

Analisis Sentimen Perbandingan Layanan Jasa Pengiriman Kurir Pada Ulasan Play Store Menggunakan Metode Random Forest dan Descision Tree

Dellavianti Nishfi Ilmiah Huda¹, Cahyo Prianto², Rolly Maulana Awangga³

¹²³ Universitas Logistik dan Bisnis Internasional, Jalan Sariasih No.54 Kota Bandung, 40151, Indonesia

INFORMASI ARTIKEL

Sejarah Artikel:

Diterima Redaksi: 30 Juli 2023

Revisi Akhir: 09 Agustus 2023

Diterbitkan Online: 05 September 2023

KATA KUNCI

Jasa Kurir

Analisis Sentimen

Play Store

Performa

Decision Tree

Random Forest

KORESPONDENSI

E-mail: dellaviant456@gmail.com

A B S T R A C T

Courier delivery is a crucial aspect of the e-commerce industry, and customer satisfaction with delivery services can significantly impact a company's reputation, whether positive or negative. Therefore, sentiment analysis of customer reviews on the Play Store platform can provide valuable insights into the performance and acceptance of various courier delivery services available. This Study aims to conduct sentiment analysis on reviews of courier delivery services using two classification methods: Random Forest and Decision Tree. The first step in this research is data pre-processing, which includes text cleaning, tokenization, and the removal of irrelevant words. Subsequently, relevant features are extracted from the review texts using suitable feature extraction methods. Both Random Forest and Decision Tree methods are implemented to classify reviews from three companies: Pt X, Pt Y, and Pt Z, into two sentiment categories: positive and negative. The performance of both methods is evaluated using standard evaluation metrics. Furthermore, it is expected that this research will provide valuable information to the three e-commerce companies and courier service providers in improving the quality of their services based on customer feedback. Additionally, it can serve as a reference for consumers in choosing a courier delivery company that suits their needs.

1. PENDAHULUAN

Dengan perkembangan terus-menerus dalam era digital, penggunaan aplikasi seluler semakin meningkat dan populer. Pengguna smartphone sering kali menggunakan PlayStore untuk mengunduh dan mengulas aplikasi yang mereka gunakan. Dalam konteks ini, aplikasi layanan pengiriman kurir adalah salah satu kategori aplikasi yang populer dan banyak digunakan oleh para pengguna untuk memenuhi kebutuhan pengiriman barang. Dengan perkembangan teknologi informasi yang menggunakan playstore masyarakat dengan mudah mendapat akses termasuk dalam hal tersebut adalah informasi mengenai aspek-aspek spesifik dalam kehidupan sehari-hari mereka, termasuk perbandingan mengenai layanan pengiriman barang dari berbagai jasa pengiriman yang saat ini tersedia. Perbandingan layanan jasa pengiriman logistic dapat dilakukan dengan berbagai metode

dan teknik yang terkait dengan sentiment analisis dan visualisasi data. Analisis sentiment adalah suatu metode dalam prosesan Bahasa alami (NLP) yang bertujuan untuk menentukan sentiment atau pendapat dari teks yang diberikan [1].

Ulasan pengguna pada platform play store telah menjadi sumber informasi yang populer dalam mengevaluasi dan membandingkan kualitas layanan perusahaan jasa pengiriman kurir [2]. Ulasan ini seringkali berisi pendapat, pengalaman dan sentiment penggunaan terhadap layanan yang diberikan oleh perusahaan kurir. Salah satu teknik yang dapat digunakan dalam perbandingan layanan jasa pengiriman logistic adalah analisis data. Dalam hal ini, dapat dianalisis dari berbagai sumber, seperti ulasan pengguna di platform digital yaitu goole play store, data tracking, pengiriman paket, data score, at data transaksi pembayaran. Analisis data dapat memberikan wawasan tentang kecepatan pengiriman, akurasi pengiriman, tingkat keamanan, biaya, dan layanan pelanggan dari layanan jasa pengiriman kurir.

Pengolahan informasi juga penting dalam perbandingan layanan jasa pengiriman kurir.

Metode Random Forest dan Decision Tree adalah dua metode yang populer dalam analisis sentiment. Random forest adalah sebuah metode yang menggabungkan beberapa pohon keputusan yang terbentuk dan kemudian decision tree untuk menghasilkan prediksi yang lebih akurat. Decision tree, disisi lain adalah metode yang membangun model prediktif dalam bentuk struktur pohon berdasarkan serangkaian aturan dalam keputusan. Namun, untuk mengelolah data yang baik maka dibutuhkan suatu proses yaitu text-preprocessing agar data yang diperoleh ini bersih. Sentiment analisi ini sendiri adalah satu dari model yang digunakan untuk klasifikasi data dengan pendekatan supervised learning dalam machine learning. Supervised learning ini merupakan tipe algoritma yang digunakan untuk melakukan pembelajaran dengan cara memasukkan data yang sudah diberi label [3].

Tujuan dari penelitian ini ini dilakukan untuk mempermudah dalam menentukan suatu kalimat apakah bermakna positif atau negative untuk mengembangkan sebuah system yang mampu melakukan analisis sentiment perbandingan pada ulasan pengguna Play Store terkait layanan jasa pengiriman kurir dari bebrapa perusahaan yang berbeda. Dengan menggunakan metode Random Forest dan Decision Tree, diharapkan system ini dapat memberikan pemahaman yang lebaik tentang kualitas layanan jasa pengiriman kurir dari perspektif pengguna.

