

Analisis Sentimen Dompot Elektronik Pada Media Sosial *Twitter* Menggunakan *Naïve Bayes Classifier*

M. Wino Adi Putra¹, Susanti², Erlin³, Herwin⁴

Program Studi Teknik Informatika, STMIK AMIK Riau^{1,2,3,4}

muhammadwinoa@gmail.com¹, susanti@sar.ac.id², erlin@sar.ac.id³, herwin@sar.ac.id⁴

Article Info

History :

Dikirim 20 Juni 2020

Direvisi 26 Juni 2020

Diterima 14 Juli 2020

Kata Kunci :

Analisis Sentimen
Dompot Elektronik
Naïve Bayes Classifier
Twitter

Abstrak

Twitter selain sebagai media sosial untuk berinteraksi dengan teman di dunia maya ternyata juga bisa menjadi suatu media untuk melakukan penelitian. Banyak peneliti menjadikan *twitter* sebagai wadah untuk melakukan penelitian baik berupa *social network analysis* ataupun analisis sentimen. Dompot elektronik merupakan salah satu hasil perkembangan teknologi bidang transaksi online. Kompleksitas kegiatan masyarakat membuat mereka mencari suatu media pembayaran yang cepat dan aman. Perkembangan dompet elektronik di Indonesia bisa dibidang sangat pesat, karena semakin banyaknya masyarakat yang menggunakan dompet elektronik seperti GoPay, OVO dan Dana. Banyaknya tawaran keuntungan menjadi nilai lebih bagi masyarakat untuk menggunakan dompet elektronik tersebut. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisa tanggapan masyarakat atas hadirnya berbagai aplikasi dompet elektronik di Indonesia dengan mengklasifikasikannya kedalam tiga kelas yakni positif, negatif dan netral dengan menggunakan metode *Naïve Bayes* dan menggunakan perangkat lunak *rapidminer* untuk menganalisisa suatu sentimen ataupun sejenisnya dengan melewati suatu proses *preprocessing*. Data diperoleh secara langsung dari situs microblogging *twitter* dengan hashtag pencarian #GoPay, #OVO dan #Dana, dari data tersebut, diambil 100 data dengan rincian 70 data latih dan 30 data uji. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa dompet elektronik GoPay lebih banyak dinilai positif oleh pengguna *twitter* yaitu sebesar 46,67% diikuti oleh Dana sebesar 37,50% dan OVO sebesar 16,67%. Dompot elektronik OVO memiliki nilai negatif yang lebih tinggi yaitu sebesar 63,33% diikuti oleh GoPay sebesar 53,33% dan Dana sebesar 30,00%. Penelitian ini memberikan bukti empiris dan merekomendasikan kepada masyarakat mengenai pemilihan dompet elektronik yang tersedia berdasarkan hasil uji coba sekaligus bisa dijadikan bahan analisis sebelum menjatuhkan pilihan kepada salah satu dompet elektronik tersebut.

© This work is licensed under a Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License.

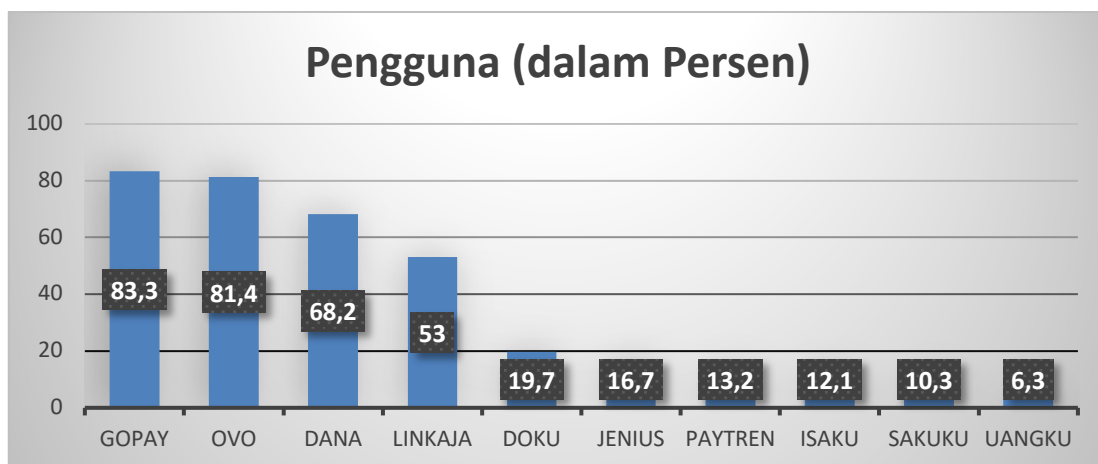
Koresponden:

M. Wino Adi Putra
Program Studi Teknik Informatika
STMIK Amik Riau
Jl. Purwodadi Indah KM 10, Pekanbaru, Indonesia,28294
Email : muhammadwinoa@.com

1. PENDAHULUAN

Era sekarang ini dibutuhkan sebuah aplikasi yang memiliki tingkat mobilitas yang tinggi. Hal itu disebabkan semakin kompleksnya kegiatan yang dimiliki oleh masyarakat. Hal tersebut juga berlaku untuk dunia usaha (niaga). Kemudahan bertransaksi membuat masyarakat beralih kepada metode pembayaran lainnya. *Electronic Money (E-Money)* menjadi suatu inovasi yang berasal dari perkembangan teknologi saat ini. Hal itu didukung oleh pencanangan yang dilakukan oleh Agus D. W. Martowrdjo selaku Gubernur Bank Indonesia yang dikenal dengan sebutan Gerakan Nasional Non Tunai (GNNT) [1].

Penggunaan dompet elektronik di Indonesia saat ini berkembang pesat seiring meningkatnya penggunaan perangkat smartphone oleh masyarakat Indonesia. Berdasarkan riset yang dirilis oleh iPrice Group yang berkolaborasi dengan App Annie, Dompet Elektronik mencatatkan total transaksi mencapai USD 1,5 Miliar (setara dengan Rp 21 Triliun) di tahun 2018 dan diprediksi meningkat di tahun 2023 dengan menyentuh angka USD 25 Miliar (setara dengan Rp 355 Triliun) dengan asumsi 1 dollar pada saat itu yaitu setara dengan Rp 14.222 [2].



Gambar 1. Penggunaan Dompet Elektronik di Indonesia Tahun 2019.

Kemajuan dompet elektronik dapat juga dilihat dengan semakin banyaknya perbincangan masyarakat baik di dunia nyata maupun di dunia maya. Komunikasi melalui dunia maya dapat dilakukan dengan beberapa media sosial. Media sosial dapat dipahami sebagai kelompok jenis online baru media, yang memiliki sebagian besar atau semua karakteristik yaitu (1) partisipasi, (2) keterbukaan, (3) percakapan, (4) masyarakat, dan (5) keterhubungan [3]. Media sosial yang biasanya digunakan adalah *Facebook*, *Twitter*, *Instagram* dan media sosial lainnya.

