini menimbulkan kemungkinan permasalahan kedepan terhadap proses pengembangan dan perbaikannya. Dari sisi pengembang evaluasi terhadap aplikasi ini diperlukan, namun dalam penilaian yang diberikan dari sisi pengguna adalah merupakan review dan rating. Rating yang ada pada ulasan aplikasi pada platform *App Store* kurang efektif untuk dijadikan acuan dalam penilaian apakah aplikasi sudah berjalan dengan baik.

App Store merupakan aplikasi resmi yang dikembangkan oleh Apple Inc khusus untuk pengguna perangkat *Apple*, aplikasi ini memungkinkan pengguna untuk mengunduh aplikasi.

Analisis sentimen adalah metode untuk menganalisa opini dan sentimen dari teks bahasa yang di proses menggunakan metode komputasi. Penelitian yang akan dilakukan mengenai Analisis sentimen terhadap ulasan aplikasi *PeduliLindungi* yang ada di platform *AppStore* akan menggunakan metode *Random Forest*.

Penelitian yang dilakukan Oleh Fitri E. , Yuliani, Rosyida, & Gata (2020) membahas mengenai analisis yang dilakukan terhadap objek berupa ulasan aplikasi Ruangguru yang ada di *playstore*. Dalam hasil yang dilakukan dalam penelitian tersebut di dapatkan nilai akurasi tertinggi yaitu dalam pengujian menggunakan model alagoritma kalsifikasi *Random Forest* dengan nilai akurasi 97,16% selanjutnya dengan metode Support Vector Machine dengan akurasi 96,01% kemudian oleh Naive Bayes dengan nilai akurasi 94,16%.

Berdasarkan uraian diatas, penulis akan meneliti bagaimana analisis sentimen ulasan aplikasi *PeduliLindungi* menggunakan metode *Random Forest* dengan membagi tiga kelas sentimen yaitu positif, negatif dan netral dan mengambil nilai hasil untuk indikator evaluasi yaitu *precision*, *accuracy*, *recall* dan *f1-score*. Pada penelitian ini menggunakan random forest karna dinilai cocok untuk dilakukan klasifikasi dalam menangani data yang banyak. Diharapkan KOMINFO dapat memanfaatkan penelitian ini

untuk melakukan monitoring dan evaluasi berdasarkan keluhan pengguna dan dapat mempertahankan fitur yang dinilai positif oleh pengguna.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. *PeduliLindungi*

PeduliLindungi merupakan aplikasi yang di kembangkan oleh Kementerian Komunikasi dan Informatika (KOMINFO) telah berkolaborasi dengan Komite Penanganan Covid-19. Pengembangan Aplikasi *PeduliLindungi* ini merupakan hasil KOMINFO untuk memproses sebuah fenomena seperti tanggap bencana melalui model komunikasi yang berbasis informasi, koordinasi dan mengkomunikasikan, serta yang terakhir adalah mitigasi bencana dan media (Putri & Hamzah, 2021).

2.2. *Web Scraping*

Web Scraping adalah metode pengumpulan data yang digunakan melalui internet. Sebelumnya metode ini dikenal kedalam beberapa istilah, seperti *screen scraping*, *data mining*, *web harvesting* dll.

2.3. *AppStore*

AppStore merupakan aplikasi yang di kembangkan oleh *Apple Inc*. Aplikasi ini merupakan marketplace perangkat lunak yang di khususkan untuk pengguna *Apple*, *AppStore* memungkinkan pengguna untuk dapat membeli dan mengunduh aplikasi yang ada di *AppStore*.

2.4. Analisis Sentimen

Analisis sentimen banyak dikenal dengan istilah *Opinion mining*. Analisis ini merupakan riset komputasional berdasarkan beberapa hal, diantaranya adalah opini, sentimen dan emosi yang disampaikan lewat teks guna mengkategorikan kecenderungan yang ada di pasar pada sebuah fenomena (Ipmawati, Kusriani, & Luthfi, 2017).