Dengan adanya penelitian ini, diharapkan pengguna dapat memperoleh informasi yang lebih akurat dan terperinci tentang perbandingan kualitas layanan jasa pengiriman kurir dari berbagai perusahaan. Ini akan membantu pengguna dalam pengambilan keputusan lebih informasional dan memilih perusahaan jasa pengiriman kurir yang sesuai dengan kebutuhan dan preferensi mereka. Disamping itu, hasil dari penelitian ini juga dapat memberikan pandangan atau wawasan baru kepada perusahaan jasa pengiriman kurir untuk meningkatkan kualitas layanan yang mereka tawarkan berdasarkan umpan balik pengguna. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengidentifikasi tingkat akurasi dari algoritma Random Forest dan Decision Tree dengan menggunakan pengukuran berupa confusion matrix. Kemudian pada penelitian ini juga dibangun sebuah sistem yang mampu melakukan prediksi dataset secara keseluruhan dengan menggunakan format file csv.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Analisis Sentimen

Menurut [4] Analisis sentimen, atau yang juga dikenal sebagai opinion mining, merupakan sebuah bidang penelitian yang bertujuan untuk mengelola, memahami, dan mengekstrak data yang berisi opini, pendapat, atau penilaian terhadap berbagai entitas seperti barang atau produk, perusahaan, institusi, atau Yayasan, serta berbagai lingkup tertentu. Dalam penelitian [5] disebutkan bahwa analisis sentimen merupakan suatu sistem atau model yang bekerja dengan cara mengambil masukan atau opini berupa dokumen, kemudian menganalisisnya untuk menghasilkan ringkasan dokumen secara menyeluruh. Analisis sentimen juga berperan penting dalam mengungkapkan pendapat

baik secara kelompok maupun individu. [6] analisis sentiment dianggap sebagai cabang data mining tertentu yang mengklasifikasikan data tekstual menjadi sentiment positif, negatif dan netral.

2.2 Google Play

Google play merupakan layanan untuk dijadikan sebagai media dalam mengakses informasi secara mudah dan cepat [7]. Google Play, yang dapat diakses melalui aplikasi Android (PlayStore), website, dan Google TV, sebelumnya dikenal sebagai Android Market. Platform ini pertama kali dirilis pada 22 Oktober 2008 dan kemudian berganti nama menjadi Google Play pada Maret 2012 untuk menggantikan Android Market dan Layanan Musik Google. Berdasarkan data dari Teknologi.id pada tahun 2018, terungkap bahwa jumlah aplikasi yang tersedia di Google Play telah mencapai lebih dari 3,6 juta. Dalam beberapa bulan berikutnya, dilaporkan ada lebih dari sepuluh ribu komentar tekstual dari aplikasi-aplikasi baru yang diluncurkan di Google Play. Salah satu fitur unggulan dari Google Play adalah kemampuan bagi pengguna untuk memberikan ulasan (review) tentang aplikasi dan hal lainnya. Maka dari itu, Google Play menjadi sumber informasi penting dalam melakukan analisis sentimen berdasarkan komentar-komentar pengguna.

2.3 Text Mining

Text mining adalah bagian dari penerapan data mining yang berfokus pada pencarian pola dalam teks. Berbeda dengan data mining yang menggunakan data konvensional, text mining menggunakan data dalam bentuk dokumen atau teks [8].

Text mining memiliki kesamaan dengan data mining dalam tujuannya, yaitu untuk memperoleh informasi dan pengetahuan berharga dari sejumlah besar data. Namun, ada perbedaan antara keduanya terutama terkait jenis data yang digunakan. Data mining memanfaatkan data yang sudah terstruktur, sedangkan text mining umumnya menggunakan data yang tidak terstruktur atau setidaknya semi terstruktur. Oleh karena itu, text mining menghadapi tantangan tambahan karena kompleksitas dan ketidaklengkapan struktur teks, makna yang tidak jelas dan tidak standar, beragam bahasa, serta terjemahan yang mungkin tidak akurat [9].

Tahapan pra-pemrosesan teks terdiri dari:

1. *Case folding* : Merubah huruf besar menjadi huruf kecil.
2. *Cleaning* : Mengubah angka, tanda baca, symbol, spasi, dan elemen lainnya.
3. *Tokenize* : Membagi teks menjadi kata-kata berdasarkan pemisah.
4. *Normalize* : Memperbaiki kata-kata yang tidak sesuai dengan aturan EYD (Ejaan yang Disempurnakan).
5. *Filtering* : Menyaring kata-kata yang relevan atau penting untuk analisis.
6. *Stemming* : Mengubah kata-kata berimbuhan menjadi bentuk dasarnya.

2.4 Web Scraping

Web Scraping adalah metode yang mengacu pada operasi teknis ekstraksi informasi secara otomatis dari sumber online. Teknik ini digunakan untuk mengumpulkan data terkait penelitian sosial

digital dalam bentuk yang terstruktur. [10]. Secara umum, web scraping digunakan dalam berbagai pekerjaan yang terkait dengan data, seperti melakukan penelitian untuk konten website, memenuhi kebutuhan bisnis dalam membandingkan harga, atau melakukan riset pada data publik.. Tahapan umum web scraping yaitu [11] :

- 1) Meminta HTTP dalam memperoleh sumberdaya yang di targetkan
- 2) Permintaan akan diproses oleh server diminta akan diambil dan dikirim kembali dengan format yang beragam.
- 3) Setelah diterima, sumber daya yang diminta akan diambil dan dikirim kembali dengan format yang beragam.

Pada penelitian ini menggunakan *API Google-Play-Scraper* dalam pengambilan data.

2.5 Decision Tree

Pohon keputusan adalah metode yang kuat dan populer untuk klasifikasi dan prediksi. Metode ini mengubah data yang besar menjadi pohon keputusan yang mencerminkan aturan. Aturan-aturan ini dapat dengan mudah dimengerti menggunakan bahasa alami dan juga dapat diekspresikan dalam bentuk bahasa basis data seperti Structured Query Language (SQL) untuk mencari catatan dalam kategori tertentu. [12]. Pemanfaatan pohon keputusan juga dapat digunakan untuk eksplorasi data dengan tujuan untuk menemukan korelasi yang tersembunyi antara beberapa variabel input dengan variabel target.

Pohon keputusan adalah suatu struktur yang digunakan untuk mempartisi set data besar menjadi himpunan-himpunan record yang lebih kecil melalui serangkaian aturan keputusan. Dengan setiap tahapan pembagian, anggota himpunan hasil menjadi semakin mirip satu sama lain.