Twitter merupakan salah satu platform media sosial yang saat ini banyak digunakan oleh masyarakat dunia termasuk masyarakat Indonesia. Tak sedikit juga warga net menjadi *twitter* sebagai tempat untuk menuangkan sesuatu baik berupa hal positif maupun hal negatif. Analisis sentimen merupakan suatu metode dalam menghimpun komentar dan ulasan orang lain mengenai suatu hal seperti isu pada suatu jejaring sosial berbasis web [4]. Tak jarang ulasan-ulasan konsumen di media sosial sebagai bahan evaluasi bagi perusahaan agar memberikan pelayanan yang lebih baik kepada konsumen.

Naïve Bayes Classifier merupakan suatu metode pengelompokan sesuatu dengan baik. *Naïve Bayes* melakukan proses pengelompokan dengan cara membagi dua buah data yakni data latih dan data uji [5]. *Naïve Bayes* juga dapat mengelompokan suatu opini seseorang terhadap suatu isu, apakah opini tersebut bersifat positif ataupun bahkan sebaliknya yang sedang berkembang di khalayak ramai. [6].

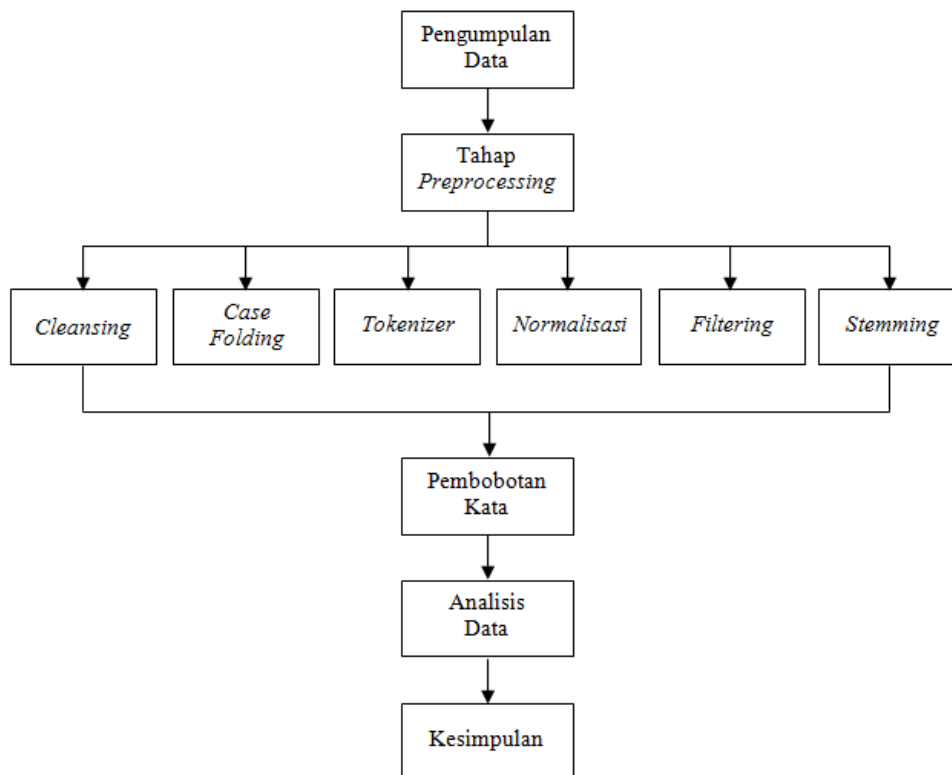
Penelitian yang dilakukan oleh Pintoko dan Muslim (2018) menemukan bahwa tingkat sentimen positif dari *tweet* masyarakat lebih besar dibandingkan dengan tingkat sentimen negatif terhadap penggunaan jasa transportasi online [7]. Kemudian penelitian yang dilakukan oleh Mahendrajaya, Buntoro dan Setyawan (2019) menemukan bahwa banyaknya pengguna *twitter* yang bersentimen positif terhadap GoPay menggunakan *lexicon based* [8]. Hal ini berbanding terbalik dengan penelitian Anggraini dan Suryono (2019) yang menemukan bahwa terdapat nilai sentimen positif yang lebih tinggi dan sentimen negatif yang lebih rendah pada aplikasi T-Cash

dibandingkan GoPay [9]. Selanjutnya penelitian yang dilakukan oleh Saidah dan Mayary (2020) menunjukkan sentimen positif terbesar berdasarkan pengguna twitter terdapat pada dompet elektronik GoPay sebesar 94,05%, lalu OVO sebesar 86,91% dan terakhir adalah LinkAja sebesar 76,31% menggunakan metode *Lexicon Based* dan *KNearest Neighbor* [10].

Penelitian ini akan membahas mengenai analisis sentimen dompet elektronik yaitu GoPay, OVO dan Dana pada media sosial *twitter* menggunakan metode *Naïve Bayes Classifier* yang bertujuan untuk memberikan rekomendasi kepada masyarakat aplikasi dompet elektronik mana yang tepat untuk digunakan dalam kegiatan jual beli dikehidupan sehari-hari.

2. METODE PENELITIAN

Tahapan proses penelitian yang dilakukan dalam penelitian ini digambarkan dalam sebuah alur metodologi penelitian seperti tertuang pada gambar 2.



Gambar. 2. Alur Metodologi Penelitian.

2.1. Pengumpulan Data

Pengumpulan data yang diambil secara langsung dari situs microblogging *twitter* dengan hashtag pencarian #GoPay, #OVO dan #Dana dengan memanfaatkan *search Application Program Interface (API)* yang disediakan oleh *twitter*. Kemudian setelah mendapatkan akses *API key* maka dapat dicari data yang diinginkan melalui fasilitas kolom pencarian di *twitter* yang berhubungan dengan penelitian ini. Dalam penelitian, data dibagi menjadi 3 kategori komentar yaitu komentar positif, negatif dan netral yang diberikan oleh pengguna *twitter* dalam bahasa Indonesia. Pada proses pengumpulan data dilakukan penarikan data dari *twitter*, diambil 100 data dengan rincian 70 data latih dan 30 data uji.

2.2. Tahapan Preprocessing

Tahap *preprocessing* adalah langkah pertama untuk mengolah data yang berupa teks menjadi analisa sentimen. Pada proses perhitungan metode *naive bayes* akan dilakukan dengan contoh 4 data, 3 data sebagai data latih dan 1 sebagai data uji. Dari 3 data latih tersebut masing-masing mewakili klasifikasi sentimen yang ada yaitu positif, negatif dan netral. Proses secara menyeluruh

yaitu menggunakan 100 data pada masing-masing dompet elektronik GoPay, OVO dan Dana akan dilakukan pada tahap selanjutnya. Pada tahap ini terdapat beberapa metode yang digunakan yaitu:

1. *Cleansing* adalah tahapan membersihkan dokumen dari komponen-komponen yang tidak memiliki hubungan dengan informasi yang ada pada dokumen, seperti karakter atau simbol, angka, emoticon dan link URL. Contoh proses pelaksanaan *cleansing* pada tahap *preprocessing* dapat dilihat pada tabel 1.

Tabel 1. Contoh Proses *Cleansing*.

Komentar	Proses	Hasil
@enjpanges hi anggie, saat ini di dana sudah bisa bayar tagihan di Indiehome lho kak, kuy lgsg cek aplikasi. thanks. -FN-	<i>Cleansing</i>	hi anggie saat ini di dana sudah bisa bayar tagihan di Indiehome lho kak kuy lgsg cek aplikasi thanks

2. *Case folding* yaitu merubah bentuk kata menjadi bentuk dasarnya agar sebuah karakter dapat seragam (*lower case*). Contoh proses pelaksanaan *case folding* pada tahap *preprocessing* ini dapat dilihat pada tabel 2.

