

Analisis Sentimen pada Aplikasi Dompet Digital Menggunakan Algoritma Random Forest

Nawang Ambika Hapsari¹, Aries Dwi Indriyanti².

^{1,2} Sistem Informasi, Fakultas Teknik, Universitas Negeri Surabaya

¹nawang.19046@mhs.unesa.ac.id

²ariesdwi@unesa.ac.id

Abstrak— Saat ini teknologi telah berkembang pesat di segala aspek kehidupan, termasuk di bidang keuangan. Salah satu *financial technology* yang banyak digunakan di Indonesia yaitu dompet digital [1]. Semakin meningkat jumlah pengguna dompet digital maka akan semakin banyak komentar atau pendapat terhadap aplikasi tersebut. Media untuk menuliskan komentar atau pendapat tentang kepuasan atau kekecewaan pengguna salah satunya menggunakan media sosial seperti twitter. Akan tetapi untuk mengolah pendapat pengguna secara manual akan sangat sulit untuk dilakukan karena pendapat yang dituliskan sangat banyak. Jadi tujuan dari penelitian ini adalah menganalisis sentimen aplikasi dompet digital menggunakan algoritma *Random Forest*.

Pengumpulan data dilakukan dengan cara *crawling data* twitter menggunakan bahasa pemrograman python sehingga diperoleh sebanyak 1751 data untuk dompet digital gopay, 2982 data untuk dompet digital shopeepay, 3235 data untuk dompet digital linkaja dalam rentang waktu 5 April 2023 – 18 Mei 2023. kemudian dilakukan *preprocessing* data menggunakan *software rapidminer* dengan beberapa tahapan yaitu *cleansing, transform cases, tokenize, stemming, stopword, dan filter tokens (by length)*. Selanjutnya data dilabeli dengan metode *vader lexicon* menggunakan bahasa pemrograman python. Data yang sudah memiliki label kemudian dilakukan klasifikasi dengan algoritma *Random Forest* menggunakan *software rapidminer*.

Dari hasil klasifikasi tersebut diperoleh hasil akurasi untuk dompet digital gopay sebesar 85,43%. Untuk dompet digital shopeepay diperoleh akurasi sebesar 85,50%. Kemudian untuk dompet digital linkaja diperoleh akurasi sebesar 89,02%.

Kata Kunci— Analisis sentimen, dompet digital, *random forest*, *rapidminer*, *vader lexicon*

I. PENDAHULUAN

Saat ini teknologi telah berkembang pesat di segala aspek kehidupan, termasuk di bidang keuangan. Teknologi pada bidang keuangan atau bisa disebut *financial technology* adalah penggabungan jasa keuangan dengan teknologi yang membuat model bisnis konvensional beralih menjadi moderat [2]. Salah satu *financial technology* yang banyak digunakan di Indonesia yaitu dompet digital [1]. Dompet digital atau e-wallet adalah suatu aplikasi atau layanan jasa yang dapat digunakan oleh penggunanya sebagai alat pembayaran online. Sekarang ini masyarakat lebih banyak menggunakan dompet digital daripada rekening bank saat melakukan pembayaran *online*.

Menurut survey oleh Ipsos di Asia Tenggara per September 2020, pengguna baru dompet digital di Indonesia memperoleh hasil sebanyak 44% pada awal

tahun 2020 [3]. Kemudian menurut survey oleh Deal Street Asia yang dilakukan kepada 1000 lebih UMKM di Indonesia mendapatkan hasil dompet digital adalah metode pembayaran kedua yang paling diminati (25%) setelah uang tunai (72%) [4]. Selanjutnya hasil riset yang dilakukan oleh YouGov terhadap 4000 lebih responden yaitu pengguna aplikasi dompet digital terus berkembang mencapai 87% dan didominasi usia 18-24 tahun [5].

Semakin meningkat jumlah pengguna dompet digital maka akan semakin banyak komentar atau pendapat terhadap aplikasi tersebut mengingat sebuah aplikasi pasti memiliki kelebihan dan kekurangan. Media untuk menuliskan komentar atau pendapat tentang kepuasan atau kekecewaan pengguna salah satunya menggunakan media sosial seperti twitter. Twitter adalah media sosial yang memungkinkan penggunanya untuk menulis, membaca, atau membalas sebuah pesan teks. Saat ini twitter setidaknya memiliki 100 juta pengguna aktif setiap hari, dan 500 juta tweet yang dikirim setiap harinya [6]. Pesan teks yang dapat ditulis di twitter memiliki maksimal karakter yaitu sejumlah 280. Limitasi ini membuat pengguna harus menyampaikan opini secara singkat dan padat sehingga lebih mudah dipahami [7]. Selain itu penyajian data pada twitter lebih informatif dibanding media sosial lain seperti Instagram atau facebook [7].