2.6 Random Forest

Algoritma ini merupakan hasil pengembangan dari klasifikasi dasar Decision Tree. Menggunakan sejumlah pohon keputusan, algoritma Random Forest dapat beroperasi secara acak dengan memilih subset sampel dan subset fitur, untuk memastikan independensi pada setiap pohon keputusan dan meningkatkan generalisasi [13]. Random Forest (RF) adalah pengembangan lebih lanjut dari metode bagging. RF merupakan turunan dari kelompok algoritma Tree dan menggabungkan metode bootstrap aggregating (bagging) dengan seleksi fitur secara acak. Hal ini menyebabkan RF memiliki banyak pohon yang tumbuh, membentuk sebuah hutan (forest) yang akan dianalisis dalam proses klasifikasi. Semakin banyak pohon yang digunakan dalam RF, maka akurasi klasifikasi akan semakin baik. Untuk melakukan prediksi pada sampel baru, sampel tersebut dimasukkan ke dalam setiap pohon keputusan yang sudah terbentuk, dan kelasnya ditentukan oleh hasil voting dari semua pohon keputusan tersebut. Proses ini diulang untuk seluruh pohon keputusan dalam RF. Hasil dari voting tersebut akan menjadi klasifikasi akhir dari sampel baru dalam proses klasifikasi.

Pohon keputusan yang memiliki mayoritas vote menjadi pemenang dalam penentuan kelas klasifikasi [14]. Algoritma ini merupakan gabungan dari beberapa prediktor pohon atau biasa disebut decision trees, di mana setiap pohon tergantung pada nilai random vector yang diambil sebagai sampel secara bebas dan

merata untuk semua pohon dalam hutan tersebut. Hasil prediksi dari Random Forest didapatkan dengan cara mengambil hasil mayoritas dari setiap pohon keputusan individual (voting untuk klasifikasi dan rata-rata untuk regresi).

2.7 Confusion matrix

Confusion matrix adalah sebuah alat untuk mengevaluasi kinerja model berdasarkan hasil prediksi dan data aktual, yang terdiri dari kategori true positif (TP), true negative (TN), false positive (FP), dan false negative (FN) [15]. True positif dan true negative menggambarkan data kelas yang cocok antara data aktual dan prediksi. Di sisi lain, false positif dan false negative mencerminkan data kelas yang tidak sesuai antara data aktual dan prediksi, sehingga dianggap sebagai kesalahan. [16].

Tabel 1. Confusion Matrix

Correct Classification	Classified as	
	Predict +	Predict -
Actual +	True Positive	False Negative
Actual -	False Positif	True Negative

Keterangan pada tabel 1. [17].

- a. *True Positive* (TP) adalah jumlah data positif yang diklasifikasikan dengan benar sebagai nilai positif.
- b. *False Negative* (FN) adalah jumlah data negative yang salah diklasifikasikan sebagai nilai positif.
- c. *False Positive* (FP) adalah jumlah data positif yang salah diklasifikasikan sebagai nilai negative.
- d. *True Negative* (TN) adalah jumlah data negative yang diklasifikasikan dengan benar sebagai nilai negative.

2.8 Visualisasi data

Visualisasi data adalah cara menyajikan informasi secara lebih singkat, jelas, dan menarik. Bar chart merupakan salah satu bentuk visualisasi yang sesuai untuk memperlihatkan perbedaan jumlah atau persentase data antar kategori. [18]. Dalam *text mining*, salah satu metode umum untuk memvisualisasikan data adalah dengan menggunakan wordcloud. Wordcloud menampilkan kata-kata yang sering muncul dalam suatu teks ke dalam sebuah *frame*, di mana ukuran kata tersebut semakin besar jika frekuensi kemunculannya lebih tinggi, dan sebaliknya. [19].

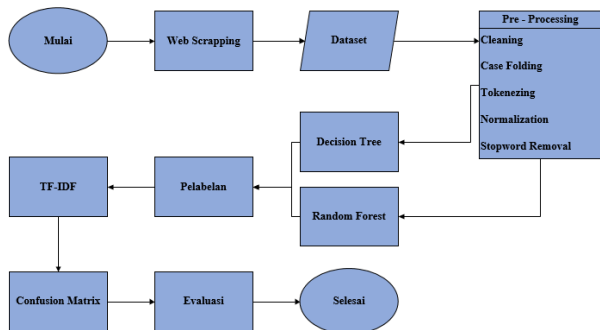
2.9 Penelitian Terkait

Penelitian yang dilakukan oleh Fanka Angelina Larasati dan rekan-rekannya menemukan bahwa analisis sentimen menggunakan algoritma Random Forest pada topik "Ulasan aplikasi Dana". Pengujian dilakukan berdasarkan variasi jumlah pohon dan kedalaman pohon, yang menghasilkan nilai precision sebesar 84%, recall sebesar 84%, F1-Score sebesar 84%, dan akurasi sebesar 84% dengan menggunakan kedalaman pohon sebesar 65 dan jumlah pohon sebesar 400 [20]. Penelitian berikutnya yang dilakukan oleh Mohammad AUFAR dan timnya juga melakukan implementasi algoritma decision tree dan random forest pada kasus analisis sentimen di media YouTube. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi algoritma mana yang paling baik dalam mengklasifikasikan data yang berisi komentar positif dan negatif, dengan menggunakan keputusan yang serupa untuk menentukan hasil klasifikasinya [21]. Penelitian oleh Muhammad Ridwan bertujuan untuk mengklasifikasi rating Appstore menggunakan algoritma

decision tree dan random forest. Tujuannya adalah untuk membandingkan hasil rating Appstore dengan kedua algoritma tersebut, yaitu decision tree dan random forest [22].

3. METODOLOGI

Diagram Alur Metodologi Penelitian



Gambar 1. Alur Metodologi Penelitian

3.1 Pengumpulan Data

Pada bagian akhir penelitian ini, dilakukan pengumpulan data berupa komentar-komentar untuk penelitian dilakukan melalui ulasan aplikasi di *google play store* dengan menggunakan teknik scraping. Data yang diambil berasal dari ulasan masyarakat yang menggunakan aplikasi JNE, J&T, dan Pt Pos, yang relevan dengan permasalahan yang ingin diteliti. Selanjutnya, kata kunci yang telah ditentukan untuk permasalahan, yaitu 'com.indivara.jneone', 'com.msdl.JTClient', dan 'com.posindonesia.com', digunakan dalam teknik scraping untuk mengambil data dari alamat yang bersangkutan.

3.2 Pengolahan Data

Langkah penting dalam metodologi penelitian adalah tahap preprocessing atau pengolahan data, yang bertujuan untuk mempersiapkan data sebelum dilakukan analisis lebih lanjut. Dalam tahap preprocessing, cleaning data menjadi salah satu aspek krusial, di mana data dipastikan akurat, konsisten, dan relevan dalam sebuah dataset.