2.5. *Random Forest*

Pengklasifikasian data dalam jumlah besar atau sebuah metode Classification and Regression Tree (CART) yang dikembangkan biasa dikenal dengan *Random Forest* (RF). *Random Forest* memerlukan metode bootstrap aggregating (bagging) dan random feature selection) ketika akan diterapkan. Semakin

banyak penggunaan tree yang ada maka tingkat akurasi yang didapatkan akan semakin lebih baik. Pengklasifikasian dari penggunaan *Random Forest* ini akan dipilih melalui hasil voting pohon terbentuk. Model yang paling cocok untuk digunakan pada penelitian ini adalah penggunaan *Random Forest Classifier*. *Random Forest Classifier* memiliki kemampuan membuat ramalan terkait estimasi kategori melalui berbagai ulasan dan mungkin akan dikalibrasi untuk probabilitas output.

Decision Tree dimulai dari menghitung nilai *entropy* yang menjadi sebuah acuan dalam menentukan tingkatan normatif pada node atribut dan nilai *information gain*. merupakan penentu tingkat informatif sebuah node atribut dan nilai *information gain*. Rumus menghitung nilai *entropy* adalah sebagai berikut:

$$Entropy(Y) = -\sum_i p(c|Y) \log^2 p(c|Y) \tag{2.1}$$

Keterangan:

- Y = Himpunan Kasus
- $p(c|Y)$ = Proporsi nilai Y terhadap kelas c

Rumus *information gain* dapat dilihat pada persamaan 2.2.

$$Information\ gain(Y, a) = Entropy(Y) - \sum_{v \in Values(a)} \frac{|Y_v|}{|Y_a|} Entropy(Y_v) \tag{2.2}$$

Keterangan:

- $Values(a)$ = Nilai yang mungkin dalam himpunan kasus a
- Y_v = Subkelas dari kelas Y dengan kelas v yang berhubungan dengan kelas a .
- Y_a = Semua nilai yang sesuai dengan a .

2.6. Text Preprocessing

Text Preprocessing adalah pengumpulan teks dalam penelitian yang kemudian dipecah

menjadi unsur yang sesuai pada kebutuhan. Unsur ini akan di bagi lagi kedalam bab, sub-bab, paragraf, kalimat, kata dan suku (Feldman & Sanger,(2007). Terdapat 7 tata cara dalam melakukan penelitian *text preprocessing* yakni diantaranya adalah formalisasi dan translasi, *case folding*, *remove number*, *remove punctuation*, *remove whitespace*, *tokenication*, *stopword removal*, dan *stemming*.

2.4. Pembobotan Kata

Metode TF-IDF adalah pemberian bobot dalam hubungan suatu kata terhadap dokumen. Pembobotan ini dilakukan dengan dua konsep yakni frekuensi munculnya kata pada dokumen tertentu dan inverse frekuensi doumen yang terdaapat kata tersebut didalamnya Nurjannah, Hamdani, & Astuti (2013). Frekuensi munculnya kata pada dokumen akan memperlihatkan seberapa umum penggunaan kata tersebut. Maka bobot kata dan dokumen akan tinggi jika frekuensi kata tersebut tinggi pada dokumen dan frekuensi keseluruhan dokumen pun akan menurun atau tergolong rendah ketika mengandung kata yang dimaksud pada kumpulan dokumen. Rumus untuk TF-IDF:

$$idf_t = \log \left(\frac{N}{df_t} \right) \tag{2.3}$$

Keterangan:

- idf_t = Nilai IDF dari term t
- N = Jumlah dokumen yang digunakan
- df_t = Jumlah kemunculan $term\ t$ dalam dokumen d

Pembobotan TF-IDF akan dihitung melalui persamaan berikut ini 2.4

$$tf - idf_{td} = tf_{td} \times idf_t$$

$$(2.4)$$

Keterangan:

- $tf - idf_{td}$ = Bobot TF-IDF term t dalam dokumen d
- tf_{td} = Frekuensi muncul term t dalam dokumen d
- idf_t = Nilai IDF dalam term t

2.7. Evaluasi

Kegiatan evaluasi akan dipergunakan untuk mengetahui seberapa bagus metode yang digunakan. Caranya adalah dengan melakukan perhitungan nilai performa berdasarkan akurasi, *recall*, *precision*, dan *F1-Score*. Pada penelitian ini, model *Confusion Matrix* menjadi pilihan. Hal ini dikarenakan nilai fungsi dalam analisis berguna untuk mengetahui apakah label bernilai baik atau justru buruk Han (2011). Berikut merupakan empat kemungkinan hasil di duga akan di peroleh dari matrix.

