

Analisis Sentimen terhadap Facebook Marketplace Menggunakan Metode *Lexicon Based* dan *Support Vector Machine*

Shinta Yuan Ayu Pratiwi¹, Salamun Rohman Nudin²

^{1,2}Teknik Informatika, Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknik
Universitas Negeri Surabaya

¹shinta.17051204046@mhs.unesa.ac.id

³salamunrohman@unesa.ac.id

Abstrak—Pandemi *Covid-19* berdampak pada banyak hal, salah satunya budaya jual beli masyarakat. Jual beli masyarakat yang tadinya dilakukan secara langsung berubah menjadi jual beli secara online karena mengikuti aturan pemerintah untuk membatasi interaksi secara langsung maupun berkerumun. Facebook Marketplace adalah tempat jual beli secara online yang dikhususkan untuk pengguna Facebook karena berada didalam *platform* Facebook. Dibutuhkan data berupa opini mengenai Facebook Marketplace untuk melakukan analisis sentimen. Pengumpulan data opini diambil dari API Twitter karena Twitter merupakan media sosial yang banyak digunakan masyarakat untuk menampung opini dan paling *update*. Dari opini tersebut dapat dilihat sentimen tingkat kepuasan pengguna Facebook Marketplace dengan membaginya kedalam kelas sentimen negatif dan sentimen positif. Metode *Lexicon Based* digunakan untuk pembobotan opini sentimen positif dan negatif, kemudian proses klasifikasinya menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM). Hasil pembobotan menggunakan metode *Lexicon Based* menunjukkan hasil sentimen positif sebesar 82,6%, sedangkan sentimen negatif sebesar 17,4. Pada klasifikasi SVM menghasilkan nilai akurasi 51%, nilai presisi 51%, nilai recall 64%, dan AUC sebesar 0,51. pada kernel *polynomial* menghasilkan akurasi sebesar 52%, nilai presisi sebesar 84%, nilai recall sebesar 6%, dan AUC sebesar 0,52.

Kata Kunci— Pandemi *Covid-19*, Facebook Marketplace, Twitter, *Lexicon based*, *Support Vector Machine* (SVM).

I. PENDAHULUAN

Internet telah mengubah dunia kita. Masyarakat menggunakan internet dalam berbagai kepentingan seperti mencari informasi, pekerjaan, mengelola keuangan, komunikasi melalui media sosial, belajar secara online, bahkan dalam hal transaksi jual beli secara online. Berdasarkan Asosiasi Penyelenggara Jasa Internet Indonesia (APJII) jumlah pengguna internet penduduk Indonesia meningkat dari tahun ke tahun. Pada tahun 2019-2020 pengguna internet di Indonesia berjumlah 196,7 juta pengguna dari total penduduk Indonesia pada tahun 2019 sebanyak 266.911.900 juta orang. Yang berarti sebesar 73,7 % penduduk Indonesia sudah menggunakan internet, meningkat dari tahun 2018 yang mencapai 64,8% pengguna. Penggunaan internet tertinggi yaitu media sosial sebesar 51,5% [1]. Tidak dapat dipungkiri bahwa media sosial telah menjadi aktivitas harian masyarakat Indonesia. Besarnya potensi pengguna internet yang menghabiskan waktu berjam-jam dalam sehari

menggunakan media sosial dalam berbagai platform, tidak heran jika banyak sektor bisnis telah menggunakan media sosial untuk pemasaran bisnis mereka [2]. Media sosial merupakan media yang dapat mempermudah pemasaran merek produk maupun jasa. Merek akan lebih mudah dikenal khalayak luas dan lebih mudah menarik minat pelanggan.

Selama pandemi *Covid-19*, transaksi jual beli online meningkat pesat. Berdasarkan Data Bank Indonesia (BI), pandemi *Covid-19* mengakibatkan jumlah transaksi *e-commerce* meningkat hampir dua kali lipat. Dari yang semula sebanyak 80 juta transaksi di tahun 2019 menjadi 140 juta transaksi hingga Agustus 2020 [4]. Hal tersebut menunjukkan bahwa belanja online telah digemari banyak orang dan terus meningkat dari tahun ke tahun. Salah satu media sosial yang menyediakan fitur bagi pengguna melakukan transaksi jual beli secara online adalah Facebook. Fitur tersebut bernama Facebook Marketplace.