3.3 Pembagian Data

Data review ulasan yang telah diolah, dibagi menjadi dua bagian yaitu data pelatihan dan data pengujian. Data pelatihan digunakan untuk melatih model, sementara data pengujian digunakan untuk menguji kinerja model.

3.4 Pemodelan Data

Model Random Forest dan Decision Tree dilatih pada data pelatihan dengan label sentiment yang sesuai. Label sentiment ini digunakan sebagai target variable dalam proses pelatihan.

3.5 Evaluasi

Model dievaluasi dengan menggunakan data pengujian untuk mengukur akurasi dan performa model. Evaluasi dilakukan dengan menghitung metric seperti akurasi, presisi, recall, dan f1-score.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Preprocessing

Data yang diambil untuk penelitian analisis sentiment menggunakan 1000 ulasan masing masing dari perusahaan Pt X (JNE), Pt Y (J&T), dan Pt Z (Pt pos) contoh hasil pengambilan data berikut,

	userName	score	at	content
161	Aam Husin	1	2023-07-12 13:41:43	Gila jasa pengiriman paling lama setengah bula...
65	Ihsan Tauhid	1	2023-07-11 15:19:38	Baru tau ada jasa ekspedisi seperti ini. Saya ...
177	Idzhaar marchent	1	2023-07-11 11:48:08	Tolong untuk sistem komplain dan informasi di ...
404	Yulianti Sapitri	1	2023-07-11 08:25:48	Di mohon untuk pihak jne, informadi kurirny le...
153	HAMBA TUHAN	1	2023-07-11 08:20:01	Makin Kesini, makin jelek banget pelayanannya...

Gambar 2. Scraping data Pt X

	userName	score	at	content
71	Susan Apriliani	1	2023-07-26 11:44:41	Sangat tidak profesional... Saya sangat kesal...
8	Anggi Aida	1	2023-07-26 11:25:18	Ini beneran ya lama banget pengiriman, ga gerc...
1	Eka Putri	1	2023-07-26 10:50:21	Pelayanannya sangat BURUK apalagi cabang Jayap...
49	Danny Andika	1	2023-07-26 08:52:30	Jangan install aplikasi ini Pelayanan terjelek...
10	Muhammad Yusuf s	1	2023-07-26 07:33:40	Pengiriman sangat buruk, sangat lambat masa su...

Gambar 3. Scraping data Pt Y

	userName	score	at	content
469	Hardiani H	5	2023-06-21 12:07:59	aplikasi yg sangat membantu saat ingin kirim p...
692	Andi Rahmat	5	2023-06-21 11:14:59	pos aja memang top
27	gunawan wicaksono	5	2023-06-21 06:27:52	Tingkat kan kwalitas nya
8	Marva Jaya	5	2023-06-21 05:46:58	aplikasi posaja sangat simpel dan sangat memba...
470	Faathir Muhammad	5	2023-06-21 04:08:20	Sangat membantu untuk pelacakan kiriman dan me...

Gambar 4. Scraping data Pt Z

Datasetnya disimpan dalam format CSV. Dataset berisi *username*, *score*, *at*, *content*. Selanjutnya adalah tahap *preprocessing* adalah proses persiapan data sebelum diaplikasikan pada model atau algoritma *machine learning*. Tujuannya adalah untuk membersihkan, mengubah format, dan mempersiapkan data mentah agar lebih cocok untuk analisis pemodelan. Tahap preprocessing melibatkan langkah-langkah seperti pembersihan data, tranformasi data, penghapusan duplikat, normalisasi, encoding, kategori, reduksi dimensi, dan penghapusan fitur irrelevant.

Tabel 2. Preprocessing

No	Sebelum preprocessing	Sesudah preprocessing	Score	Ekpedisi
1.	Di mohon untuk pihak jne, informasi kurirnya lebih lengkap jangan cuma nama, No hpnya juga di taro supaya barang yang di antarkan tidak salah pengiriman atau salah penerima. sering banget barang hilang gara2 pihak jne kurang tegas pada kurir	di mohon untuk pihak jne, informasi kurirnya lebih lengkap jangan cuma nama, no hpnya juga ditaruh supaya barang yang diantarkan tidak salah pengiriman atau salah penerima. sering banget barang hilang gara-gara pihak jne kurang tegas pada kurir	1	JNE

2.	Pengirimanya super2 lambat... Kurirnyapun ga ada yg bisa dihubungi	pengirimannya super lambat kurirnya pun gak ada yang bisa dihubungi	1	J&T
3.	Segala urusan lebih dipermudah dengan layanan yang cepat dan mudah, gak ribet. Terimakasih #posaja	segala urusan lebih dipermudah dengan layanan yang cepat dan mudah gak ribet terima kasih pos aja	5	Pos

4.2 Pelabelan

Hasil dari tahap *preprocessing* kemudian diberikan label menggunakan metode pelabelan. Decision Tree dan Random Forest menggunakan library vader sentiment. Skor dalam metode berbasis lexicon dihitung dengan cara menjumlahkan nilai untuk setiap skor 1, 2, 3, 4, dan 5 yang mengandung sentiment, kemudian dibagi menjadi dua kelas yaitu positif dan negative.

1. Apabila skornya lebih besar dari 3 >, maka labelnya dianggap positif.
2. Sebaliknya, jika skornya kurang dari 3 <, maka labelnya dianggap negative.

4.3 Pengujian Menggunakan Confusion Matrix

	precision	recall	f1-score	support
negatif	0.94	0.98	0.96	167
positif	0.85	0.67	0.75	33
accuracy			0.93	200
macro avg	0.89	0.82	0.85	200
weighted avg	0.92	0.93	0.92	200



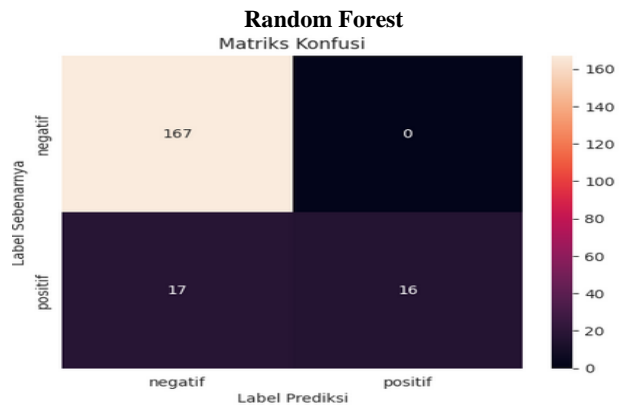
Gambar 5. Confusion Matrix Pt X

Terdiri dari 2 kelas : “negative” dan “positif”. Diagonal utama dari table tersebut menunjukkan jumlah data yang sebenarnya memiliki kelas sentiment “negative” yaitu 165, kemudian baris yang menggambarkan data yang sebenarnya memiliki kelas sentiment “positif”. Jumlah data yang memiliki kelas “positif” atau data yang sebenarnya yaitu 26.