Pendapat-pendapat pengguna yang dituliskan dalam media sosial twitter tersebut sedikit banyak juga memiliki pengaruh terhadap calon pengguna dompet digital. Pendapat dari pengguna dapat memberikan informasi terbaru tentang dompet digital berdasarkan perspektif pengguna yang telah menggunakan aplikasi tersebut. Akan tetapi untuk mengolah pendapat pengguna secara manual akan sangat sulit untuk dilakukan karena pendapat yang dituliskan sangat banyak. Jadi perlu dilakukan analisis sentimen untuk mengetahui pendapat pengguna tentang dompet digital. Analisis sentimen adalah proses penggalan emosi atau pendapat dari sepotong teks untuk topik tertentu yang memungkinkan kita untuk memahami sikap, pendapat, dan emosi dalam teks tersebut [8].

Klasifikasi analisis sentimen dapat dilakukan dengan algoritma klasifikasi seperti *Decision Tree, Naive Bayes, Bayes Networks, Support Vector Machine (SVM), Random Forest*, dan lain-lain. Analisis sentimen pada dompet digital akan diklasifikasikan menjadi sentimen positif dan negatif menggunakan algoritma *Random*

Forest. *Random Forest* adalah algoritma pengembangan dari *Decision Tree*. Cara kerja algoritma *Random Forest* dengan membuat banyak pohon keputusan yang dikumpulkan untuk melakukan klasifikasi yang didasari *majority vote*. Algoritma ini dipilih karena memiliki kelebihan dapat menangani klasifikasi regresi dan (multikelas), relatif cepat untuk dilatih dan diprediksi, hanya bergantung pada satu atau dua parameter penyetulan, dapat digunakan pada dimensi besar, dan dapat dengan mudah diimplementasikan secara paralel [9]. Selain itu algoritma *Random Forest* juga dapat meningkatkan hasil akurasi meskipun terdapat data yang hilang, untuk *resisting outliers*, serta efisien untuk penyimpanan sebuah data [10]. Kelebihan lain dari algoritma *Random Forest* selain hasil akurasi yang tinggi yaitu dapat mengatasi *noise* dan dapat digunakan untuk klasifikasi pada data yang memiliki jumlah besar [11].

Beberapa penelitian sebelumnya telah melakukan analisis sentimen menggunakan algoritma *Random Forest* dan menghasilkan akurasi tinggi, seperti dalam penelitian yang berjudul “Analisis Sentimen Objek Wisata di Provinsi Sulawesi Selatan Berdasarkan Ulasan Pengunjung Menggunakan Metode *Random Forest Classifier*” oleh Izza dkk pada 2022. Dalam penelitian ini diperoleh data dari platform TripAdvisor sebanyak 1055 data dan setelah dilakukan analisis sentimen menggunakan *Random Forest* diperoleh akurasi sebesar 82%, nilai *precision* sebesar 86%, dan nilai *recall* sebesar 86%.

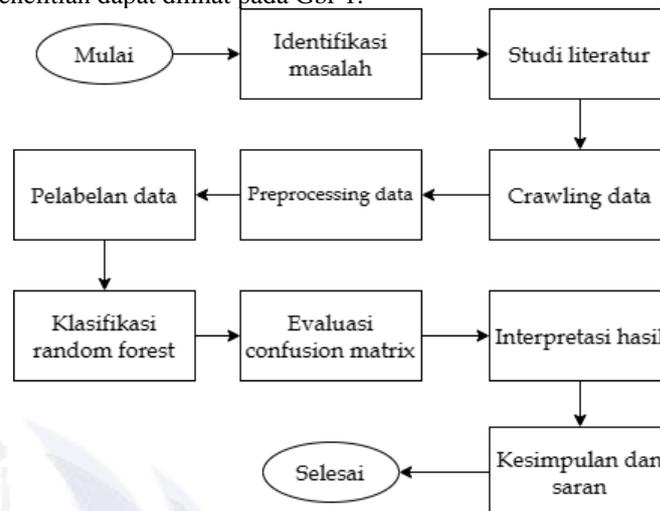
Penelitian selanjutnya oleh Rani Puspita dan Agus Widodo (2022), yang berjudul “Analisis Sentimen terhadap Layanan Indihome di Twitter dengan Metode *Machine Learning*”. Dalam penelitian ini digunakan sebanyak 1350 data yang bersumber dari Twitter. Setelah dilakukan evaluasi, akurasi dengan algoritma *Random Forest* didapatkan sebesar 99,54%.