Facebook Marketplace adalah tempat jual beli online yang dikhususkan untuk pengguna Facebook karena berada di dalam platform Facebook. Pengguna dapat lebih mudah menjual dan mempromosikan produknya karena dapat menjangkau seluruh pengguna Facebook. Dari hasil implementasi, pelaku UMKM merasa dipermudah dengan adanya Facebook Marketplace, seperti kegiatan dalam memasarkan produk dan transaksi penjualan lebih mudah dengan menggunakan *smartphone* kapanpun dan dimanapun sehingga volume penjualan dapat meningkat [5]. Meskipun banyak kemudahan yang diberikan, tidak semua pembeli/penjual berpendapat positif bahkan berpendapat negatif terhadap Facebook Marketplace. Pendapat negative berarti adanya rasa tidak puas yang dialami pengguna terhadap layanan, rasa tidak puas dapat menimbulkan sikap negatif terhadap nama produk maupun penjual, pembelian ulang yang kemungkinan berkurang, bahkan berpindah ke merek lain (*brand switching*), dan berbagai komplain lainnya [6]. Agar hal itu tidak terjadi, maka perlu dilakukan analisis sentimen untuk mengetahui tingkat kepuasan pengguna Facebook Marketplace dengan menggolongkan pendapat pada kelas opini positif dan negatif.

Salah satu media sosial yang banyak digunakan masyarakat untuk menyampaikan pendapat adalah Twitter. Kelebihan media sosial Twitter yaitu tampilan yang sederhana, berisi informasi yang *update*, dan bersifat terbuka sehingga pengguna dapat mengakses *tweet* [3].

Analisis sentimen merupakan analisis suatu opini dari data teks untuk mengklasifikasikan sentimen positif, negatif, dan netral. Sehingga hasil dari klasifikasi tersebut dapat mengetahui tingkat kepuasan berdasarkan jumlah opini positif, negatif, maupun netral. Pada penelitian ini menggunakan pre-processing untuk memproses data mentah yang tidak terstruktur menjadi data yang terstruktur untuk dapat diproses analisis sentimennya. Data akan dianalisis dengan metode *Lexicon Based* dan di klasifikasi menggunakan metode *Support Vector Machine (SVM)*. Metode *Lexicon Based* merupakan metode untuk klasifikasi opini ke dalam kelas positif dan negatif menggunakan kamus *Lexicon*. Metode *Support Vector Machine* merupakan metode klasifikasi yang akan mencari atau menemukan garis pembatas terbaik antarkelas.

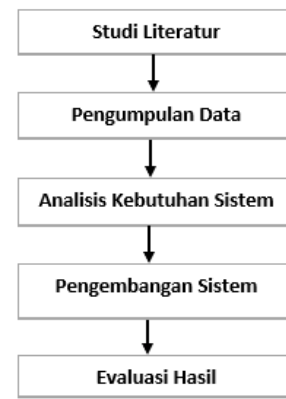
Penelitian sebelumnya menggunakan metode *Support Vector Machine* dan *Lexicon Based* dilakukan oleh Rachmad Mahendrajaya dkk untuk analisis sentimen pada layanan Go-Pay melalui Twitter dengan hasil akurasi sebesar 89,17% menggunakan kernel Linear dan 84,38% menggunakan kernel Polynomial [3].

Metode ini juga pernah digunakan oleh Lutfi Budi Ilmawan dkk dalam penelitian yang bertujuan untuk membandingkan nilai akurasi metode klasifikasi SVM dengan metode klasifikasi Naïve Bayes untuk analisis sentimen pada Google Play Store. Penelitian tersebut dilakukan karena pada penelitian sebelumnya menggunakan metode klasifikasi SVM dan *Maximum Entropy*, metode SVM menghasilkan nilai akurasi yang lebih baik. Hasil dari penelitian ini menunjukkan metode SVM memiliki nilai yang lebih tinggi yaitu sebesar 81,46%, sedangkan hasil akurasi metode *Naïve Bayes classifier* sebesar 75,41% [7].

Berdasarkan penjelasan di atas, maka pada penelitian ini akan melakukan Analisis Sentimen Twitter terhadap Facebook Marketplace menggunakan Metode *Lexicon Based* dan *Support Vector Machine (SVM)* berdasarkan data hasil crawling API Twitter. Penelitian dibuat untuk mengetahui tingkat kepuasan pengguna terhadap layanan Facebook Marketplace berdasarkan hasil analisis sentimen opini positif dan negatif. Dengan adanya analisis sentimen dapat mengetahui pendapat dari pengguna terhadap pelayanan Facebook Marketplace yang baik maupun yang masih perlu diperbaiki oleh pihak Facebook, sehingga diharapkan hasil penelitian ini dapat menjadi masukan untuk meningkatkan kualitas pelayanan Facebook Marketplace kepada masyarakat dalam bertransaksi jual beli online.