Tabel 2. Contoh Proses *Case Folding*.

Komentar	Proses	Hasil
@enjpanges Hi Anggie, saat ini di DANA sudah bisa bayar tagihan di Indiehome lho Kak, kuy lgsg cek Aplikasi. Thanks. -FN-	<i>Case Folding</i>	@enjpanges hi anggie, saat ini di dana sudah bisa bayar tagihan di Indiehome lho kak, kuy lgsg cek aplikasi. thanks. -FN-

3. *Tokenizer* merupakan proses untuk memisahkan data teks menjadi beberapa token. *Tokenizer* secara garis besar memecah sekumpulan karakter dalam suatu teks menjadi suatu kata, bagaimana membedakan karakter-karakter tertentu yang dapat diperlakukan sebagai pemisah kata atau bukan.
4. *Normalisasi* yakni proses normalisasi merupakan untuk mengubah kata yang tidak baku atau sesuai ejaan, pada tahap ini dilakukan dengan menggunakan *database* kamus kata bahasa baku dan tidak baku yang dibuat sendiri berdasarkan dari data komentar yang digunakan. Contoh proses pelaksanaan *tokenizer* dan *normalisasi* pada tahap *preprocessing* ini dapat dilihat pada tabel 3.

Tabel 3. Contoh Proses *Tokenizer* dan *Normalisasi*.

Komentar	Proses	Hasil	Komentar	Proses	Hasil
hi anggie, saat ini di dana sudah bisa bayar tagihan di Indiehome lho kak, kuy lgsg cek aplikasi. Thanks.	<i>Tokenizer</i>	Hi Anggie Saat Ini Dana Sudah Bisa Bayar tagihan indiehome Lho Kak Kuy Lgsg Cek aplikasi Thanks	Hi Anggie Saat Ini Dana Sudah Bisa Bayar tagihan indiehome Lho Kak Kuy Lgsg Cek aplikasi Thanks	<i>Normalisasi</i>	Hai Anggie Saat Ini Dana Sudah Bisa Bayar Tagihan indiehome Lho Kak Kuy Langsung Cek Aplikasi Thanks

5. *Filtering* merupakan proses membuang kata yang tidak penting dari proses *tokenizing* sebelumnya. Kata akan di *stopword* menggunakan *database* kamus KBBI V online

berdasarkan jenis kata yang akan di *stopword* seperti kata keterangan, kata seru, kata ganti, kata depan dan kata hubung.

6. *Stemming* yaitu melakukan proses mencari kata dasar dari setiap kata hasil proses *filtering* sebelumnya. *Stemming* melakukan proses pengembalian berbagai bentukan kata menjadi bentukan kata dasar dengan menghilangkan imbuhan. Berikut merupakan hasil data komentar yang telah di *Stemming*. Contoh proses pelaksanaan *filtering* dan *stemming* pada tahap *preprocessing* ini dapat dilihat pada tabel 4.

Tabel 4. Contoh Proses *Filtering* dan *Stemming*.

Komentar	Proses	Hasil	Komentar	Proses	Hasil
Hai	<i>Filtering</i>	Hai	Hai	<i>Stemming</i>	Hai
Anggie		Anggie	Anggie		Anggie
Saat		Saat	Saat		Saat
Ini			Dana		Dana
Dana		Dana	Sudah		sudah
Sudah		Sudah	Bisa		bisa
Bisa		Bisa	Bayar		bayar
Bayar		Bayar	tagihan		tagih
tagihan		tagihan	indiehome		indiehome
indiehome		indiehome	Kak		kak
Lho			Kuy		kuy
Kak		Kak	langsung		langsung
Kuy		Kuy	Cek		cek
langsung		langsung	aplikasi		aplikasi
Cek		Cek	Thanks		thanks
aplikasi		aplikasi	Hai		Hai
Thanks		Thanks	Anggie		Anggie

2.3. Proses Pembobotan Kata

Proses pembobotan kata adalah proses mengubah kata menjadi bentuk angka atau *vector*, sedangkan *TF* (*term frekuensi*) merupakan untuk menentukan nilai frekuensi sebuah kata di dalam sebuah dokumen dan pemberian bobot pada setiap kata pada setiap dokumen untuk mencari dan menghitung berapa kali kata itu muncul. Contoh proses pembobotan kata pada penelitian ini dapat dilihat tabel 5.

Tabel 5. Contoh Hasil Pembobotan Kata.

No	Term (t)	TF			No	Term (t)	TF		
		POS	NEG	NET			POS	NEG	NET
1	hai	1	0	0	14	aplikasi	1	1	0
2	anggie	1	0	0	15	thanks	1	0	0
3	saat	1	0	0	16	tidak	0	1	0
4	dana	1	1	0	17	telkom	0	1	0
5	sudah	1	0	0	18	via	0	1	0
6	bisa	1	1	1	19	misi	0	0	1
7	bayar	1	1	1	20	untuk	0	0	1
8	tagih	1	1	0	21	produk	0	0	1
9	indiehome	1	0	0	22	apa	0	0	1
10	kak	1	0	0	23	aja	0	0	1
11	kuy	1	0	0	24	pake	0	0	1
12	langsung	1	0	0	25	ovo	0	0	1
13	cek	1	0	0					
TOTAL							15	8	9

2.4. Analisis Data

Sebelum data diuji, data yang telah dikumpulkan dari sumbernya dalam hal ini yakni media sosial *twitter* akan dikelompokkan opini-opini sentimen masyarakat yang juga sebagai konsumen. Data yang akan digunakan terbagi dua yakni data latih dan data uji.

1. Data latih, adalah data yang sudah ada sebelumnya berdasarkan fakta yang sudah terjadi. Pada tahap ini, nilai pada data yang telah diketahui bobotnya akan dijadikan data latih sebagai acuan dalam membuat model klasifikasi. Kemudian akan dicari nilai probabilitas kategori dan probabilitas masing-masing kata pada setiap *term* untuk setiap kelas dari data latih. Pada tahap ini proses *Naïve Bayes Classifier* dilakukan. Adapun tahapan proses *Naïve Bayes Classifier* yaitu:

- a. Penentuan *Prior Data Latih*.

Pertama hitung probabilitas setiap kategori (*prior*), pada penelitian ini yang menjadi kategori ada tiga yaitu kategori positif, negatif dan netral.

$$P(\text{Pos/Neg/Net}) = \frac{d(\text{Pos/Neg/Net})}{|c|} \quad (1)$$

$$P(\text{Pos}) = \frac{d(\text{Pos})}{|c|} = \frac{1}{3}$$

$$P(\text{Neg}) = \frac{d(\text{Neg})}{|c|} = \frac{1}{3}$$

$$P(\text{Net}) = \frac{d(\text{Net})}{|c|} = \frac{1}{3}$$

Nilai 1/3 didapat berdasarkan klasifikasi sentimen yang dilakukan yaitu positif, negatif dan netral.