Tabel 2.7.1 Confusion Matrix

Kelas	Prediksi Positif	Prediksi Negatif	Prediksi Netral
Aktual Positif	True Positive (TP)	False Negative1 (FNg1)	False Netral1 (FNt1)
Aktual Negatif	False Positive1 (FP1)	True Negative (TNg)	False Netral2 (FNt2)
Aktual Netral	False Positive2 (FP2)	False Negative2 (FNg2)	True Netral (TNt)

Keterangan:

- True Negative* = data aktual yang berada di kelas negatif dan model memprediksi negatif
- True Positive* = data aktual yang berada di kelas positif dan model memprediksi positif
- False Negative* = data aktual yang berada di kelas positif, namun model memprediksi negatif
- False Positive* = data aktual yang berada di kelas negatif, namun model memprediksi positif

Akan didapatkan nilai akurasi, *recall*, *precision*, dan *F1-Score* dari empat kemungkinan *confusion matrix*:

1. Akurasi = Total keseluruhan dari nilai benar model melakukan klasifikasi. Rumus akurasi dapat dilihat pada persamaan 2.5.

$$\frac{TP+TNg+TNt}{TP+FN1+\dots+FN2+TNt} \tag{2.5}$$

2. *Precision* = Seberapa sering prediksi benar saat model melakukan prediksi positif. Rumus *Precision* dapat dilihat pada persamaan 2.6.

$$\begin{aligned} \text{Positif} &= \frac{TP}{FP1 + FP2 + TP} \\ \text{Negatif} &= \frac{TNg}{FNg1 + FNg2 + TNg} \\ \text{Netral} &= \frac{TNt}{FNt1 + FNt2 + TNt} \end{aligned} \tag{2.6}$$

3. *Recall* = Seberapa sering model melakukan prediksi positif saat kelas aktualnya positif. Rumus *Recall* dapat dilihat pada persamaan 2.7.

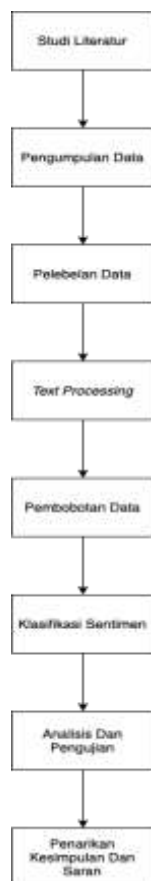
$$\begin{aligned} \text{Positif} &= \frac{TP}{FNg1 + FNt1 + TP} \\ \text{Negatif} &= \frac{TNg}{FP1 + FNt2 + TNg} \\ \text{Netral} &= \frac{TNt}{FP2 + FNg2 + TNt} \end{aligned} \tag{2.7}$$

4. *F1-Score* = Rata-Rata harmonik dari nilai *Precision* dan *Recall*. Rumus *F1-Score* dapat dilihat pada persamaan 2.8.

$$2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \tag{2.8}$$

3. METODOLOGI

Pengisian pembahasan pada metode ini ialah penjelasan terkait sistematika berupa diagram alir dan detail dari tindakan yang diambil.



Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian

3.1. Studi Literatur

Studi ini dilakukan dengan cara mencari dan memilah secara detail seluruh referensi yang dapat memungkinkan untuk digunakan, pada teori, penelitian yang telah dilakukan lebih dulu yang memiliki korelasi. Referensi dapat berasal dari buku, jurnal atau website yang membahas mengenai analisis sentimen, *random forest*, *data mining*, *text mining*, metode pembobotan kata *TF-IDF*, dan pengujian *confusion matrix*.

3.2. Pengumpulan Data

Pada tahap ini dilakukan proses pengambilan data yang digunakan untuk keperluan penelitian. Data yang digunakan berupa teks yang di peroleh dari ulasan aplikasi PeduliLindungi melalui halaman AppStore. Data yang diperoleh sebanyak 1024 data pada rentang waktu bulan Februari dengan membagi 90% sebagai data latih dan 10% data uji. Data tersebut diperoleh menggunakan teknik web scrapping yang menggunakan bahasa pemrograman *python* dan juga *library app_store_scrapper*. *Scrapping* dilakukan dengan melakukan filter terhadap elemen yang ada pada tampilan web platform *appstore*, dimana selanjutnya data yang ada pada

elemen tersebut diperoleh secara kolektif dan disimpan untuk dijadikan data pada penelitian ini.