II. METODE PENELITIAN

Cara Tahapan-tahapan dari metode penelitian untuk analisis sentimen Twitter terhadap pengguna Facebook Marketplace Menggunakan *Lexicon Based* dan *Support Vector Machine (SVM)* dapat dilihat pada Gbr. 1.



Gbr. 1 Diagram Alur Penelitian

A. Study Literatur

Study literatur bertujuan untuk mendapatkan referensi terkait penelitian seperti data tweet, kamus *lexicon*, data pre-processin maupun dari data penelitian sebelumnya.

B. Pengumpulan Data

Pada penelitian ini data yang digunakan berasal dari opini media sosial Twitter, dimana pengumpulan data tersebut dilakukan dengan cara crawling tweet dari media sosial Twitter mengenai jual beli di Facebook Marketplace berbahasa Indonesia.

C. Analisis Kebutuhan Sistem

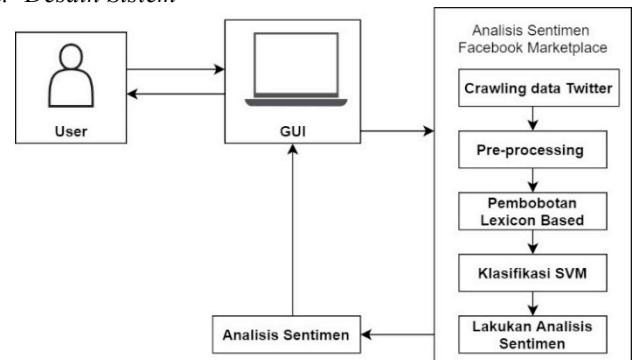
Analisis sentimen pengguna Facebook Marketplace dapat melakukan sebagai berikut.

- 1) Sistem dapat melakukan pencarian data Twitter sesuai kata kunci yang dimasukkan pengguna.
- 2) Sistem dapat membatasi data opini yang dicari sesuai jumlah yang diatur pengguna.
- 3) Sistem dapat melakukan pembobotan dan klasifikasi data yang diperoleh.
- 4) Sistem dapat menampilkan hasil analisis sentimen dari data yang diinginkan.

D. Pengembangan Sistem

Tahap pengembangan sistem dilakukan untuk merancang sistem yang akan dibuat agar hasilnya sesuai dengan tujuan dilakukannya penelitian ini. Berikut ini tahap pengembangan sistem yang dilakukan yaitu, analisis sistem dan desain sistem.

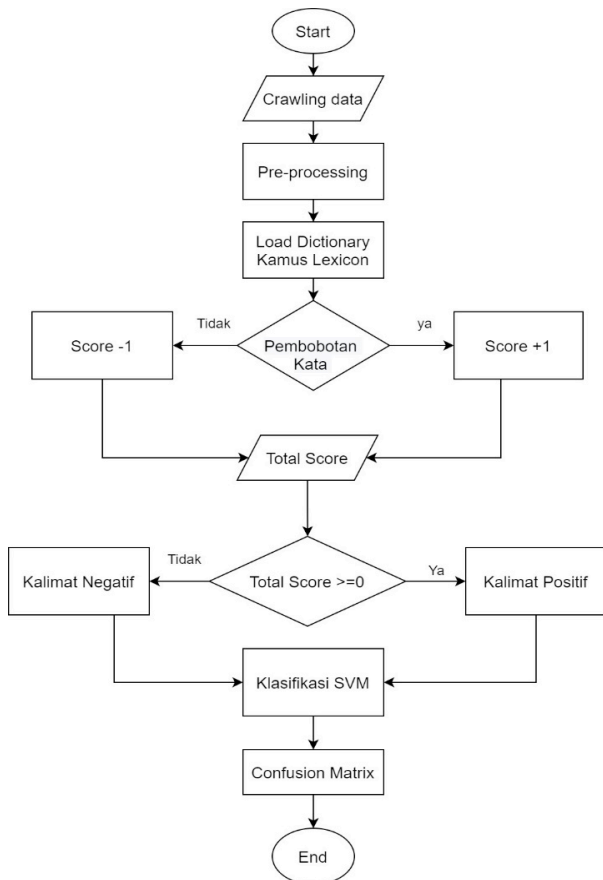
a. Desain Sistem



Gbr. 2 Desain Sistem.