- b. Menghitung Probabilitas Data Latih

Hitung probabilitas pada setiap *term* dari semua dokumen. jumlah keseluruhan *term* yang digunakan pada perhitungan ini sebanyak 32 (tabel 5), 15*term* kelas positif, 8*term* kelas negative dan 9*term* dari kelas netral. Jumlah banyak *term* merupakan tergantung dari hasil *preprocessing* data. Berikut adalah merupakan perhitungan probabilitas pada setiap *term*:

$$P(W_k | \text{Pos/Neg/Net}) = \frac{(n_k, \text{Pos/Neg/Net}) + 1}{(n, \text{Pos/Neg/Net}) + |\text{kosakata}|} \quad (2)$$

Diketahui:

$|\text{kosakata}| = 32$

Term Positif = 15

Term Negatif = 8

Term Netral = 9

Misalnya Probabilitas kata "hai"

$$P(\text{"hai"} | \text{"Pos"}) = \frac{(\text{"hai"} | \text{"Pos"}) + 1}{(\text{"Pos"}) + |\text{kosakata}|} = \frac{1 + 1}{15 + 32} = 0.042$$

Gunakan cara yang sama untuk menentukan probabilitas pada *term* negatif dan netral. Maka diperoleh probabilitas *term* positif adalah sebesar 0,042, negatif sebesar 0,025 dan netral 0,024. Hasil probabilitas kata pada data latih dapat dilihat pada tabel 6.

Tabel 6. Hasil Probabilitas Kata.

No	Term (t)	Probabilitas			No	Term (t)	Probabilitas		
		POS	NEG	NET			POS	NEG	NET
1	Hai	0.042	0.025	0.024	14	Aplikasi	0,042	0,050	0.024
2	Anggie	0,042	0.025	0.024	15	Thanks	0,042	0.025	0.024
3	Saat	0,042	0.025	0.024	16	Tidak	0,021	0.050	0.024
4	Dana	0,042	0.050	0.024	17	Telkom	0,021	0.050	0.024
5	Sudah	0,042	0.025	0.024	18	Via	0,021	0.050	0.024
6	Bisa	0,042	0,050	0.048	19	Misi	0,021	0.025	0.048

No	Term (t)	Probabilitas			No	Term (t)	Probabilitas		
		POS	NEG	NET			POS	NEG	NET
7	Bayar	0,042	0,050	0.048	20	Untuk	0,021	0.025	0.048
8	Tagih	0,042	0,050	0.024	21	Produk	0,021	0.025	0.048
9	indiehome	0,042	0.025	0.024	22	Apa	0,021	0.025	0.048
10	Kak	0,042	0.025	0.024	23	Aja	0,021	0.025	0.048
11	Kuy	0,042	0.025	0.024	24	Pake	0,021	0.025	0.048
12	langsung	0,042	0.025	0.024	25	Ovo	0,021	0.025	0.048
13	Cek	0,042	0.025	0.024					

Setelah mendapatkan seluruh nilai probabilitas untuk setiap kata selanjutnya dilakukan pencarian data uji atau testing.

2. Data uji, adalah data yang sudah berkelas/berlabel yang digunakan untuk menghitung akurasi model klasifikasi. Langkah selanjutnya adalah:

a. Pencarian Data Uji

Pada proses ini akan dilakukan proses pengujian pada data uji menggunakan data uji pada proses *training* sebelumnya. Tweet untuk data uji dapat dilihat pada tabel 7.

Tabel 7. Data Uji.

No	Dompot	Komentar	Kelas
1	Dana	@danawallet Halo Admin, kalau bayar PDAM Kab. Bandung di aplikasi Dana gak bisa ya?	

b. Menghitung Probabilitas Data Uji

Pada data uji di atas, selanjutnya dihitung nilai probabilitas berdasarkan nilai probabilitas pada setiap *term*. Menghitung nilai probabilitas menggunakan metode *Naive Bayes* di data uji ini yaitu dengan mengalikan nilai probabilitas semua kategori dengan probabilitas pada setiap *term* yang diambil dari semua data latih. Sebelum melalui proses perhitungan, data uji terlebih dahulu akan melakukan proses *text mining*. Hasil data uji yang telah melalui proses *preprocessing* dapat dilihat pada tabel 8.

Tabel 8. Hasil data uji yang telah melalui proses *preprocessing*.

No	Dompot	Komentar	Kelas
1	Dana	halo admin kalau bayar pdam kab bandung aplikasi dana tidak bias	

Diketahui:

$$|\text{kosakata}| = 32$$

$$\text{Term Positif} = 15$$

$$\text{Term Negatif} = 8$$

$$\text{Term Netral} = 9$$

Misalnya Probabilitas kata "bayar"

$$P(\text{"bayar"}|\text{"Pos"}) = \frac{(\text{"bayar"}|\text{"Pos"}) + 1}{(\text{"Pos"}) + |\text{kosakata}|} = \frac{0.042 + 1}{15 + 32} = 0.022$$

Gunakan cara yang sama untuk menentukan probabilitas pada *term* negatif dan netral. Maka diperoleh probabilitas *term* positif adalah sebesar 0,022, negatif sebesar 0,026 dan netral 0,0245. Hasil dari proses perhitungan probabilitas dari data uji dapat dilihat pada tabel 9.

Tabel 9. Hasil Probabilitas Kata Uji.

No	Term (t)	Probabilitas			No	Term (t)	Probabilitas		
		POS	NEG	NET			POS	NEG	NET
1	Halo	0.021	0.025	0.024	7	bandung	0.021	0.025	0.024

No	Term (t)	Probabilitas			No	Term (t)	Probabilitas		
		POS	NEG	NET			POS	NEG	NET
2	admin	0.021	0.025	0.024	8	aplikasi	0,022	0.026	0.024
3	kalau	0.021	0.025	0.024	9	dana	0,022	0.026	0.024
4	bayar	0,022	0.026	0.025	10	tidak	0,021	0.026	0.024
5	pdam	0.021	0.025	0.024	11	bisa	0,022	0.026	0.025
6	Kab	0.021	0.025	0.024					

c. Melakukan Pehitungan Probabilitas Kategori Dari Data Uji.

Tahap selanjutnya yaitu melakukan perhitungan probabilitas kategori dari data uji.

$$P(\text{Pos/Neg/Net}|d) = P(\text{Pos/Neg/Net}) * \prod_i P(a_i|\text{Pos/Neg/Net}) \quad (3)$$

$$P(\text{uji}|\text{Pos}) = P(\text{Pos}) \times P(\text{halo} | \text{Pos}) \times P(\text{admin} | \text{Pos}) \times P(\text{kalau} | \text{Pos}) \times P(\text{bayar} | \text{Pos}) \times P(\text{pdam} | \text{Pos}) \times P(\text{kab} | \text{Pos}) \times P(\text{bandung} | \text{Pos}) \times P(\text{aplikasi} | \text{Pos}) \times P(\text{dana} | \text{Pos}) \times P(\text{tidak} | \text{Pos}) \times P(\text{bisa} | \text{Pos})$$

$$P(\text{uji}|\text{Pos}) = 0.333 \times 0.021 \times 0.021 \times 0.021 \times 0.022 \times 0.021 \times 0.021 \times 0.021 \times 0.022 \times 0.022 \times 0.021 \times 0.022$$

$$= 1,40498\text{E-}19/1,40498*10^{-19}$$

Untuk pehitungan probabilitas *term* negatif dan netral dilakukan sama dengan perhitungan pada *term* positif, sehingga diperoleh nilai *term* positif sebesar $1,40498\text{E-}19/1,40498*10^{-19}$, *term* negatif sebesar $9,65942\text{E-}19/9,65942*10^{-19}$ dan *term* netral sebesar $5,49826\text{E-}19/5,49826*10^{-19}$. Hasil dari perhitungan nilai probabilitas di atas didapat nilai tertinggi pada $P(\text{uji}|\text{Neg})$ yaitu sebesar $9,65942\text{E-}19/9,65942*10^{-19}$, sehingga hasil dari komentar pada data uji tersebut yang berbunyi “halo admin kalau bayar pdam kab bandung aplikasi dana tidak bisa” diklasifikasikan dalam kategori **NEGATIF**.