	precision	recall	f1-score	support
negatif	0.91	1.00	0.95	167
positif	1.00	0.48	0.65	33
accuracy			0.92	200
macro avg	0.95	0.74	0.80	200
weighted avg	0.92	0.92	0.90	200

Matriks Konfusi:

	negatif	positif
negatif	167	0
positif	17	16



Gambar 6. Confusion Matrix Pt X

Dari gambar diatas terlihat dari kelas “negative” dari data sebenarnya 167 data, yaitu jumlah data yang sebenarnya berkelas “negative” itu artinya, dari 167 data kelas “negative”, model decision tree salah memprediksi 2 data sebagai kelas “positif”, tetapi berhasil memprediksi dengan benar 165 data sebagai kelas “negative”. Dengan demikian, perbedaan hasil di atas menunjukkan bahwa dalam kasus ini, model Random Forest memiliki kinerja yang lebih baik dalam mengklasifikasikan data kelas “negatif” dibandingkan dengan model Decision Tree.

	precision	recall	f1-score	support
negatif	0.98	0.96	0.97	188
positif	0.53	0.67	0.59	12
accuracy			0.94	200
macro avg	0.76	0.81	0.78	200
weighted avg	0.95	0.94	0.95	200

Matriks Konfusi:

	negatif	positif
negatif	181	7
positif	4	8



Gambar 7. Confusion Matrix Pt Y

Pada matriks konfusi Decision Tree, jumlah data yang sebenarnya adalah 181. Artinya, ada 181 data dengan kelas “negatif” yang benar-benar diklasifikasikan dengan benar sebagai “negatif” oleh

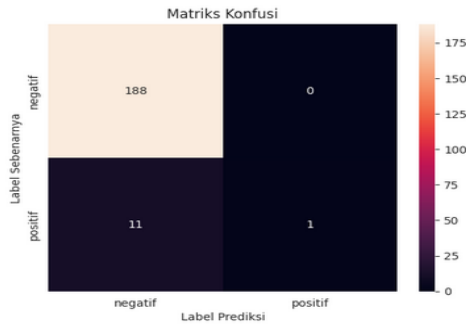
model Decision Tree. Sisanya, 7 data dengan kelas "negatif" salah diklasifikasikan sebagai "positif" oleh model (False Positive).

	precision	recall	f1-score	support
negatif	0.94	1.00	0.97	188
positif	1.00	0.08	0.15	12
accuracy			0.94	200
macro avg	0.97	0.54	0.56	200
weighted avg	0.95	0.94	0.92	200

Matriks Konfusi:

	negatif	positif
negatif	188	0
positif	11	1

Random Forest



Gambar 8. Confusion Matrix Pt Y

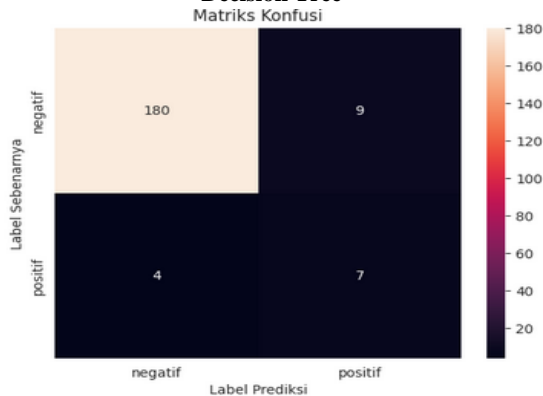
Pada matriks konfusi Random Forest, jumlah data yang sebenarnya adalah 188. Artinya, ada 188 data dengan kelas "negatif" yang benar-benar diklasifikasikan dengan benar sebagai "negatif" oleh model Random Forest. Terjadi kesalahan klasifikasi oleh model di mana data dengan kelas "negative" salah dikategorikan sebagai "positif" (False Positive = 0). Dengan demikian, untuk kelas "negatif", jumlah data yang sebenarnya adalah 188 pada model Random Forest dan bukan 181.

	precision	recall	f1-score	support
negatif	0.98	0.95	0.97	189
positif	0.44	0.64	0.52	11
accuracy			0.94	200
macro avg	0.71	0.79	0.74	200
weighted avg	0.95	0.94	0.94	200

Matriks Konfusi:

	negatif	positif
negatif	180	9
positif	4	7

Decision Tree



Gambar 9. Confusion Matrix Pt Z

Dari gambar matriks konfusi Prediksi Negatif (Prediksi Negatif): Jumlah data yang diprediksi oleh model memiliki kelas "negatif"

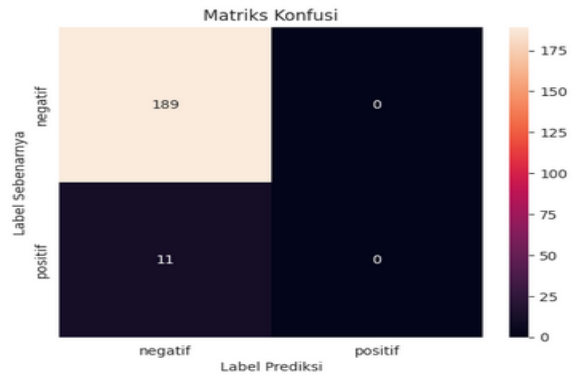
adalah 180 (180 data kelas negatif yang diprediksi benar. Prediksi Positif (Prediksi Positif): Jumlah data yang diprediksi oleh model memiliki kelas "positif" adalah 7.

	precision	recall	f1-score	support
negatif	0.94	1.00	0.97	189
positif	0.00	0.00	0.00	11
accuracy			0.94	200
macro avg	0.47	0.50	0.49	200
weighted avg	0.89	0.94	0.92	200