Pada penelitian ini akan membangun sebuah sistem untuk melakukan analisis sentimen terhadap Facebook Marketplace

menggunakan metode *Lexicon Based* dan SVM. Gbr.2 menjelaskan *user* atau pengguna akan diarahkan ke GUI, selanjutnya sistem akan memproses data yang diinput oleh pengguna dan melakukan *pre-processing* data. Data kemudian dilakukan pembobotan *Lexicon Based* dan klasifikasi SVM dan menampilkan *output* berupa analisis sentimen kepada pengguna. Analisis sentimen pengguna Facebook Marketplace memiliki *flowchart* sebagai berikut.



Gbr.3 Flowchart Analisis Sentimen.

Dari Gbr.3 dapat dilihat bahwa langkah pertama yang dilakukan adalah proses *crawling* data dari media sosial Twitter. Data yang diperoleh akan ditampilkan dan dapat disimpan dalam bentuk file .csv. Data akan dilakukan proses *pre-processing* untuk memudahkan sistem dalam melakukan analisis sentimen. Pada penelitian ini pelabelan data dibagi menjadi dua kelas, yaitu sentimen positif dan negatif.

Data hasil *pre-processing* kemudian dilakukan proses *load dictionary* atau kamus *lexicon* untuk menghitung *score* sentimen kata yang tergolong positif dan negatif. Setelah pembobotan masuk ke proses klasifikasi untuk menghitung akurasi *Support Vector Machine*, maka sistem akan menampilkan hasil analisis sentimen pengguna Facebook Marketplace.

1) *Pre-processing*

Pre-processing data hasil *crawling tweet* yang sebelumnya tidak terstruktur diubah menjadi terstruktur agar

dapat dilakukan analisis sentimen. Tahapan *pre-processing* sebagai berikut :

a. *Cleansing*

Tahap *Cleansing* data untuk membersihkan data *tweet* yang mentah dari *noise* seperti angka, hashtag (#), *mention username* (@username), *link* tautan HTML, *emoticon*, *symbol*, kata kunci, email, dan tanda baca.

b. *Case Folding*

Tahap *case folding* untuk mengubah semua kalimat menjadi huruf kecil agar data yang telah diperoleh lebih mudah dilakukan klasifikasi.

c. *Normalisasi*

Proses normalisasi dari kata tidak baku agar menjadi bahasa baku menurut Kamus Besar Bahasa Indonesia (KBBI).

d. *Stopwords Removal*

Stopword adalah kata yang tidak memiliki arti penting sehingga perlu dihilangkan agar analisis sentimen dapat lebih focus pada data yang memiliki nilai.

e. *Tokenisasi*

Tokenisasi merupakan proses membagi kalimat menjadi per kata. Proses ini diperlukan untuk mempermudah proses pembobotan *score* pada analisis sentimen.

2) *Load Dictionary*

Setelah data melalui proses *pre-processing*, tahap selanjutnya adalah *load dictionary* yaitu, membaca kamus *lexicon* yang telah dirumuskan sebelumnya. Kamus *lexicon* terdiri dari kamus *lexicon* yang berisi kata kunci positif dan *lexicon* kata kunci negatif.

3) *Pembobotan Lexicon Based*

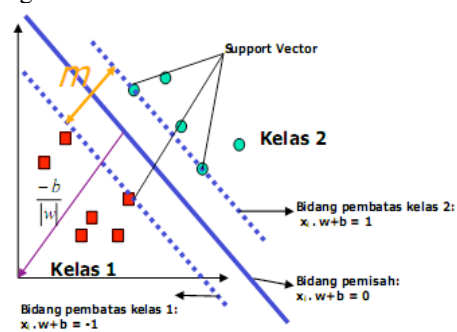
Pada proses pembobotan, setiap kata pada kalimat akan digolongkan berdasarkan kamus *lexicon*, kata bersentimen positif akan mendapatkan skor +1 dan kata yang bersentimen negatif akan mendapatkan skor -1.

4) *Pelabelan*

Kalimat yang telah memasuki proses pembobotan akan dijumlah skor sentiment kata-nya. Jika kalimat memiliki total skor ≥ 0 maka kalimat memiliki label positif, sedangkan kalimat yang memiliki total skor < 0 maka kalimat memiliki label negatif.

5) *Klasifikasi Support Vector Machine (SVM)*

Setelah pembobotan dengan *Lexicon Based*, kemudian proses klasifikasi menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) untuk mencari *hyperplane* pemisah antar kelas terbaik. Gambaran cara kerja *Support Vector Machine* adalah sebagai berikut.



Gbr.4 Hyperplane Support Vector Machine [8].