Setelah data dikelompokkan kedalam data latih dan uji, maka hasil perhitungan pada kedua data tersebut dapat diuji dengan dengan 4 (empat) tahapan yaitu:

1. *Accuracy*, merupakan rasio prediksi benar (positif dan negatif) dengan keseluruhan data.
2. *Precision*, merupakan rasio prediksi benar positif dibandingkan dengan keseluruhan hasil yang diprediksi positif.
3. *Recall* (sensitifitas), merupakan rasio prediksi benar positif dibandingkan dengan keseluruhan data yang benar positif.
4. *Specificity*, merupakan kebenaran memprediksi negatif dibandingkan dengan keseluruhan data negatif.

2.5 Konsep Teori

2.5.1. Analisis Sentimen

Analisis Sentimen merupakan salah satu disiplin ilmu dari data mining yang berguna untuk mengetahui opini/pendapat, reaksi dan komentar masyarakat tentang suatu produk, pelayanan publik, organisasi, dan suatu isu tertentu yang diungkapkan melalui teks [11]. Analisis Sentimen biasanya menentukan apakah opini/pendapat, komentar dari masyarakat terhadap suatu isu yang berkembang di masyarakat. Pada penelitian ini melakukan analisis sentimen terhadap produk-produk dompet elektronik yang sedang berkembang di Indonesia seperti GoPay, OVO dan Dana.

2.5.2. Dompet Elektronik

Dompet elektronik adalah salah satu inovasi dari teknologi yang sangat pesat untuk melakukan transaksi jual beli ataupun perbankan [1]. Penggunaan dompet elektronik untuk penggunaan proses transaksi perniagaan di Indonesia menunjukkan perkembangan yang meningkat karena dinilai lebih praktis dan memiliki mobilitas yang tinggi. Banyaknya keuntungan yang ditawarkan oleh dompet elektronik seperti diskon dan *cashback* membuat masyarakat makin menggemari penggunaan dompet elektronik, hal itu juga sejalan dengan program yang dicanangkan

oleh Agus D.W. Martowardojo selaku Gubernur Bank Indonesia yaitu Gerakan Nasional Non Tunai (GNNT).

2.5.3. *Twitter*

Twitter merupakan salah satu platform media sosial yang berfungsi untuk berkomunikasi dengan teman-teman didunia maya [4]. *Twitter* juga sering dijadikan sebagai media untuk mengeluarkan segala perasaan yang ada pada situasi terkini. Masyarakat sering mencurahkan segala isi hatinya baik senang maupun sedih di media sosial tidak terkecuali di *twitter*. Begitupun komentar mengenai suatu produk yang mereka gunakan seperti dompet elektronik. Pengguna media sosial *twitter* bisa menuliskan 140 buah karakter menjadi sebuah pesan atau saling berkomunikasi kepada kerabat atau bahkan keluarganya yang jauh. Kelebihan dari *twitter* ini yaitu tersedianya fasilitas API (*Application Programming Interface*) yang sangat baik, sehingga memudahkan penggunaanya untuk memperoleh data dari media sosial tersebut.

2.5.4. *Naïve Bayes Classifier*

Metode *Naïve Bayes Classifier* merupakan salah satu metode yang digunakan untuk melakukan pengelompokkan suatu opini dengan baik [5]. *Naïve Bayes Classifier* mampu mengelompokkan komentar orang-orang menjadi positif ataupun negatif terhadap suatu produk atau isu yang sedang berkembang di khalayak ramai. Metode *Naïve Bayes Classifier* bermula dari teorema *Bayes* yaitu memprediksi peluang dimasa yang akan datang dan datanya diambil berdasarkan masa yang lalu [7]. Bentuk umum dari *Naïve Bayes Classifier* yang terdapat pada formula berikut ini:

$$P(H|X) = \frac{P(X|H) P(H)}{P(X)} \quad (4)$$

Dimana:

X = Data dengan kelas tidak dikenal

H = Hipotesis data X adalah kelas khusus

P(H|X) = Probabilitas hipotesis H didasarkan pada kondisi X

P(H) = Probabilitas H

P(X|H) = Probabilitas hipotesis X didasarkan pada kondisi H

P(X) = Probabilitas X

2.5.5. *Rapidminer*

Rapidminer merupakan salah satu alat/aplikasi yang digunakan dalam proses pengelompokkan suatu isu [12]. Perangkat lunak tersebut memudahkan penggunaanya dalam meneliti suatu isu mengenai analisis sentiment ataupun sejenisnya yang berkaitan dengan klasifikasi sesuatu. *Rapidminer* mampu melakukan suatu proses preprocessing seperti *cleansing*, *case folding*, *tokenizing*, *stopwords* dan *steming* untuk melakukan analisa sentiment terhadap suatu hal yang ingin diteliti.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Data yang telah selesai dianalisa maka akan dapat diperoleh hasil berupa data kuantitatif yang berbentuk data nominal yang menunjukkan opini masyarakat selaku konsumen mengenai layanan jasa dompet elektronik. Penjelasan hasil implementasi perangkat lunak yang telah dibuat pada penelitian ini:

1. Proses Memasukan Data

Pada proses memasukan data diambil dari data *excel* berupa data training dan data uji yang berisi kata-kata dari hasil pembobotan kata menggunakan *ms. excel*. Gambaran data kata dari file *excel* sebelum di masukan ke *rapidminer* sebagai data *training* dan uji dapat dilihat pada tabel 10.

Tabel 10. Data Tweet dari *Twitter*.