Matriks Konfusi:

	negatif	positif
negatif	189	0
positif	11	0

Random Forest

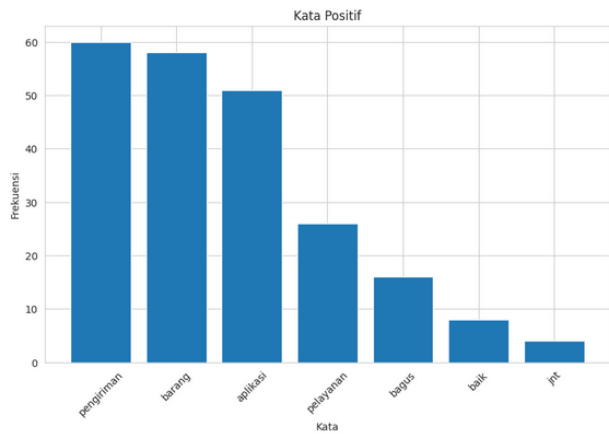


Gambar 10. Confusion Matrix Pt Z

Prediksi Negatif: Jumlah data yang diprediksi oleh model memiliki kelas "negatif" adalah 189 (189 jumlah data dengan kelas negative yang diprediksi dengan benar adalah ditambahkan dengan 0 data kelas positif, yang salah diprediksi sebagai negatif). Prediksi Positif: Jumlah data yang diprediksi oleh model memiliki kelas "positif" adalah 0 (0 data jumlah dengan kelas negative yang salah diprediksi sebagai positif adalah ditambahkan dengan 0 data kelas positif yang diprediksi benar).

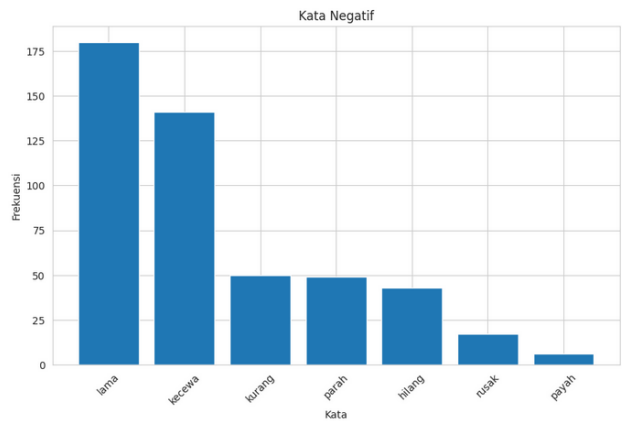
4.4 Topic Modelling

Di samping melakukan analisis sentiment, penelitian ini juga mencakup analisis mengenai *topic modelling*. Dalam rangka melihat topik-topik yang dibahas dalam pencarian, menggunakan *wordcloud* ataupun diagram batang [23]. Topic modeling adalah teknik yang digunakan untuk mengidentifikasi topik-topik utama atau tema-tema yang ada dalam sebuah koleksi besar dokumen teks, seperti dalam analisis sentimen terhadap ulasan atau komentar pelanggan. Dalam konteks analisis sentimen dengan topic modeling, diagram batang dapat digunakan untuk memvisualisasikan frekuensi atau bobot dari topik-topik yang diidentifikasi. Setiap batang pada diagram akan mewakili satu topik, dan tinggi batang akan menunjukkan tingkat frekuensi atau bobot topik tersebut dalam koleksi dokumen.



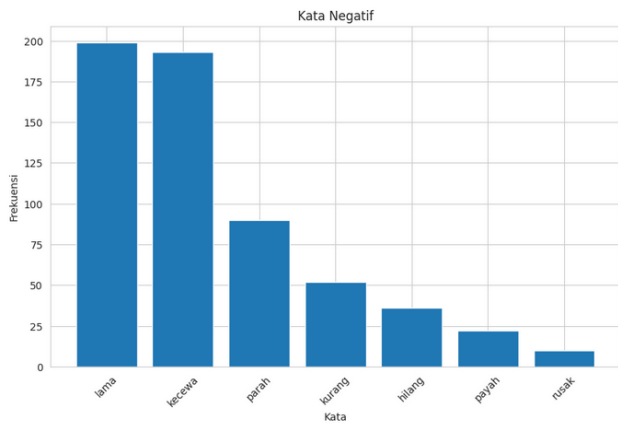
Gambar 11. Diagram batang positif Pt X

Pada gambar diatas menjelaskan bahwa tujuh kata yang memiliki frekuensi kemunculan tertinggi pada diagram batang sentiment positif adalah kata: ‘pengiriman’, ‘barang’, ‘aplikasi’, ‘pelayanan’, ‘bagus’, ‘baik’, ‘jnt’. Berikut adalah gambaran atau tampilan diagram batang sentiment negative pt x



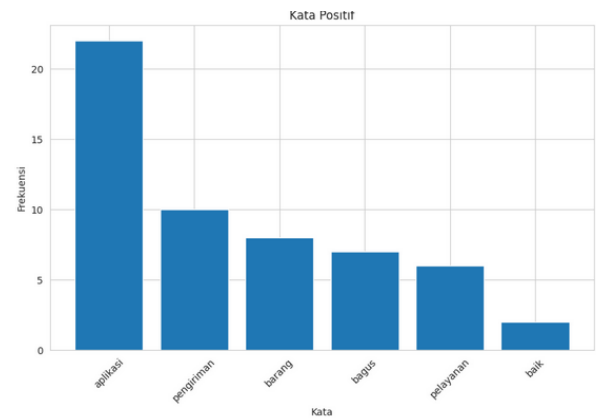
Gambar 14. Diagram batang negatif pt Y

Tujuh kata diatas yang paling banyak pada sentiment negative pada pt y kata yang sering muncul adalah ‘lama’, ‘kecewa’, ‘kurang’, ‘parah’, ‘hilang’, ‘rusak’, ‘payah’. Dan kemudian pada pt z memunculkan kata yang paling banyak berikut tampilannya



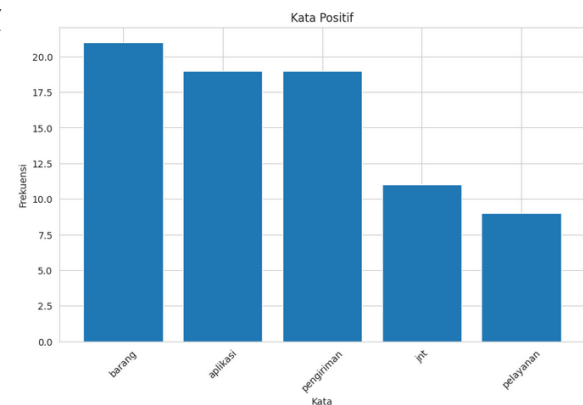
Gambar 12. Diagram batang negatif Pt X

Tujuh kata dengan frekuensi kemunculan terbanyak pada diagram batang sentiment negatif adalah kata ‘lama’, ‘kecewa’, ‘parah’, ‘kurang’, ‘hilang’, ‘payah’, ‘rusak’.