Untuk memperoleh hasil *hyperplane* pada SVM, maka dapat menggunakan persamaan sebagai berikut.

$$x_i \cdot w + b = 0 \tag{1}$$

Data yang termasuk ke dalam kelas 1 memiliki persamaan sebagai berikut.

$$x_i \cdot w + b = -1 \tag{2}$$

Data yang termasuk ke dalam kelas 2 memiliki persamaan sebagai berikut.

$$x_i \cdot w + b = 1 \tag{3}$$

x_i merupakan titik data. w adalah Parameter *hyperplane* (garis yang tegak lurus antara garis *hyperplane* dan titik *support vector*) yang dicari dan b adalah parameter *hyperplane* yang dicari (nilai bias) [3].

Dalam klasifikasi SVM biasanya terdapat kondisi dimana kernel linear tidak bekerja secara maksimal dalam klasifikasi data, sehingga hasil kurang akurat. Hal tersebut dapat diatasi dengan menggunakan kernel polynomial. Kernel linear digunakan jika data dapat terpisah secara garis lurus, sedangkan polynomial digunakan pada data yang hanya terpisah oleh garis lengkung pada ruang berdimensi tinggi.

E. Evaluasi Hasil

Untuk mengetahui seberapa baik proses klasifikasi perlu digambarkan kinerjanya. Pada penelitian ini untuk mengukur akurasi kinerja dari klasifikasi menggunakan metode *Confusion Matrix*. *Confusion matrix* merupakan suatu metode yang digunakan untuk mengukur kinerja suatu metode klasifikasi [9]. Berikut merupakan model *Confusion Matrix*.

TABLE I
MODEL CONFUSION MATRIX

Actual	Classified as	
	+	-
+	True Positive (TP)	False Negative (FN)
-	False Positive (FP)	True Negative (TN)

Keterangan :

True Positive = jumlah data positif yang diprediksi benar,
False Positive = jumlah data positif yang diprediksi salah,
True Negative = jumlah data negatif yang diprediksi benar,
False Negative = jumlah data negatif yang diprediksi salah [8].

Berdasarkan 4 istilah pada *confusion matrix* diatas, maka dapat diperoleh nilai akurasi, presisi, dan recall sebagai hasil proses klasifikasi. Nilai akurasi merupakan gambaran dari seberapa akurat metode yang digunakan dalam melakukan klasifikasi pada keseluruhan data dengan benar. Nilai presisi menggambarkan jumlah data yang terklasifikasi positif dengan benar dibagi keseluruhan data yang terklasifikasi positif. Nilai recall merupakan gambaran data yang tergolong secara positif yang terklasifikasi secara benar. Penghitungan *confusion matrix* adalah sebagai berikut.

$$Akurasi = \frac{TN+TP}{TN+TP+FN+FP} \times 100\% \tag{4}$$

$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP} \times 100\% \tag{5}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% \tag{6}$$

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Paragraf Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui analisis sentimen Twitter terhadap Facebook Marketplace menggunakan metode *Lexicon Based* dan *Support Vector Machine (SVM)*. Berikut ini hasil dan pembahasan mengenai analisis sentimen pengguna Facebook Marketplace.

A. Hasil Pengumpulan Data

Dataset telah didapatkan dari hasil *crawling tweet* dengan API Twitter dengan kata kunci “beli fb” dengan jumlah 478 tweet dari tanggal 25 Oktober 2021 sampai 31 Oktober 2021. Data yang diambil adalah tweet berbahasa Indonesia dengan mengambil *tweet* asli dan *reply* tanpa *retweet*. Data tersebut akan ditampilkan oleh sistem dan dapat disimpan dalam format csv.

B. Hasil Pre-processing Data

Pada tahap ini, data hasil *crawling* akan melalui beberapa tahap agar lebih terstruktur dan menghilangkan *noise* untuk memudahkan penelitian. Tahap *pre-processing* yang digunakan antara lain *Cleansing*, *case folding*, normalisasi dan *tokenizing*. Berikut ini contoh hasil *pre-processing* data.

TABLE II
HASIL PRE-PROCESSING.