Berdasarkan pemaparan di atas, penelitian ini akan dilakukan untuk analisis sentimen pada dompet digital dan mengetahui akurasi dari klasifikasi menggunakan algoritma *Random Forest*. Untuk dompet digital yang akan digunakan yaitu Gopay, ShopeePay, dan Linkaja.

II. METODELOGI

Penelitian ini dilakukan dengan menggunakan algoritma *Random Forest* diawali dengan identifikasi masalah yaitu banyaknya data opini pengguna sehingga akan sulit jika dilakukan analisis secara manual. Kemudian dilanjutkan dengan studi literatur terkait kebutuhan penelitian agar penelitian dapat berjalan dengan baik. Setelah itu dilakukan *crawling data* atau mengambil data opini pengguna pada media sosial Twitter untuk selanjutnya dilakukan *preprocessing data*, pelabelan data, klasifikasi menggunakan algoritma *Random Forest*, dan evaluasi menggunakan *confusion matrix* sehingga diketahui performa akurasi algoritma *Random Forest* dalam klasifikasi sentimen pada

dompet digital. Tahapan yang dilakukan peneliti dalam penelitian dapat dilihat pada Gbr 1.



Gbr. 1 Pendekatan Penelitian

A. Identifikasi Masalah

Masalah yang diidentifikasi pada penelitian ini, yaitu “Bagaimana hasil akurasi algoritma *Random Forest* untuk analisis sentimen pada aplikasi dompet digital?”

B. Studi Literatur

Studi literatur dilakukan dengan cara mempelajari beberapa literatur yang berasal dari artikel, penelitian sejenis, penelitian terdahulu, dan jurnal yang berhubungan serta yang akan mendukung keberhasilan penelitian ini.

C. Crawling Data

Crawling data adalah proses pengambilan data secara otomatis dari *website* atau *platform* oleh mesin pencari. Data diambil dari cuitan pengguna Twitter dengan menggunakan bantuan bahasa pemrograman Python dengan kata kunci yang telah ditentukan. Tahap *crawling* ini akan mengambil semua atribut yang dimiliki oleh data. Namun untuk kebutuhan analisis sentimen tidak semua atribut data akan diambil, pada penelitian ini hanya menggunakan atribut *text* atau isi cuitan pengguna. Kemudian data akan disimpan dalam format file ekstensi *csv*.

D. PreProcessing Data

Suatu data set yang baru diperoleh biasanya memiliki bentuk yang tidak beraturan seperti bentuk huruf tidak seragam, banyak terdapat tanda baca, dan lain-lain sehingga data tidak bisa langsung diolah. *Preprocessing* merupakan suatu proses yang dilakukan untuk mengubah bentuk data yang sebelumnya tidak terstruktur ke dalam bentuk data yang terstruktur [12].

Adapun tahapan dalam *preprocessing*:

1. Cleansing

Data akan dibersihkan dari *noise* pada tahap *cleansing* seperti menghilangkan tanda baca, URL, *mention*, *hashtag*/tagar, dan karakter-karakter yang tidak dibutuhkan. Karakter yang tidak dibutuhkan seperti tanda tanya (?), tanda seru (!), titik (.), koma (,), tanda kutip (‘), dan lain lain.

2. *Case Folding / Transform cases*

Seluruh teks dalam data akan diubah menjadi huruf kecil dalam tahap *case folding/transform cases*.

3. *Tokenize*

Tokenize adalah tahap dimana teks dalam data akan dipisah menjadi satuan kata.

4. *Stemming*

Pada tahap *stemming* kata yang sudah *ditokenize* akan diubah menjadi bentuk baku.