No	Tweet Asli	Label/Class	Dompet
1	nah tau kan wkwkwkw Alhamdulillah teu kenal	Positif	GoPay

	sareng mang dana,neng ovo,sareung pa gopay		
2	wiosny Batur mah di simpen di gopay dana ovo da Abi mah teu tiasa Ari kitu teh hoyong kes wae Pami jajan teh	Positif	GoPay
3	"Bisnis pembayaran adalah proses alamiah dari setiap bisnis yang terkait ritel konsumen yang melibatkan transaksi jual beli. Bisnis ini akan mengandalkan volume untuk mendapat keuntungan." -@HandojoTriyanto http://bit.ly/2EAuwOdA #TCash #Gopay	Netral	GoPay
300	@sahabatafamart belanja di Alfamart bisa bayar pakai aplikasi dana kah?	Positif	Dana

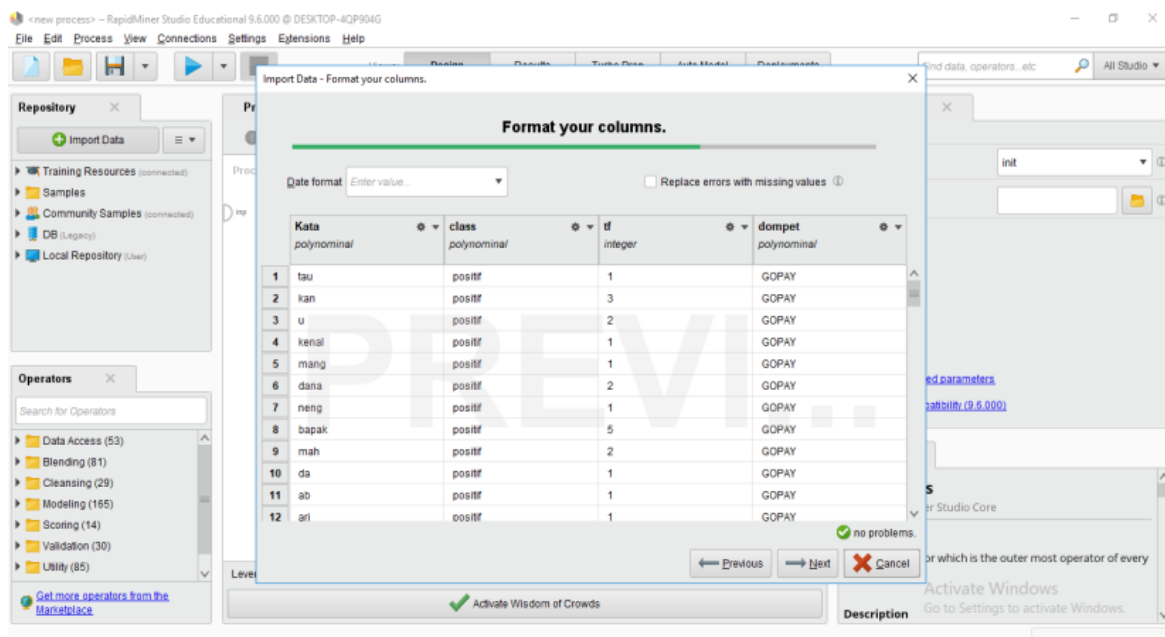
Dari data tabel. 10 di atas maka akan dilakukan pemrosesan untuk mendapatkan nilai pembobotan kata per kata, seperti tertuang pada tabel 11.

Tabel 11. Pembobotan Kata.

Kata	Class	Tf	Dompset
tau	Positif	1	GoPay
kan	Positif	3	GoPay
u	Positif	2	GoPay
kenal	Positif	1	GoPay
neng	Positif	1	GoPay
bapak	Positif	5	GoPay
mah	Positif	2	GoPay
da	Positif	1	GoPay
.....
kah	Positif	1	Dana

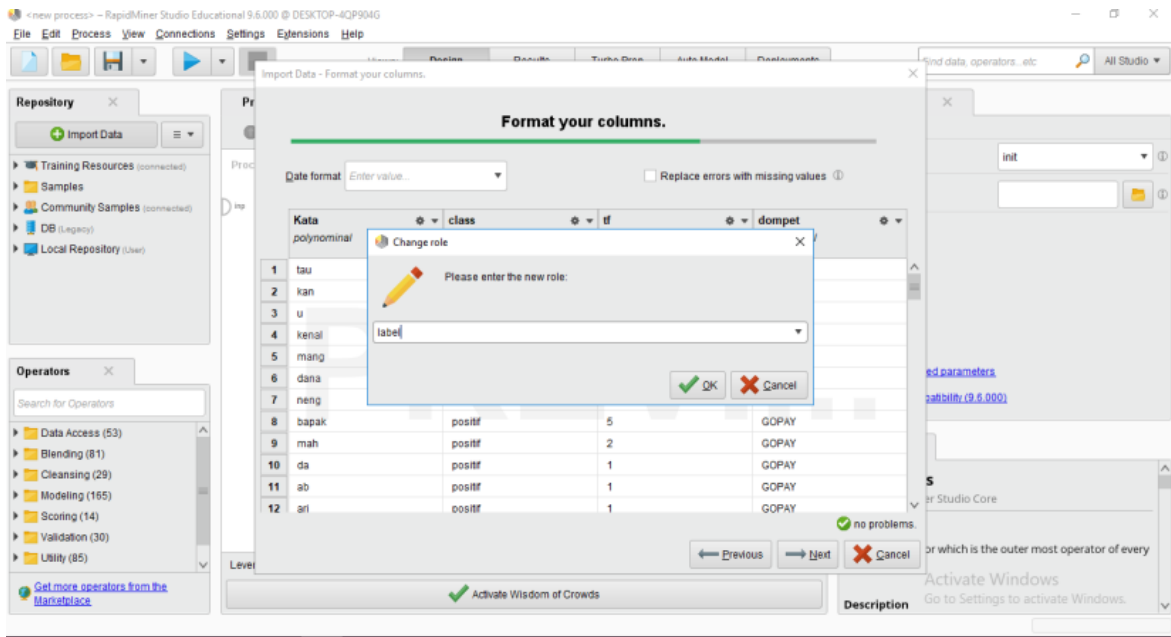
2. Pembuatan Proses

Langkah selanjutnya adalah pembuatan setiap proses pada *rapidminer* yang terdiri dari data *training*, data *testing* atau uji, metode *naive bayes*, *apply module* dan *performance*-nya. Data yang di impor ke dalam *rapidminer* sebagai data *training* nantinya dapat dilihat pada Gambar 3.



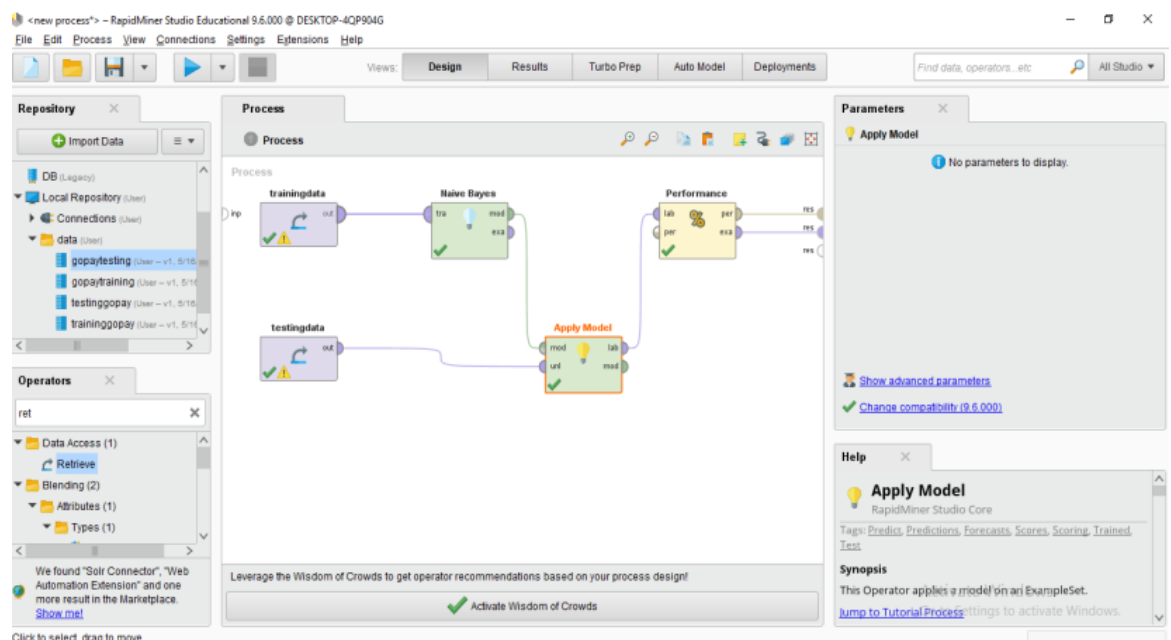
Gambar 3. Upload Data dalam format .csv.