No.	Tweet asli	Hasil
1	Bodo bgt aku beli brg di fb, alhasil kena tipu 🤔	Bodoh banget aku beli barang di facebook alhasil kena tipu
2	Tapi namanya juga belanja online gak mungkin selalu mulus lah, Pernah nyoba beli jilbab di fb tapi warna ga sesuai foto	Tapi namanya juga belanja online gak mungkin selalu mulus lah Pernah mencoba beli jilbab di facebook tapi warna tidak sesuai foto
3	pengalaman beli kaos di fb lumayan sih penjualnya terpercaya	pengalaman beli kaos di facebook lumayan sih penjualnya terpercaya.
4	Mau cerita beberapa bulan yang lalu pernah iseng jual beli baju di fb Lumayan sih target marketing nya kebanyakan ibu rumah tangga dan kebanyakan mintanya sistem cod Tapi sekarang kok jam tayang nya menurun yang beli di fb ikut menurun xixixixi	Mau cerita beberapa bulan yang lalu pernah iseng jual beli baju di facebook, Lumayan sih target marketingnya kebanyakan ibu rumah tangga dan kebanyakan mintanya sistem cod Tapi sekarang kok jam tayang nya menurun yang beli di facebook ikut menurun hahaha

C. Hasil Pelabelan Lexicon Based

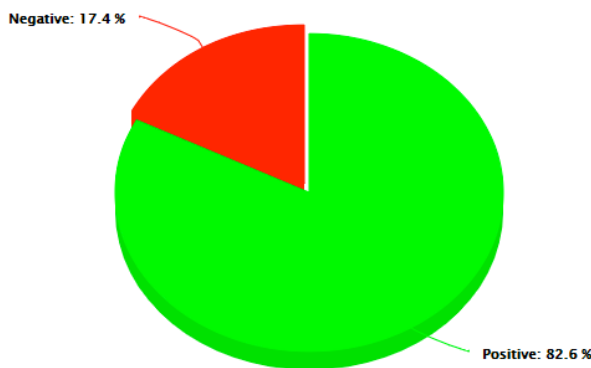
Data hasil *pre-processing* kemudian masuk ke tahap pelabelan untuk mendapatkan kata yang termasuk kedalam kelas positif dan negatif. Tiap kata pada kalimat opini akan dicek apakah ada pada kamus *lexicon* positif atau ada pada

kamus *lexicon* negatif. Apabila positif, kata akan dilabeli skor 1 dan negatif skor -1. Kata pada kalimat tersebut akan dihitung tiap skor sentimennya, kemudian kata pada kalimat dijumlah skor opininya. Apabila total skor pada kalimat opini dibawah 0 maka dilabeli negative, namun jika diatas 0 akan dilabeli positif. Berikut ini contoh hasil pelabelan kelas opini

TABLE. III
HASIL PELABELAN SENTIMEN

No.	Tweet	Sentimen	Skor
1	Bodoh banget aku beli barang di facebook alhasil kena tipu	Negatif	-2
2	Tapi namanya juga belanja online tidak mungkin selalu mulus lah Pernah mencoba beli jilbab di facebook tapi warna tidak sesuai foto	Negatif	-1
3	pengalaman beli kaos di facebook lumayan sih penjualnya terpercaya.	Positif	2
4	Mau cerita beberapa bulan yang lalu pernah iseng jual beli baju di facebook, Lumayan sih target marketingnya kebanyakan ibu rumah tangga dan kebanyakan mintanya sistem cod Tapi sekarang kok jam tayang nya menurun yang beli di facebook ikut menurun hahaha	Positif	1

Dari Table III dapat dilihat kalimat opini nomor 1 terdapat kata bodoh dan tipu yang ada pada kamus *lexicon* negatif, sehingga jumlah skor yang didapatkan pada kalimat nomor 1 adalah -2 karena terdapat 2 kata negatif dan dilabeli sebagai opini negatif. Pada opini nomor 3 terdapat 2 kata yang termasuk pada kamus positif yaitu lumayan dan terpercaya, sehingga kalimat mendapatkan jumlah skor 2 dan dilabeli opini positif. Skor hasil pelabelan kelas opini tiap tweet akan dijumlahkan dari yang memiliki label positif dan negatif. Hasil penjumlahan akan dihitung persentasenya sebagai berikut.



Gbr.5 Diagram *Lexicon Based*

Berdasarkan diagram hasil pembobotan dan pelabelan *Lexicon Based* diatas, dapat dilihat hasil sentimen positif sebesar 82,6 %, sedangkan sentiment negatif sebesar 17,4 %.

D. Worldcloud

Penelitian ini menggunakan visualisasi *worldcloud* yang dapat menampilkan kata yang paling sering muncul. Terdapat 3 *worldcloud* yang akan ditampilkan dalam program, yaitu *worldcloud* secara keseluruhan, *worldcloud* untuk kata positif dan *worldcloud* sentimen negatif. Berikut ini adalah hasil visualisasi *worldcloud*



Gbr.6 Worldcloud



Gbr.7 Worldcloud Sentimen Positif.



Gbr.8 Worldcloud Sentimen Negatif.