5. *Filtering / stopword*

Pada tahap ini kata dari *tokenizing* akan diambil kata penting saja, kata yang umum atau tidak memiliki arti penting akan dihapus. Contoh kata yang tidak memiliki arti penting atau tidak mempengaruhi sentimen yaitu “dan” “yang” “bagaimana” dan lain lain.

6. *Filter tokens (by length)*

Kata yang terlalu singkat atau terlalu panjang akan dihilangkan dalam proses *Filter tokens (by length)* dengan minimal karakter 3 dan maksimal 25 karakter.

E. Pelabelan Data

Setelah data selesai proses *preprocessing*, selanjutnya data akan dilabeli menggunakan metode *vader lexicon* dengan bantuan bahasa pemrograman python. Label sentimen yang digunakan ada 3, yaitu sentimen positif, netral, dan negatif. Setiap kata akan diberikan nilai atau skor berdasarkan kamus *vader lexicon*. Kemudian dari skor tersebut dijumlahkan sehingga diperoleh nilai *compound*. Jika nilai *compound* ≥ 0.5 maka sentimen diberi label positif, jika nilai *compound* > -0.5 dan < 0.5 maka sentimen diberi label netral, dan jika nilai *compound* < -0.5 maka sentimen diberi label negatif.

Kelebihan *vader lexicon* antara lain: bersifat *open source*, pendekatan yang berpusat pada manusia, dan dirancang khusus untuk konten sosial media [13].

F. Performa Metrik

Confusion matrix digunakan untuk evaluasi performa dari algoritma yang telah diimplementasikan. Tabel *confusion matrix* akan menampilkan dan membandingkan nilai aktual atau nilai sebenarnya dengan nilai hasil prediksi model agar diperoleh metrik evaluasi *Accuracy* (akurasi), *Precision*, dan *Recall*.

TABEL I
CONFUSION MATRIX

Nilai prediksi	Nilai aktual		
	Positif	Netral	Negatif
Positif	TP	FP1	FP2

Netral	FNR1	TNR	FNR2
Negatif	FN1	FN2	TN

Keterangan :

TP (*True Positive*) :Jumlah data yang memiliki nilai aktual kelas positif dan nilai prediksi kelas positif oleh model klasifikasi.

FP (*False Positive*) :Jumlah data yang memiliki nilai aktual kelas Netral/negatif dan nilai prediksi kelas positif oleh model klasifikasi.

TNR (*True Netral*) :Jumlah data yang memiliki nilai aktual kelas netral dan nilai prediksi kelas netral oleh model klasifikasi.

FNR (*False Netral*) :Jumlah data yang memiliki nilai aktual kelas positif/negatif dan nilai prediksi kelas netral oleh model klasifikasi.

TN (*True Negative*):Jumlah data yang memiliki nilai aktual kelas negatif dan nilai prediksi kelas negatif oleh model klasifikasi.

FN(*False Negative*):Jumlah data yang memiliki nilai aktual kelas positif/netral dan nilai prediksi kelas negatif oleh model klasifikasi.

Matrik evaluasi *accuracy* (akurasi) adalah gambaran tentang seberapa akurat hasil dari klasifikasi model yang telah dibuat. Akurasi dapat dihitung dengan rumus berikut :

$$Accuracy = \frac{TP + TNR + TN}{TP + FP + TNR + FNR + TN + FN}$$

Matrik evaluasi *precision* (presisi) adalah perbandingan jumlah benar dengan keseluruhan hasil yang diprediksi. Presisi dapat dihitung dengan rumus berikut :

$$Precision = \frac{jumlah\ benar}{jumlah\ yg\ diprediksi}$$

Matrik evaluasi *recall* adalah perbandingan jumlah benar dengan keseluruhan hasil yang aktual. *Recall* dapat dihitung dengan rumus berikut :

$$Recall = \frac{jumlah\ benar}{jumlah\ aktual}$$

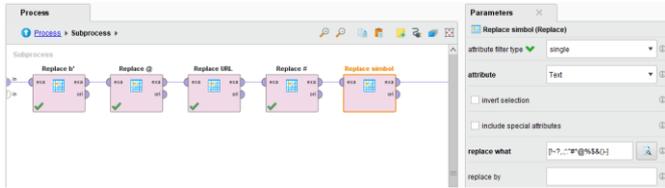
III. PEMBAHASAN

A. Pengumpulan Data

Berdasarkan proses *crawling* menggunakan Bahasa pemrograman python diperoleh data untuk dompet digital gopay sebanyak 1751 data dengan kata kunci @gopayindonesia. Untuk dompet digital shopeepay sebanyak 2982 data dengan kata kunci @shopeepay_id. Sedangkan untuk dompet digital linkaja diperoleh data sebanyak 3235 data dengan kata kunci @linkaja. Data yang diambil dari rentang waktu 5 April 2023 – 18 Mei 2023