Data yang di import dalam format .csv dan *setting* pada bagian *header* ubah “*change role*” pada header class menjadi “Label” karena *class* akan digunakan sebagai hasil klasifikasi, seperti terlihat pada gambar 4 pada halaman selanjutnya:



Gambar 4. Mengubah data label pada kolom *class*.

Setelah mengubah *role* menjadi label pada kolom *class* maka klik next dan simpan pada “Data” lalu klik *finish*. Lakukan juga untuk import data testing. Setelah proses impor data selesai selanjutnya melakukan proses design alur proses dan masukan proses lain seperti metode *naive bayes* dan *performance*, seperti terlihat pada gambar 5 berikut ini:



Gambar 5. Menambah *design apply model*, *performance* dan *naive bayes*.

Gambar di atas merupakan gambar hasil menambahkan :

- Apply model* yang digunakan untuk menampung data hasil dari data training dan data testing.
- Naive bayes* yang digunakan untuk perhitungan metode yang digunakan pada rapidminer.

- c. *Performance* yang digunakan untuk melihat hasil akurasi data dalam bentuk persentase dan dalam bentuk *confidence*.

3. Hasil Analisa Rapid Miner

Setelah melakukan proses pada *rapidminer*, maka kita menguji data yang pertama yaitu dompet elektronik GoPay, tampilan hasil analisa GoPay dapat dilihat pada gambar 6 berikut ini.

Row No.	Kategori	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	Komentar	Dompet
1	NEGATIF	POSITIF	0.974	0.012	0.014	gojekindone...	GOPAY
2	NEGATIF	NEGATIF	0.344	0.308	0.348	gojekindone...	GOPAY
3	NEGATIF	NEGATIF	0.344	0.308	0.348	gojekindone...	GOPAY
4	NEGATIF	NEGATIF	0.344	0.308	0.348	gojekindone...	GOPAY
5	NEGATIF	NEGATIF	0.344	0.308	0.348	gojekindone...	GOPAY
6	NEGATIF	NEGATIF	0.344	0.308	0.348	gojekindone...	GOPAY
7	NEGATIF	NEGATIF	0.344	0.308	0.348	gojekindone...	GOPAY
8	NEGATIF	NEGATIF	0.344	0.308	0.348	gojekindone...	GOPAY
9	NEGATIF	NEGATIF	0.344	0.308	0.348	gojekindone...	GOPAY
10	NEGATIF	NEGATIF	0.344	0.308	0.348	gojekindone...	GOPAY
11	NEGATIF	NEGATIF	0.344	0.308	0.348	gojekindone...	GOPAY
12	NEGATIF	NEGATIF	0.344	0.308	0.348	gojekindone...	GOPAY
13	NEGATIF	NEGATIF	0.344	0.308	0.348	gojekindone...	GOPAY
14	NEGATIF	NEGATIF	0.344	0.308	0.348	gojekindone...	GOPAY
15	NEGATIF	NEGATIF	0.344	0.308	0.348	gojekindone...	GOPAY

Gambar 6. Tampilan Hasil Analisa GoPay.

Pada *rapidminer* juga dapat melihat hasil performa dari perhitungan *naive bayes*, sehingga hasil performa yang didapatkan dari hasil analisa *naive bayes* adalah 100%, seperti dapat dilihat pada gambar 7.

Criterion: accuracy, kappa

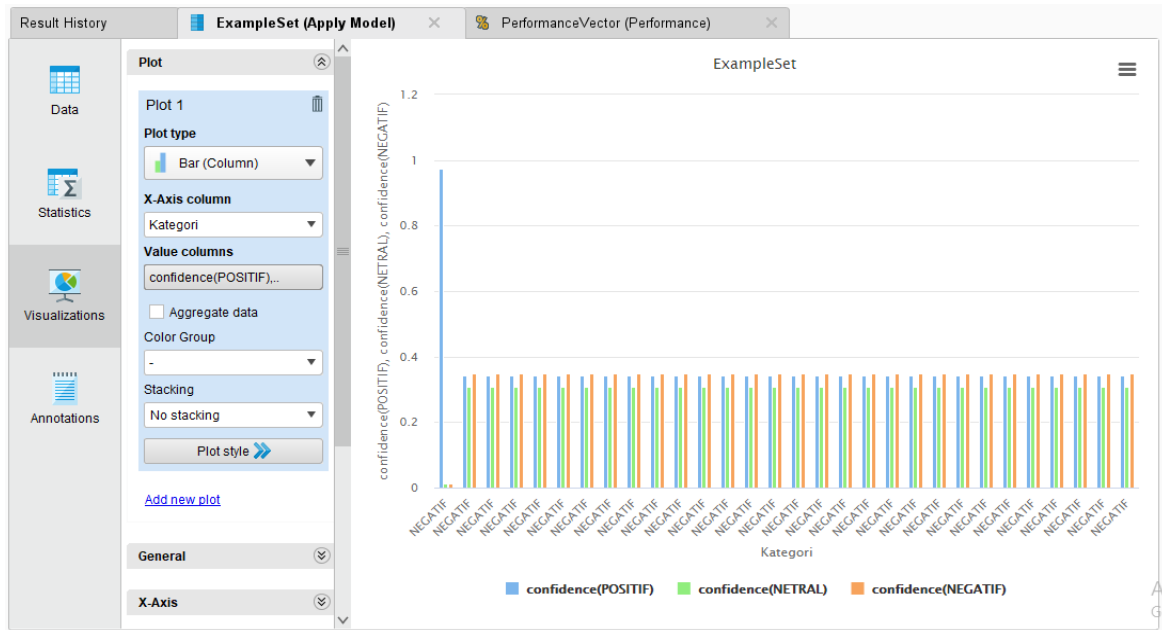
accuracy: 96.67%

	true NEGATIF	true POSITIF	true NETRAL	class precision
pred. NEGATIF	29	0	0	100.00%
pred. POSITIF	1	0	0	0.00%
pred. NETRAL	0	0	0	0.00%
class recall	96.67%	0.00%	0.00%	

Gambar 7. Tampilan Hasil Akurasi.

Pada *rapidminer* juga dapat melihat hasil dalam grafik *confidence* (tingkat kepercayaan) dari perhitungan *naive bayes*, dan hasil grafik menunjukkan data positif untuk GoPay lebih banyak.