3.3. Pelabelan Data

Pada tahapan ini dilakukan pelabelan terhadap data teks yang sudah di peroleh, data tersebut diberikan label sentimen positif, negatif dan netral. Pelabelan data dilihat berdasarkan kata yang terdapat dalam teks. Proses pelabelan ini dilakukan oleh ahli bahasa dengan kualifikasi pengalaman pada bidang bahasa Indonesia minimal satu tahun.

3.4. Text Processing

Tahapan ini akan berfokus pada pengolahan data mentah hasil dari *web scrapping* untuk disesuaikan dengan penelitian. Tahapan yang dilakukan dalam text processing yaitu *Case Folding* yang bertujuan mengkonversi secara keseluruhan teks dalam sebuah dokumen guna acuannya terhadap standar. Tahapan ini akan mengubah huruf pada dokumen menjadi *lowecase* secara keseluruhan, *Tokenizing* ialah kondisi terpisahnya sekumpulan karakter pada sebuah teks ke dalam atuan kata. *Filtering* adalah tahap pengambilan kata yang bersifat penting bagian dari hasil token dan stemming agar jumlah indeks dapat diperkecil dan tidak terdapat pengulangan pada satu dokumen. Pengelompokan kata ini juga dilakukan dengan melihat lebih dulu kata yang memiliki arti dan dasar yang sepadan atau sama.

3.5. Pembobotan Kata

Pada tahapan ini dilakukan pembobotan kata untuk teks yang di peroleh dari ulasan aplikasi pedulilindungi. Pembobotan ini dilakukan untuk menilai seberapa penting kata yang berada dalam teks tersebut, hal ini dilakukan dengan menggunakan metode *Term-Frequency-inverse Document Frequency (TF-IDF)* yang melakukan kalkulasi bobot kata dari semua dokumen teks yang ada.

3.6. Klasifikasi Sentimen

Pada tahapan ini dilakukan implementasi metode klasifikasi *Random Forest*, proses ini akan menggunakan *library Scikit-Learn* yang di implementasikan menggunakan bahasa pemrograman *python*. Proses klasifikasi ini akan membagi menjadi dua jenis sentimen yaitu positif dan negatif.

3.7. Klasifikasi Sentimen

Pada tahapan ini dilakukan analisis serta uji hasil terhadap data yang telah diperoleh ketika proses klasifikasi. Tujuannya adalah deskripsi dari performa penggunaan metode klasifikasi random fores akan didapatkan. Metode *Confusion Matrix* dengan library *Scikit-Learn* menjadi teknik uji yang di pilih.

3.8. Penarikan Kesimpulan dan Saran

Tahap ini akan menguraikan kesimpulan berdasarkan rumusan masalah yang telah ditetapkan dan saran akan diberikan oleh peneliti untuk peneliti selanjutnya dapat memperbaiki kekurangan penelitian ini.

4. PENGUJIAN DAN ANALISA

4.1. Pengujian dan Analisa Menggunakan Parameter Terbaik

Pada pengujian ini akan dilakukan pengujian dengan mengambil jumlah tree dan kedalaman terbaik berdasarkan pengujian pada subbab 6.2 dan 6.3 . Pada pengujian ini akan menggunakan skenario 2 pada kedalaman tree 60 dan skenario 4 pada jumlah tree 500. Pemilihan skenario ini berdasarkan hasil nilai precision, recall, f1-score dan accuracy terbaik dari skenario yang lain. Di skenario 2 pada kedalaman 60 memiliki nilai nilai precision dengan nilai 0,72 , recall dengan nilai 0,72 , f1-score dengan nilai 0,72 dan accuracy dengan nilai 0,71. Selanjutnya di skenario 4 pada jumlah tree 500 memiliki nilai nilai precision dengan nilai 0,71 , recall dengan nilai 0,72 , f1-score dengan nilai 0,71 dan accuracy dengan nilai 0,71.