B. Preprocessing Data

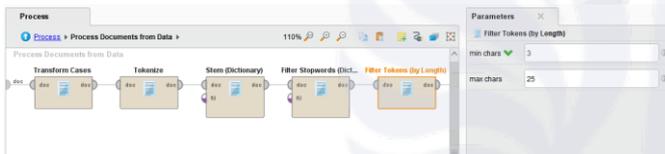
Tahap *preprocessing* adalah tahap yang penting untuk dilakukan. *Preprocessing* berfungsi untuk mengubah bentuk data yang sebelumnya tidak terstruktur ke dalam bentuk data yang terstruktur agar siap untuk diolah. Tahap ini dilakukan menggunakan bantuan *software* RapidMiner.



Gbr 2. Proses Cleansing Data

Dapat dilihat pada Gbr 2. proses *cleansing data* menggunakan operator *replace*. Proses *replace* dilakukan beberapa kali sesuai kebutuhan data, pada penelitian ini dilakukan sebanyak 5 kali yaitu untuk *replace b'*, *replace mention (@)*, *replace URL*, *replace hastag (#)*, dan *replace simbol*.

Dalam proses *cleansing* juga dilakukan hapus data duplikat dengan operator *remove duplicate* pada rapidminer. Setelah data duplikat dihilangkan, data yang tersisa sebanyak 1579 data untuk dompet digital gopay, 1566 data untuk dompet digital shopeepay, dan 1633 data untuk dompet digital linkaja.



Gbr 3. Proses Preprocessing Data

Pada Gbr 3. merupakan proses lanjutan *preprocessing* data yaitu, proses *Transform cases*, *Tokenize*, *Stemming*, *Stopword*, dan *Filter Tokens (by Length)*. Hasil *preprocessing* dapat dilihat pada Tabel II.

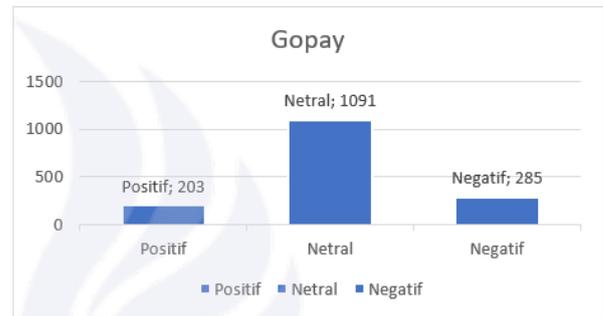
TABEL II
CONTOH HASIL PREPROCESSING DATA

b'Paketku ilang Dah kalian jangan pake shopee express kalo gk mau paket ilang di Cakung DC @ShopeeID @ShopeePay_ID Tolong diperbaiki sistemnya https://t.co/1AEr4dJO1t'	Data twitter
Paketku ilang Dah kalian jangan pake shopee express kalo gk mau paket ilang di Cakung DC Tolong diperbaiki sistemnya	Cleansing
paketku ilang dah kalian jangan pake shopee express kalo gk mau paket ilang di cakung dc tolong diperbaiki sistemnya	Transform Cases
'paketku' 'ilang' 'dah' 'kalian' 'jangan' 'pake' 'shopee' 'express' 'kalo' 'gk' 'mau' 'paket' 'ilang' 'di' 'cakung' 'dc' 'tolong' 'diperbaiki' 'sistemnya'	Tokenize
'paket' 'hilang' 'sudah' 'kalian' 'jangan' 'pakai' 'shopee' 'express' 'kalau' 'tidak'	Stemming