Sehingga dapat disimpulkan **sentimen kepada GoPay dari data tweet bernilai POSITIF**. Tampilan hasil grafik dari analisis ini dapat dilihat pada gambar 8.



Gambar 8. Tampilan Hasil Grafik Analisa

Langkah ini tetap sama dilakukan pada dompet elektronik OVO dan Dana, sehingga diketahui nilai sentimen pada ketiga dompet elektronik tersebut berdasarkan data *tweet*. Setelah dilakukan langkah-langkah tersebut, maka ditemukan bahwa hasil sebagai berikut:

Tabel 13. Hasil Ketiga Pengujian.

Dompet Elektronik	Kelas	True Pos	True Neg	True Net	Precision	Accuration
GoPay	Pred. Pos	0	0	0	00,00%	53,33%
	Pred. Neg	14	16	0	53,55%	
	Pred. Net	0	0	0	00,00%	
	Recall	0%	100,00%	0%		
OVO	Pred. Pos	0	0	0	00,00%	66,67%
	Pred. Neg	5	19	5	65,52%	
	Pred. Net	0	0	1	100,00%	
	Recall	0%	100,00%	16,67%		
Dana	Pred. Pos	0	0	0	00,00%	40,00%
	Pred. Neg	5	12	13	40,00%	
	Pred. Net	0	0	0	00,00%	
	Recall	0%	100,00%	0%		

Berdasarkan tabel 13 di atas hasil pengujian diatas, ditemukan bahwa dompet elektronik GoPay memiliki nilai sentimen positif lebih tinggi yaitu sebesar 46,67% dibandingkan Dana sebesar 37,50% dan OVO sebesar 16,67%. Lalu nilai sentimen negatif pada dompet elektronik OVO lebih tinggi yaitu sebesar 63,33% dibandingkan GoPay sebesar 53,33% dan OVO sebesar 30,00%. Nilai sentimen netral pada dompet elektronik Dana lebih tinggi yaitu sebesar 32,50% dibandingkan OVO sebesar 20,00% dan GoPay sebesar 0,00%.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian dapat diambil beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Analisis sentimen pada dompet elektronik GoPay lebih banyak dinilai positif oleh pengguna *twitter* dibandingkan dompet elektronik lainnya yaitu OVO dan Dana
2. Analisis sentimen pada dompet elektronik OVO memiliki nilai negatif yang lebih tinggi dibandingkan dompet elektronik lainnya yaitu GoPay dan Dana.
3. Penelitian ini memberikan bukti empiris bahwa dompet elektronik GoPay lebih baik dibandingkan Dana dan OVO, sehingga memberikan rekomendasi bagi masyarakat untuk lebih menggunakan GoPay kegiatan jual beli dikehidupan sehari-hari.
4. Penelitian ini juga memberikan saran bagi perusahaan dompet elektronik untuk meningkatkan kualitas aplikasinya untuk meraih lebih banyak sentimen positif dari warga Indonesia, terkhususnya pada GoPay yang walaupun memiliki nilai sentimen yang positif lebih tinggi dibanding Dana dan OVO, namun memiliki nilai sentimen negatif yang tinggi. Oleh karena itu, dengan meningkatkan kualitas aplikasi dapat menekan tingginya sentimen negatif tersebut dan meningkatkan sentimen positif.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada STMIK Amik Riau yang telah memberikan dukungan terhadap penelitian ini sehingga dapat terlaksana dengan baik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Anjelina, "Persepsi Konsumen Pada Penggunaan E-Money," *J. Appl. Manag. Account.*, vol. 2, no. 2, pp. 219–231, 2018.
- [2] Vivin Dian Devita, "Siapa Aplikasi E-wallet dengan Pengguna Terbanyak di Indonesia?," 2019. .
- [3] A. Mayfield, *What is Social Media?* UK: iCrossing, 2008.
- [4] A. Alsaeedi and M. Z. Khan, "A study on sentiment analysis techniques of Twitter data," *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 10, no. 2, pp. 361–374, 2019.
- [5] S. Suryono, E. Utami, and E. T. Luthfi, "Analisis Sentiment Pada Twitter Dengan Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier," *Pros. Semin. Nas. Geotik 2019*, pp. 9–15, 2018.
- [6] A. V. Sudiantoro and E. Zuliarso, "Analisis Sentimen Twitter Menggunakan Text Mining Dengan Algoritma NAÏVE BAYES CLASSIFIER," *Pros. SINTAK 2018*, no. 2018, pp. 398–401, 2018.
- [7] B. M. Pintoko and K. M. L., "Analisis Sentimen Jasa Transportasi Online pada Twitter Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier," *e-Proceeding Eng.*, vol. 5, no. 3, pp. 8121–8130, 2017.
- [8] R. Mahendrajaya, G. A. Buntoro, and M. B. Setyawan, "Analisis Sentimen Pengguna Gopay Menggunakan Metode Lexicon Based Dan Support Vector Machine," *Komputek*, vol. 3, no. 2, p. 52, 2019.
- [9] N. Anggraini and H. Suroyo, "Comparison of Sentiment Analysis against Digital Payment 'T-cash and Go-pay' in Social Media Using Orange Data Mining," *J. Inf. Syst. Informatics*, vol. 1, no. 2, pp. 152–163, 2019.
- [10] S. Saidah and J. Mayary, "Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Dompet Elektronik Dengan Metode Lexicon Based Dan K – Nearest Neighbor," *J. Ilm. Inform. Komput.*, vol. 25, no. 1, pp. 1–17, 2020.
- [11] B. Liu, *The essential of sentiment analysis and opinion mining in social media : Introduction and survey of the recent approaches and techniques*, Second. USA: Chapman & Hall/CRC, 2010.
- [12] M. Mardalius, "Pemanfaatan Rapid Miner Studio 8.2 Untuk Pengelompokan Data Penjualan Aksesoris Menggunakan Algoritma K-Means," *Jurteks*, vol. 4, no. 2, pp. 123–132, 2018.

BIOGRAFI PENULIS

	<p>M. Wino Adi Putra is a student in Informatics Engineering of STMIK Amik Riau since 2016. He has been a government employee in Riau Province since 2015. His current research interests include artificial intelligence.</p>
	<p>Susansti, S.Kom., M.IT obtained Bachelor Degree in Informatics Engineering from STMIK Amik Riau and obtained Master Degree in Information Technology from Universiti Kebangsaan Malaysia. She has been a Head of Department of Informatics Engineering, STMIK Amik Riau since 2016. Her current research interests include artificial intelligence and information retrieval.</p>
	<p>Dr. Erlin, S.Kom., M.Kom obtained Bachelor Degree in Information Management from SMTIK YPTK Padang, obtained Master Degree in Informatics Engineering from STTI Benarif Indonesia, and obtained Doctoral of Computer Science from Universiti Teknologi Malaysia. She has been a Head of STMIK Amik Riau since 2018. Her current research interests include soft computing and social network.</p>
	<p>Herwin, S.Kom., M.Kom obtained Bachelor Degree in Informatics Engineering from STMIK Amik Riau and obtained Master Degree in Information System from UPI YPTK Padan. He has been a Head of Laboratory in STMIK Amik Riau, since 2013. His current research interests include network and web programming.</p>