E. Klasifikasi SVM

Dalam penelitian ini, dataset akan diuji dengan melakukan split data, yaitu membagi dataset menjadi data *train* dan data *test*. Data *train* berfungsi sebagai pembuat model, sedangkan data *test* untuk menguji performa model. Pengujian dilakukan 10 kali dengan rasio berbeda untuk mencari hasil akurasi terbaik. Berikut ini tabel hasil dari klasifikasi *Support Vector Machine* menggunakan kernel linear dan kernel polynomial.

TABLE. V
HASIL KLASIFIKASI KERNEL POLYNOMIAL.

No.	Rasio	Accuracy	Precision	Recall	AUC
1	95:15	42%	42%	100%	0,5
2	90:10	36%	0	0	0,5
3	85:15	50%	50%	70%	0,54
4	80:20	51%	50%	70%	0,52
5	75:25	46%	0	0	0,5
6	70:30	50%	53%	15%	0,51
7	65:35	49%	49%	100%	0,5
8	60:40	51%	51%	64%	0,51
9	55:45	50%	51%	18%	0,5
10	50:50	49%	49%	100%	0,5

TABLE. V
HASIL KLASIFIKASI KERNEL POLYNOMIAL

No.	Rasio	Accuracy	Precision	Recall	AUC
1	95:15	42%	42%	100%	0,5
2	90:10	36%	0	0	0,5
3	85:15	47%	49%	100%	0,52
4	80:20	50%	49%	100%	0,52
5	75:25	46%	0	0	0,5
6	70:30	49%	50%	3%	0,5
7	65:35	49%	49%	100%	0,5
8	60:40	50%	53%	6%	0,5
9	55:45	48%	49%	62%	0,48
10	50:50	52%	83%	6%	52%

Berdasarkan hasil pengujian pada Tabel. IV dan Tabel V, maka dapat disimpulkan bahwa hasil akurasi terbaik untuk kernel linear adalah dengan perbandingan antara kedua data yaitu data train dan data tes 60:40 menghasilkan 51% tingkat akurasi, presisi sebesar 51%, recall sebesar 64%, dan AUC sebesar 0,51. pada kernel polynomial menghasilkan akurasi terbaik pada perbandingan data train dan data tes 50:50 dengan nilai akurasi sebesar 52%, presisi sebesar 84%, recall sebesar 6%, dan AUC sebesar 0,52.

F. Evaluasi Hasil

Pada penelitian ini, evaluasi hasil yang digunakan adalah *confusion matrix*. *Confusion matrix* akan mengukur kinerja sistem dalam proses klasifikasi dengan menghitung presisi dan recall untuk mengetahui hasil terbaik dari kedua kernel. Berikut ini hasil *confusion matrix*.

Confusion Matrix Kernel Linear dengan rasio 60:40.

$$\begin{bmatrix} 101 & 56 \\ 97 & 59 \end{bmatrix}$$

Confusion Matrix Kernel Polynomial dengan rasio 50:50.

$$\begin{bmatrix} 19 & 292 \\ 4 & 306 \end{bmatrix}$$

TABLE. VI
DATA CONFUSION MATRIX.

Prediksi	Linear		Polynomial	
	+	-	+	-
+	101	56	19	292
-	97	59	4	306

Dari data *Confusion Matrix* diatas, hasil akurasi, presisi, recall kernel linear dapat dihitung sebagai berikut.

$$Akurasi = \frac{59+101}{97+101+56+59} \times 100\% = 51\% \tag{7}$$

$$Presisi = \frac{101}{101+97} \times 100\% = 51\% \tag{8}$$

$$Recall = \frac{101}{101+56} \times 100\% = 64\% \tag{9}$$

Sedangkan hasil pada Kernel Polynomial adalah sebagai berikut.

$$Akurasi = \frac{306+19}{306+19+292+4} \times 100\% = 52\% \tag{10}$$

$$Presisi = \frac{19}{19+4} \times 100\% = 82\% \tag{11}$$

$$Recall = \frac{19}{19+292} \times 100\% = 6\% \tag{12}$$

Berdasarkan penghitungan evaluasi hasil menggunakan *Confusion Matrix* diatas, maka dapat disimpulkan bahwa kernel linear memiliki akurasi 51%, presisi sebesar 51% dan recall 65%. Sedangkan kernel polynomial memiliki hasil akurasi 52%, presisi 82% dan recall 6%. Klasifikasi SVM menggunakan kernel polynomial memiliki nilai akurasi dan presisi lebih tinggi dibandingkan kernel linear, namun nilai recall pada kernel lebih besar pada kernel linear.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, maka dapat disimpulkan bahwa data yang diperoleh dari hasil *crawling* API Twitter sejumlah 478 *tweet*. Pembobotan dan pelabelan menggunakan metode *Lexicon Based* menunjukkan hasil sentimen positif sebesar 82,6 %, sedangkan sentiment negatif sebesar 17,4 %. Hal ini menunjukkan bahwa banyak masyarakat yang memiliki pendapat yang baik terhadap Facebook Marketplace, walaupun masih ada yang memiliki pendapat negatif. Artinya tingkat kepuasan pengguna Facebook Marketplace baik.