'mau' 'paket' 'hilang' 'di' 'cakung' 'dc' 'tolong' 'baik' 'sistem'	
'paket' 'hilang' 'pakai' 'shopee' 'express' 'paket' 'hilang' 'di' 'cakung' 'dc' 'tolong' 'sistem'	Stopword
'paket' 'hilang' 'pakai' 'shopee' 'express' 'paket' 'hilang' 'cakung' 'tolong' 'sistem'	Filter tokens (by length)

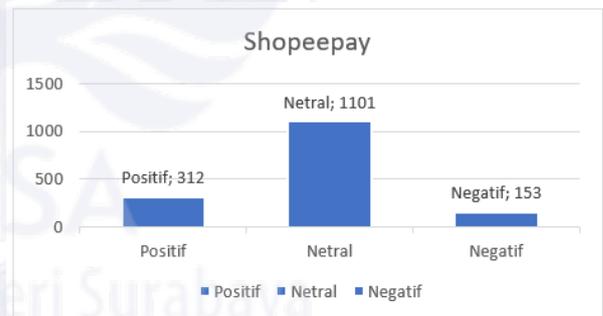
C. Pelabelan Data

Pada penelitian ini pelabelan data dilakukan dengan metode *vader lexicon* menggunakan bahasa pemrograman python.



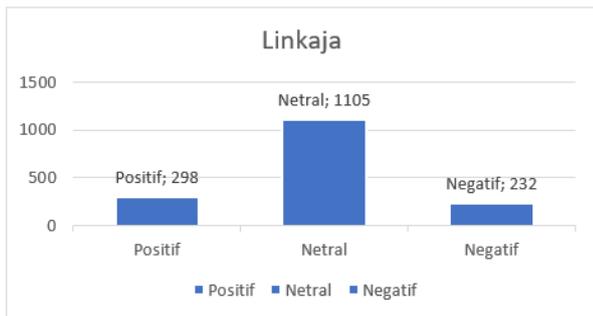
Gbr 4. Hasil pelabelan gopay menggunakan vader lexicon

Dari hasil pelabelan sentimen dompet digital gopay menggunakan *vader lexicon* diperoleh sebanyak 203 sentimen positif, 1091 sentimen netral, dan 285 sentimen negatif.



Gbr 5. Hasil pelabelan shopeepay menggunakan vader lexicon

Dari hasil pelabelan sentimen dompet digital shopeepay menggunakan *vader lexicon* diperoleh sebanyak 312 sentimen positif, 1101 sentimen netral, dan 153 sentimen negatif.



Gbr 6. Hasil pelabelan linkaja menggunakan vader lexicon

Dari hasil pelabelan sentimen dompet digital shopeepay menggunakan *vader lexicon* diperoleh sebanyak 298 sentimen positif, 1105 sentimen netral, dan 232 sentimen negatif.

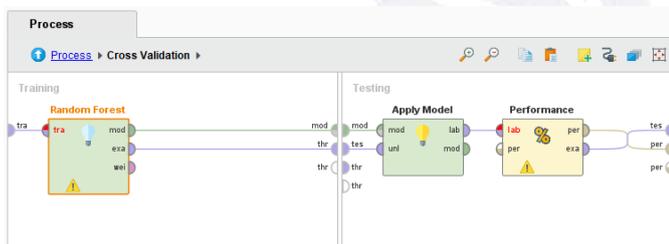
D. Klasifikasi Random Forest

Klasifikasi sentimen pada dompet digital ini dilakukan dengan algoritma *Random Forest* menggunakan *software* rapidminer. Proses klasifikasi dapat dilihat pada Gbr 7.



Gbr 7. Proses Klasifikasi Random Forest

Pada Gbr 7. dapat dilihat bahwa data yang telah dilabeli dimasukkan kedalam *software* rapidminer dengan operator *Read excel*. Selanjutnya data diproses pembobotan kata TF-IDF dalam operator *Process Document to Data*. Data yang awalnya tidak seimbang, pada proses ini diseimbangkan dengan operator *SMOTE Upsampling* agar hasil akurasi yang diperoleh lebih baik. Jika data tidak seimbang dilakukan pengolahan algoritma, hasilnya akan cenderung pada kelas data mayor [14]. Setelah data seimbang, dilakukan proses *cross validation* dapat dilihat pada Gbr 8.