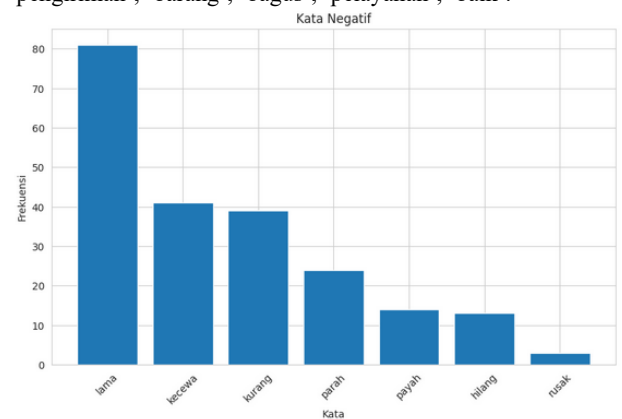
Gambar 15. Diagram batang positif pt Z

Pada gambar diatas frekuensi enam kata diatas yang paling sering muncul pada sentiment positif Pt Z yaitu kata ‘aplikasi’, ‘pengiriman’, ‘barang’, ‘bagus’, ‘pelayanan’, ‘baik’.



Gambar 13. Diagram batang positif pt Y

Lima kata diatas menjelaskan bawah kata dengan frekuensi kemunculan terbanyak pada diagram batang sentiment positif yang paling banyak memunculkan kata ‘barang’, ‘aplikasi’, ‘pengiriman’, ‘jnt’, ‘pelayanan’.



Gambar 16. Diagram batang negatif pt Z

Kemudian pada gambar diatas tujuh kata dari frekuensi sentiment negative yang paling sering muncul yaitu kata ‘lama’, ‘kecewa’, ‘kurang’, ‘parah’, ‘payah’, ‘hilang’, ‘rusak’.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan analisis sentiment yang telah dilakukan, kami menyimpulkan hal berikut:

1. Sistem hasil dari analisis sentiment bias mengkategorikan perbandingan sentiment *review customer* terhadap pelayanan ekspedisi dengan tepat sesuai dengan sentiment.
2. Berdasarkan hasil evaluasi pada ekspedisi Pt X menggunakan algoritma decision tree sentiment negative sebesar 163%. menggunakan model Decision Tree, dapat disimpulkan bahwa model memiliki performa yang baik dalam mengenali data dengan sentimen "negatif". Hal ini ditunjukkan oleh nilai Precision yang tinggi (94%), Recall yang tinggi (98%), dan F1-Score yang tinggi (96%), serta akurasi total model sebesar 93%. Kemudian jika menggunakan *Random Forest* dapat disimpulkan bahwa model memiliki performa yang sangat baik dalam mengenali data dengan sentimen "negatif" (Precision, Recall, dan F1-Score untuk kelas "negatif" mendekati 1.00). Namun, model memiliki recall yang rendah (0.48) untuk data dengan sentimen "positif", yang menandakan bahwa model menghadapi kesulitan dalam mengenali data dengan sentiment "positif".
3. Hasil evaluasi pada ekspedisi Pt Y menggunakan algoritma decision tree adalah 94% data dengan benar begitupun algoritma *random forest* berhasil mengklasifikasikan 94% data dengan benar kedua model memiliki tingkat akurasi yang setara dalam mengklasifikasikan sentimen pada pt Y.
4. Hasil evaluasi pada ekspedisi Pt Z yang paling banyak memberikan score bintang 5. Kemudian pada konfusi matrix kedua metode memiliki *accuracy* yang sama yaitu 94%. kedua model memiliki tingkat akurasi yang setara dalam mengklasifikasikan.
5. Dari hasil perbandingan ketiga jasa ekspedisi tersebut terbukti bahwa algoritma *Random Forest* yang mampu menghasilkan performa yang tinggi dan pohon keputusan yang tepat. Namun Berdasarkan hasil evaluasi yang telah dilakukan, terlihat bahwa baik model Decision Tree maupun Random Forest memiliki performa yang baik dalam mengklasifikasikan memiliki performa yang rendah dalam mengklasifikasikan sentimen "positif" dengan tingkat keakuratan precision, recall, dan F1-score yang sangat rendah.

DAFTAR PUSTAKA

[1] F. Ratnawati, "Implementasi Algoritma Naive Bayes Terhadap Analisis Sentimen Opini Film Pada Twitter," *INOVTEK Polbeng - Seri Inform.*, vol. 3, no. 1, p. 50, 2018, doi: 10.35314/isi.v3i1.335.

[2] N. Ika, P. Kalingara, O. N. Pratiwi, and H. D. Anggana, "ANALISIS SENTIMEN REVIEW CUSTOMER TERHADAP LAYANAN EKSPEDISI JNE DAN J&T EXPRESS MENGGUNAKAN METODE NAÏVE BAYES SENTIMENT ANALYSIS REVIEW CUSTOMER OF JNE AND J&T EXPRESS EXPEDITION SERVICES USING NAÏVE BAYES

METHOD," vol. 8, no. 5, 2021.

[3] L. M. Cendani and A. Wibowo, "Perbandingan Metode Ensemble Learning pada Klasifikasi Penyakit Diabetes," *J. Masy. Inform.*, vol. 13, no. 1, pp. 33–44, 2022, doi: 10.14710/jmasif.13.1.42912.

[4] F. N. Zuhri, A. Alamsyah, and S. Si, "Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Brand Smartfren Menggunakan Naive Bayes Classifier Di Forum Kaskus Public Sentiment Analysis of Smartfren Brand Using Naive Bayes Classifier on Kaskus Forum," *e-Proceeding Manag.*, vol. 4, no. 1, pp. 242–251, 2017.