Tabel 4.1.1 Hasil Pengujian dengan Parameter Jumlah dan Kedalam Tree Terbaik

Skenario	Class	Precision	Recall	F1-Score	Accuracy
Jumlah 500 dan kedalaman 60	-1	0.72	0.81	0.76	0.72
	0	0.65	0.53	0.59	
	1	0.77	0.79	0.78	
Macro Average		0.71	0.71	0.71	

Berdasarkan hasil pengujian dengan jumlah tree 500 dan kedalaman 60 dapat dilihat nilai yang diperoleh menunjukkan hasil yang lebih baik dari pengujian pada subbab 6.2 dan subbab 6.3. Nilai Precision pada label negatif yaitu 0,72 , netral 0,65 dan positif 0,77 dengan rata rata 0,71 nilai ini menandakan sistem lebih baik dalam mengidentifikasi label yang sesuai terhadap data test pada masing masing label .

selanjutnya nilai f1-score pada label negatif yaitu 0,76 , netral 0,59 dan positif 0,78 dengan rata rata 0,71 menandakan nilai precision dan recall dari setiap label lebih baik dari skenario pengujian sebelumnya .

Pada nilai recall dari label negatif dan positif memiliki nilai yang cukup baik menandakan sistem klasifikasi dapat mengidentifikasi label yang sesuai dengan data test pada label tersebut. Selanjutnya pada nilai recall yang diperoleh dari sentimen netral memperoleh hasil yang kurang baik dilihat dari nilai yang diperoleh yaitu 0,52 . Nilai ini mununjukkan pada label netral data test yang sesuai dengan label dan jumlah data test yang tidak sesuai dengan labelnya memiliki perbandingan yang hampir sama. Sedangkan pada nilai precision dengan label netral bernilai 0.65 menunjukkan sistem klasifikasi masih lebih baik 30% dari total label netral yang ada pada label positif dan negatif.

Berdasarkan nilai recall yang kurang baik pada label netral pada bagian ini dilakukan pengujian dengan tidak menggunakan label tersebut.

Tabel 4.1.2 Hasil Pengujian 2 Sentimen dengan Skenario Kedalaman Tree

Skenario	Jumlah Tree	Kedalaman Tree	Precision	recall	F1-score	accuracy
1	200	60	0,69	0,70	0,69	0,69
2	300	60	0,64	0,65	0,64	0,64
3	400	60	0,66	0,67	0,66	0,66
4	500	60	0,71	0,72	0,71	0,71
5	600	60	0,69	0,70	0,69	0,69

Hasil pengujian 2 sentimen dengan skenario kedalaman tree dan jumlah tree dilakukan dengan 5 skenario. Pengujian dengan kedalaman tree dilakukan dengan kedalaman 55 , 60, 65 , 70 dan 75 dengan hasil yang lebih baik di bandingkan dengan klasifikasi menggunakan 3 sentimen. Dari pengujian dengan kedalaman tree di peroleh hasil nilai precision dengan rata rata 0,87 menunjukkan sistem klasifikasi mampu mengidentifikasi 87% data test yang benar dibandingkan dengan data test yang di identifikasi salah di setiap label. Selanjutnya hasil nilai recall memperoleh rata rata 0,87 menunjukkan sistem klasifikasi mampu mengidentifikasi 87% data test benar yang berada pada label tersebut. Selanjutnya nilai f1-score dengan perolehan nilai rata rata 0,87 menandakan nilai precision dan recall sudah cukup baik. Selanjutnya nilai accuracy dengan rata rata 0,87 menunjukkan sistem klasifikasi cukup baik dalam mengidentifikasi seluruh label

dibandingkan dengan jumlah keseluruhan identifikasi data test terhadap label.

Tabel 4.1.3 Hasil Pengujian 2 Sentimen dengan Skenario Jumlah tree

Skenario	Jumlah Tree	Kedalaman Tree	Precision	recall	F1-score	accuracy
1	300	55	0,68	0,68	0,67	0,66
2	300	60	0,72	0,72	0,72	0,71
3	300	65	0,66	0,67	0,66	0,65
4	300	70	0,70	0,70	0,70	0,69
5	300	75	0,66	0,69	0,66	0,67

Pengujian dengan skenario Jumlah tree dilakukan dengan Jumlah tree 200 , 300, 400 , 500 dan 600 dengan hasil yang lebih baik di bandingkan dengan klasifikasi menggunakan 3 sentimen. Dari pengujian dengan jumlah tree di peroleh hasil nilai precision dengan rata rata 0,84 menunjukkan sistem klasifikasi mampu mengidentifikasi 84% data test yang benar dibandingkan dengan data test yang di identifikasi salah di setiap label. Selanjutnya hasil nilai recall memperoleh rata rata 0,84 menunjukkan sistem klasifikasi mampu mengidentifikasi 84% data test benar yang berada pada label tersebut. Selanjutnya nilai f1-score dengan perolehan nilai rata rata 0,84 menandakan nilai precision dan recall sudah cukup baik. Selanjutnya nilai accuracy dengan rata rata 0,85 menunjukkan sistem klasifikasi cukup baik dalam mengidentifikasi seluruh label dibandingkan dengan jumlah keseluruhan identifikasi data test terhadap label. Hasil pengujian yang dilakukan memiliki kemiripan pada keseluruhan skenario menggunakan jumlah tree kecuali pada skenario 3 dengan kedalaman 400 yang mana skenario ini merupakan perolehan hasil terbaik dari skenario yang lain.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan

Penerapan metode *Random Forest* pada penelitian ini menguji kedalaman *tree* dan jumlah *tree* dengan pembagian data rasio data latih 90% dan data uji 10%. Dengan menggunakan kedalaman *tree* dan jumlah *tree* terbaik, nilai performa yang didapatkan adalah cukup dengan nilai *precision* 71%, *recall* 71%, *F1-Score* 71% dan *accuracy* 72%. Pengujian dengan menggunakan 2 sentimen yaitu positif dan negatif dengan perolehan hasil nilai *precision* 89%, *recall* 89%, *F1-Score* 89% dan *accuracy* 89% menunjukkan jika analisis sistem klasifikasi memperoleh nilai yang baik pada

pengujian dengan 2 sentimen.

5.2. Saran

1. Melakukan perbandingan pengujian dengan metode klasifikasi lain agar mendapat hasil yang lebih baik lagi.
2. Melakukan pengujian sentimen dengan penerapan berbasis aspek.

6. DAFTAR PUSTAKA

Basar, T. F., Ratnawati, D., & Arwani, I. (2022). Analisis Sentimen Pengguna Twitter terhadap Pembayaran Cashless menggunakan ShopeePay Alagipritma Random Forest. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 1426-1433.

Baskoro, B. B., Susanto, I., & Khomsah, S. (2021, Mei). Analisis Sentimen Pelanggan Hotel di Purwokerto Menggunakan Metode Random Forest dan TF-IDF (Studi Kasus: Ulasan Pelanggan Pada Situs TRIPADVISOR). *Journal of Informatics, Information System, Software Engineering and Applications*, 3(2), 21-29.

Breimen, L. (2001). Random Forests. *Machine Learning*, 5-32.

E.N, S. (2013). Analisa Alagioritma Apriori untuk Menentukan Merek Pakaian yang Paling Diminati pada Mode Fashion Group Medan. *Pelita Informatika Budi Dharma*.

Feldman, R., & Sanger, J. (2007). *The Text Mining Handbook*. Cambridge University Press.

Fitri, E., Yuliani, y., Rosyida, S., & Gata, W. (2020, Juli). Analisis Sentimen Terhadap Aplikasi Ruangguru Menggunakan Alagioritma Naive Bayes, Random Forest Dan Support Vector Machine. *TRANSFORMTIKA*, 18(1), 71-80.

Gorunescu, F. (2011). *Data Mining Concepts, Models and Techniques*. Springer.

Han, J. K. (2011). *Data Mining Concepts and Techniques Third Edition*. Waltham: Elsevier Inc.

- Ipmawati, J., Kusriani, & Luthfi, E. T. (2017). Komparasi Teknik Klasifikasi Teks Mining Pada Analisis Sentimen. *Indonesian Journal on Networking and Security*, 6(1).
- Khomsah, S. (2021, Februari). Sentimen Analisis pada Opini YouTube Menggunakan Word2Vec dan Random Forest. *Jurnal Informatika dan Teknologi Informasi*, XVIII(1), 61-72.
- Liu, H., & Barbier, G. (2011). Sentiment Analysis and Opinion Mining. *Morgan & Claypool Publisher*, 327-352.
- Nurjannah, M., Hamdani, & Astuti, I. F. (2013, September). PENERAPAN ALGORITMA TERM FREQUENCY-INVERSE DOCUMENT FREQUENCY (TF-IDF) UNTUK TEXT MINING. *Jurnal Informatika Mulawarman*, 8(3), 110.
- Putri, C. E., & Hamzah, R. E. (2021, Maret). APLIKASI PEDULILINDUNGI MITIGASI BENCANA COVID-19 DI INDONESIA. *JURNAL PUSTAKA KOMUNIKASI*, 4(1), 66-78.