Dari hasil penelitian juga menunjukkan hasil klasifikasi dengan *Support Vector Machine* (SVM) yaitu, pada kernel linear memiliki nilai akurasi 51%, nilai presisi 51%, nilai recall 64%, dan AUC 0,5. Kernel polynomial menghasilkan akurasi terbaik pada perbandingan data train dan data tes 50:50 dengan nilai akurasi sebesar 52%, nilai presisi sebesar 84%, nilai recall sebesar 6%, dan AUC sebesar 0,52. Hal ini menunjukkan klasifikasi menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) cukup baik dalam melakukan klasifikasi dalam analisis sentiment menggunakan opini masyarakat pada Twitter mengenai Facebook Marketplace.

V. SARAN

Hasil *crawling* data dari opini Twitter pada penelitian ini bahasanya tidak baku. Hal ini berpengaruh terhadap hasil *pre-processing* pada tahap normalisasi kalimat dan pelabelan kelas

opini. Penelitian selanjutnya disarankan menambahkan kosakata pada proses normalisasi tahap *pre-processing* agar data yang diperoleh dapat lebih mudah dalam pembobotan kata dan klasifikasi. Penelitian selanjutnya diharapkan dapat menggunakan metode klasifikasi lain untuk mengetahui tingkat akurasi.

UCAPAN TERIMA KASIH

Puji syukur atas karunia Allah SWT yang memberikan kemudahan dan kemampuan kepada penulis dalam menyelesaikan artikel ilmiah ini. Terimakasih kepada keluarga, teman-teman, serta pihak-pihak yang memberikan doa dan dukungan selama proses penelitian.

REFERENSI

- [1] APJII. (2020). Laporan Survei Internet APJII 2019 – 2020 (Q2) . *Indonesia Survey Center*.
- [2] Appel, G., Grewal, L., Hadi, R., & Stephen, A. (2019, October 12). The future of social media in marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 48, 79–95. doi: 10.1007/s11747-019-00695-1
- [3] Mahendrajaya, R., Buntoro, G. A., & Setyawan, M. (2019, Oktober). Analisis Sentimen Pengguna Gopay menggunakan Metode Lexicon Based dan Support Vector Machine. *KOMPUTEK*, 52-63.
- [4] Maki, S. (2020, Oktober 20). *CNN Indonesia*. Retrieved from CNN Indonesia: <https://www.cnnindonesia.com/ekonomi/20201021193353-92-561232/transaksi-e-commerce-naik-nyaris-dua-kali-lipat-saat-pandemi>
- [5] Susanto, A., Sari, C. A., Moses, D. I., Rachmawanto, E. H., & Mulyono, W. I. (2020, Januari). Implementasi Facebook Marketplace untuk Produk UMKM sebagai Upaya Peningkatan Pemasaran dan Penjualan Online. *Abdimasku*, 3(1), 42-51.
- [6] Widyanita, F. A. (2018). Analisis Pengaruh Kualitas Pelayanan E-commerce Terhadap Kepuasan Konsumen Shopee Indonesia pada Mahasiswa Fakultas Ekonomi UII Pengguna Shopee.
- [7] Ilmawan, L. B., & Mude, M. A. (2020, Agustus). Perbandingan Metode Klasifikasi Support Vector Machine dan Naïve Bayes untuk Analisis Sentimen pada Ulasan Tekstual di Google Play Store. *ILKOM Jurnal Ilmiah*, 12, 154-161.
- [8] Husada, H. C., & Paramita, A. S. (2021). Analisis Sentimen Pada Maskapai Penerbangan di Platform Twitter Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM). *TEKNIKA*. doi:10.34148/teknika.v10i1.311
- [9] Dharmapatni, P. M., & Merawati, N. P. (2020). Penerapan Algoritma Support Vector Machine Dalam Sentimen. *Journal Bumigora Information Technology*, 20, 2. doi:10.30812/bite.v2i2.904