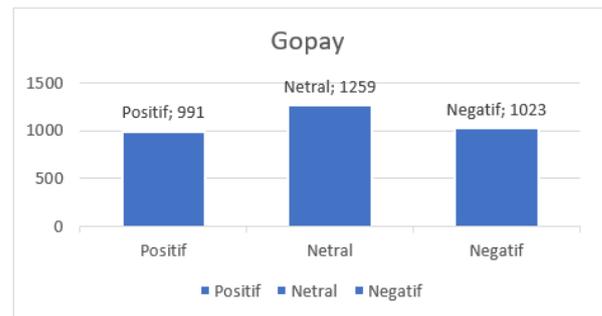


Gbr 8. Proses Cross Validation

Klasifikasi ini mengklasifikasikan sentimen menjadi 3 yaitu, sentimen positif, sentimen netral, dan sentimen negatif.

E. Evaluasi Confusion Matrix

Berikut adalah hasil klasifikasi sentimen pada dompet digital gopay menggunakan algoritma *Random Forest*:



Gbr 9. Hasil pelabelan gopay menggunakan Random forest

Berikut adalah hasil *confusion matrix* pada dompet digital gopay:

accuracy: 85.43% +/- 1.45% (micro average: 85.43%)

	true neutral	true negatif	true positif	class precision
pred. neutral	939	173	147	74.58%
pred. negatif	104	916	3	89.54%
pred. positif	48	2	941	94.95%
class recall	86.07%	83.96%	86.25%	

Gbr 10. Hasil confusion matrix gopay

Gambar di atas menunjukkan hasil pengujian akurasi klasifikasi *Random Forest* terhadap data sentimen dompet digital gopay. Dapat dilihat nilai akurasi yang diperoleh yaitu sebesar 85,43%.

Berikut adalah hasil klasifikasi sentimen pada dompet digital shopeepay menggunakan algoritma *Random Forest*:



Gbr 11. Hasil pelabelan shopeepay menggunakan Random forest

Berikut adalah hasil *confusion matrix* pada dompet digital shopeepay:

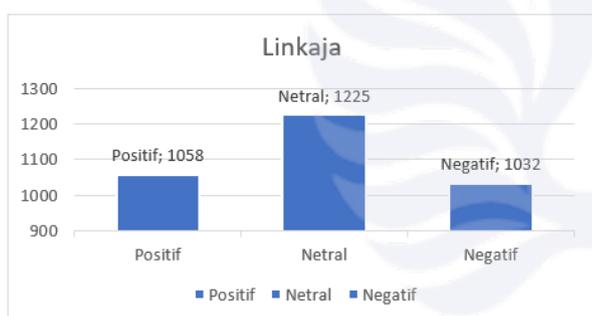
accuracy: 85.50% +/- 1.61% (micro average: 85.50%)

	true neutral	true negatif	true positif	class precision
pred. neutral	943	116	198	75.02%
pred. negatif	55	981	3	94.42%
pred. positif	103	4	900	89.37%
class recall	85.05%	89.10%	81.74%	

Gbr 12. Hasil confusion matrix shopeepay

Gambar di atas menunjukkan hasil pengujian akurasi klasifikasi *Random Forest* terhadap data sentimen dompet digital shopeepay. Dapat dilihat nilai akurasi yang diperoleh yaitu sebesar 85,50%.

Berikut adalah hasil klasifikasi sentimen pada dompet digital linkaja menggunakan algoritma *Random Forest*:



Gbr 13. Hasil pelabelan linkaja menggunakan Random forest

Berikut adalah hasil *confusion matrix* pada dompet digital gopay:

accuracy: 89.02% +/- 1.68% (micro average: 89.02%)

	true neutral	true negatif	true positif	class precision
pred. neutral	989	103	133	80.73%
pred. negatif	24	999	9	96.80%
pred. positif	92	3	963	91.02%
class recall	89.50%	90.41%	87.15%	

Gbr 14. Hasil confusion matrix linkaja

Gambar di atas menunjukkan hasil pengujian akurasi klasifikasi *Random Forest* terhadap data sentimen dompet digital linkaja. Dapat dilihat nilai akurasi yang diperoleh yaitu sebesar 89,02%.

1. Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan dapat disimpulkan bahwa:

- Hasil klasifikasi algoritma *Random Forest* pada sentimen dompet digital gopay dengan 203 sentimen positif, 1091 sentimen netral, dan 285 sentimen negatif memperoleh akurasi sebesar 85,43%.
- Hasil klasifikasi algoritma *Random Forest* pada sentimen dompet digital shopeepay dengan 312 sentimen positif, 1101 sentimen netral, dan 153 sentimen negatif memperoleh akurasi sebesar 85,50%.
- Hasil klasifikasi algoritma *Random Forest* pada sentimen dompet digital shopeepay dengan 298 sentimen positif, 1105 sentimen netral, dan 232 sentimen negatif memperoleh akurasi sebesar 89,02%.

2. Saran

Adapun saran dari penulis untuk penelitian selanjutnya:

- Penelitian selanjutnya dapat mengambil data dari sumber lain seperti playstore, instagram, facebook.
- Penelitian selanjutnya dapat menggunakan metode pelabelan lain.
- Penelitian selanjutnya dapat menggunakan aplikasi lain untuk klasifikasi algoritma seperti python.

REFERENSI

- Kusnawan, A., Silaswara, D., Sefung, A. T., Budhi, U., & Tangernag, D. (2019). Pengaruh Diskon pada Aplikasi e-Wallet terhadap Pertumbuhan Minat Pembelian Impulsif Konsumen Milenial di Wilayah Tangerang. In *Jurnal Sains Manajemen* (Vol. 5). www.cermati.com.
- Departemen Komunikasi. (2018). MENGENAL FINANCIAL TEKNOLOGI.
- Kurniawan, A. (2022). Hikmah Pandemi Covid-19 Dompet Digital Naik Daun. Djkn.Kemenkeu.Go.Id.
- Catriana, E. (2022). Mengapa Penggunaan Dompet Digital Kian Diminati? Kompas.Com.
- indotelko.com. (2022). Penetrasi penggunaan aplikasi dompet digital capai 87%. Indotelko.Com.
- Aida, N. R. (2022). Mengenal Apa Itu Twitter dan Mengapa Orang Menggunakannya? Kompas.Com.
- Ogi, E., Pratiwi1, I., & Yustanti2, W. (n.d.). Analisis Sentimen Kualitas Layanan Teknologi Pembayaran Elektronik pada Twitter (Studi Kasus Ovo dan Dana). JEISBI, 02, 2021.
- Kaur, H., Mangat, V., & Nidhi. (2017). A survey of sentiment analysis techniques. International Conference on I-SMAC(IoT in Social, Mobile, Analytics and Cloud) (I-SMAC).
- Cutler, A., Cutler, D. R., & Stevens, J. R. (2011). *Random Forests* (C. Zhang & Y. Ma, Eds.; 5th ed.). Springer.
- Supriyadi, R., Gata, W., Maulidah, N., Fauzi, A., Komputer, I., & Nusa Mandiri Jalan Margonda Raya No, S. (2020). Penerapan Algoritma Random Forest Untuk Menentukan Kualitas Anggur Merah. 13(2), 67 - 75. <http://journal.stekom.ac.id/index.php/E-Bisnis> page67
- Nurul Izza, A., Ratnawati, D. E., Hayuhardhika, W., Putra, N., & Korespondensi, P. (2022). ANALISIS SENTIMEN OBJEK WISATA DI PROVINSI SULAWESI SELATAN BERDASARKAN ULASAN PENJUNJUNG MENGGUNAKAN METODE RANDOM FOREST CLASSIFIER (Vol. 3, Issue 2).

IV. KESIMPULAN DAN SARAN

- [12] Selva Jumeilah, F. (2017). Terbit online pada laman web jurnal : <http://jurnal.iaii.or.id> Penerapan Support Vector Machine (SVM) untuk Pengkategorian Penelitian (Vol. 1, Issue 1). <http://jurnal.iaii.or.id>
- [13] Mardjo, A., & Choksuchat, C. (2022). HyVADRF: Hybrid VADER-Random Forest and GWO for Bitcoin Tweet Sentiment Analysis. *IEEE Access*, 10, 101889–101897. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3209662>.
- [14] Azmatul Barro, R., Sulvianti, I. D., & Afendi, M. (2013). PENERAPAN SYNTHETIC MINORITY OVERSAMPLING TECHNIQUE (SMOTE) TERHADAP DATA TIDAK SEIMBANG PADA PEMBUATAN MODEL KOMPOSISI JAMU (Vol. 1, Issue 1).