[5] A. Andreyestha and A. Subekti, "Analisa Sentiment Pada Ulasan Film Dengan Optimasi Ensemble Learning," *J. Inform.*, vol. 7, no. 1, pp. 15–23, 2020, doi: 10.31311/ji.v7i1.6171.

[6] A. E. Khedr, S. E. Salama, and N. Yaseen, "Predicting stock market behavior using data mining technique and news sentiment analysis," *Int. J. Intell. Syst. Appl.*, vol. 9, no. 7, pp. 22–30, 2017, doi: 10.5815/ijisa.2017.07.03.

[7] R. Ridjalaludin, I. A. Ratnamulyani, and A. A. Kusumadinata, "Pengaruh Penggunaan Layanan Aplikasi Digital Google Play Dalam Smartphone Terhadap Pemenuhan Kebutuhan Informasi Mahasiswa," *J. Komun.*, vol. 2, no. 2, pp. 135–146, 2017, doi: 10.30997/jk.v2i2.229.

[8] Y. Sunoto and B. Wasito, "Analisis Testimonial Wisatawan Menggunakan Text Mining Dengan Metode Naive Bayes Dan Decision Tree , Studi Kasus Pada Hotel – Hotel Di Jakarta," *J. Inform. dan Bisnis Anal.*, vol. 3, no. 2, pp. 39–49, 2014.

[9] G. H. Wastito, "Bab II Landasan Teori," *J. Chem. Inf. Model.*, vol. 53, no. 9, pp. 1689–1699, 2018.

[10] S. Juniarsih, E. F. Ripanti, and E. E. Pratama, "Implementasi Naive Bayes Classifier pada Opinion Mining Berdasarkan Tweets Masyarakat Terkait Kinerja Presiden dalam Aspek Ekonomi," *J. Sist. dan Teknol. Inf.*, vol. 8, no. 3, p. 239, 2020, doi: 10.26418/justin.v8i3.39118.

[11] V. A. Flores, P. A. Permatasari, and L. Jasa, "Penerapan Web Scraping Sebagai Media Pencarian dan Menyimpan Artikel Ilmiah Secara Otomatis Berdasarkan Keyword," *Maj. Ilm. Teknol. Elektro*, vol. 19, no. 2, p. 157, 2020, doi: 10.24843/mite.2020.v19i02.p06.

[12] "ANALISIS SENTIMEN ULASAN EKSPEDISI J&T EXPRESS MENGGUNAKAN ALGORITMA NAÏVE BAYES.htm".

[13] A. Wicaksana and T. Rachman, "濟無No Title No Title No Title," *Angew. Chemie Int. Ed. 6(11)*, 951–952., vol. 3, no. 1, pp. 10–27, 2018, [Online]. Available: <https://medium.com/@arifwicaksanaa/pengertian-use-case-a7e576e1b6bf>

[14] P. B. N. Setio, D. R. S. Saputro, and Bowo Winarno, "Klasifikasi Dengan Pohon Keputusan Berbasis Algoritme C4.5," *Prism. Pros. Semin. Nas. Mat.*, vol. 3, pp. 64–71, 2020.

[15] Hasugian and Shidiq, "Language Record Structure," *J. Chem. Inf. Model.*, vol. 53, no. 9, pp. 1689–1699, 2019.

[16] D. Safryda Putri and T. Ridwan, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Pospay Dengan Algoritma Support Vector Machine," *J. Ilm. Inform.*, vol. 11, no. 01, pp. 32–40, 2023, doi: 10.33884/jif.v11i01.6611.

[17] M. F. Rahman, D. Alamsah, M. I. Darmawidjadja, and I. Nurma, "Klasifikasi Untuk Diagnosa Diabetes Menggunakan Metode Bayesian Regularization Neural Network (RBNN)," *J. Inform.*, vol. 11, no. 1, p. 36, 2017, doi: 10.26555/jifo.v11i1.a5452.

[18] Z. Dong, "Bab 2 Tinjauan Pustaka Pengetahuan," *Экономика Региона*, no. Kolisch 1996, pp. 49–56, 2012.

- [19] Musthofa Galih Pradana, "Penggunaan Fitur Wordcloud dan Document Term Matrix dalam Text Mining," *J. Ilm. Inform.*, vol. 8, no. 1, pp. 38–43, 2020.
- [20] F. A. Larasati, D. E. Ratnawati, and B. T. Hanggara, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Dana dengan Metode Random Forest," ... *Teknol. Inf. dan ...*, vol. 6, no. 9, pp. 4305–4313, 2022, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [21] M. Aufar, R. Andreswari, and D. Pramesti, "Sentiment Analysis on Youtube Social Media Using Decision Tree and Random Forest Algorithm: A Case Study," *2020 Int. Conf. Data Sci. Its Appl. ICoDSA 2020*, 2020, doi: 10.1109/ICoDSA50139.2020.9213078.
- [22] M. RIDWAN, N. R. Dewi, and Y. Resti, "Perbandingan Algoritma Decision Tree C4. 5 Dan Random Forest Pada Prediksi Rating Aplikasi Appstore," 2023, [Online]. Available: https://repository.unsri.ac.id/94588/%0Ahttps://repository.unsri.ac.id/94588/19/RAMA_44201_08011281722053_0013117004_0019077302_01_front_ref.pdf
- [23] I. K. Susanto, "Analisis Sentimen dan Topic Modelling Pada Pembelajaran Online di Indonesia Melalui Twitter," *JOINTECS (Journal Inf. Technol. Comput. Sci.*, vol. 6, no. 2, p. 85, 2021, doi: 10.31328/jointecs.v6i2.2350.

BIODATA PENULIS



Dellavianti Nishfi Ilmiah Huda

Mahasiswi Pendidikan D4 Teknik Informatika Universitas Logistik dan Bisnis Internasional Bandung.



Cahyo Prianto, S.Pd., M.T., CDSP, SFPC.

Kasubag. Akademik dan Akreditasi Program Studi Sarjana Terapan Teknik Informatika Sekaligus Dosen Universitas Logistik dan Bisnis Internasional Bandung.



Rolly Maulana Awangga, S. T., MT., CAIP, SFPC.

Dosen Program Studi Sarjana Terapan Teknik Informatika, Universitas Logistik dan Bisnis Internasional Bandung.