

ANALISIS SENTIMEN TERHADAP OPINI MASYARAKAT INDONESIA MENGENAI BUKALAPAK

Wivadario Wilana¹⁾, Sandy Hanshe Hanasbey²⁾, Meylan Ribka Awinero³⁾, Jonathan Vorgorius
Adeputra Modouw⁴⁾, Melkior N. N Sitokdana⁵⁾

^{1, 2, 3, 4, 5)} Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Kristen Satya Wacana

Jalan Diponegoro No.52-60, Salatiga, Sidorejo, Salatiga, Sidorejo, Kota Salatiga, Jawa Tengah 50711

Email : wivawilana@gmail.com¹⁾, sandyhanshe@gmail.com²⁾, awineromeylan@gmail.com³⁾,

pmodouw3@gmail.com⁴⁾, melkior.sitokdana@staff.uksw.edu⁵⁾

Abstrak

Toko Online menjadi tempat yang sangat sering digunakan untuk proses transaksi jual-beli dikarenakan mudah dan cepat cara penggunaannya. Kepercayaan menjadi faktor pertama dalam proses ini karena tidak ada titik temu untuk melakukan transaksi. Munculnya Bukalapak di dalam dunia teknologi membuat para penggunanya dapat melakukan transaksi dengan aman dan nyaman. Tetapi tidak hanya tanggapan positif yang muncul adapun tanggapan yang negatif dengan munculnya Bukalapak. Analisis Sentimen menjadi hal yang tepat untuk menganalisa sentimen-sentimen masyarakat terhadap Bukalapak. Metode klasifikasi yang digunakan adalah metode Naïve Bayes. Metode ini digunakan untuk menghasilkan klasifikasi data dari data-data sentimen yang sudah diolah. Hasil yang dihasilkan dari metode Naïve Bayes digambarkan dalam bentuk grafik, yang dimana menjelaskan nilai klasifikasinya. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui mayoritas opini masyarakat terhadap Bukalapak. Terdapat 510 total data yang diolah dan menghasilkan output yang bernilai netral dengan probabilitas 50%, positif 37%, dan negatif 13%.

Kata kunci: Analisis Sentimen, Naïve Bayes, Bukalapak.

1. Pendahuluan

Pada era globalisasi tidak dapat dipungkiri bahwa teknologi berkembang dengan sangat cepat [1]. Tidak hanya perkembangannya yang cepat, tetapi penggunaannya juga mulai digunakan secara global atau mendunia. Salah satu bentuk teknologi yang selalu menjadi sorotan utama masyarakat adalah Internet, dikarenakan banyaknya informasi yang dengan mudah, cepat, nyaman, dan fleksibel untuk diakses [2].

Masyarakat Indonesia tentu tidak luput dari penggunaan internet. Dari 200 juta penduduk di Indonesia, 88 juta penduduk Indonesia merupakan pengguna aktif Internet, fakta ini menyebabkan betapa besarnya potensi pasar digital di Indonesia [3]. 79 juta penduduk Indonesia merupakan pengguna aktif sosial media, dimana jumlah tersebut dapat dikatakan tidak sedikit [3]. Aktifnya penggunaan sosial media menyebabkan banyaknya

individu yang memanfaatkan potensi transaksi secara digital.

Berawal dari sosial media, banyak pedagang yang akhirnya ikut meramaikan platform tersebut untuk transaksi jual-beli. Tetapi seiring berjalannya waktu, terdapat banyak sekali kasus-kasus penipuan ataupun bentuk modus kejahatan lainnya pada platform tersebut [4][5]. Hal tersebut menyebabkan pedagang yang memanfaatkan potensi besar tersebut kehilangan kepercayaan dari para pelanggannya. Dampak integritas dan dampak kenyamanan menjadi dampak utama dari kasus-kasus tersebut.

Permasalahan tersebut tentunya menjadi potensi besar bagi para technopreneurship untuk mengatasi masalah-masalah tersebut [5]. Akhirnya muncul salah satu pasar online besar di Indonesia yaitu Bukalapak. Bukalapak merupakan tempat jual beli online yang aman dan digunakan oleh masyarakat Indonesia.

Hal ini menjadi hal yang positif di Indonesia, melihat dari kasus-kasus sebelumnya, tentu Bukalapak menjadi solusi bagi para pedagang maupun pembeli untuk bertransaksi dengan aman dan mudah. Tetapi tentu suatu hal positif masih memiliki kelemahan, sehingga menciptakan beragam pendapat positif maupun negatif terhadap Bukalapak.

Analisis Sentimen merupakan sebuah cabang penelitian di domain Text Mining yang mulai booming pada awal tahun 2002-an [6]. Opini-opini masyarakat mengenai Bukalapak dapat dianalisa nilainya menggunakan metode ini. Tidak hanya Analisis Sentimen, tetapi metode klasifikasi yang sering digunakan adalah Naïve Bayes. Untuk mengetahui nilai dari opini-opini tersebut, metode Naïve Bayes mengklasifikannya menjadi tiga nilai yaitu positif, netral dan negative. Metode Naive Bayes juga dinilai berpotensi baik dalam mengklasifikasi dokumen dibandingkan metode pengklasifikasian yang lain dalam hal akurasi dan efisiensi komputasi [7].

Dengan demikian, tujuan utama dari artikel ini adalah mengkaji persepsi masyarakat tentang bukhalapak untuk mencari tahu seberapa besar pendapat masyarakat mengenai keberadaan bukhalapak di Indonesia. Pemilihan bukhalapak sebagai obyek penelitian didasarkan pada fenomena bukhalapak yang terus mewarnai dunia *ecommerce* di Indonesia. Hasil penelitian ini diharapkan

dapat menjadi rujukan untuk bagi pihak bukalapak dalam pengambilan keputusan-keputusan dalam pengembangan bisnisnya.

Ruang lingkup penelitian ini adalah membangun sebuah tools yang digunakan untuk melakukan analisis sentimen terhadap opini masyarakat mengenai bukalapak. Tools tersebut dibangun menggunakan bahasa pemrograman PHP dan MySql. Metode analisis yang digunakan adalah metode naive bayes. Sedangkan data yang diambil bersumber dari media-media diantaranya playstore bukalapak, facebook, twitter, kompas dan detik.

2. Pembahasan

2.1. Sentimen Analisis

Sentiment analysis adalah studi komputasi mengenai sikap, emosi, pendapat, penilaian, padangan dari sekumpulan teks yang fokusnya adalah mengekstraksi, mengidentifikasi atau menemukan karakteristik sentimen dalam unit teks menggunakan metode NLP(Natural Language Processing), statistik atau machine learning [12]. Sentiment analysis merupakan proses klasifikasi dokumen tekstual ke dalam beberapa kelas seperti sentimen positif dan negatif serta besarnya pengaruh dan manfaat dari sentimen analisis menyebabkan penelitian ataupun aplikasi mengenai sentimet analysis [8], [12].

2.2. Naïve Bayes

Naive Bayes merupakan sebuah pengklasifikasian probabilistik sederhana yang menghitung sekumpulan probabilitas dengan menjumlahkan frekuensi dan kombinasi nilai dari dataset yang diberikan [7]. Algoritma menggunakan teorema Bayes dan mengasumsikan semua atribut independen atau tidak saling ketergantungan yang diberikan oleh nilai pada variabel kelas[7], [13].

Persamaan dari teorema Bayes adalah [7], [14], [15]:

$$P(H | X)=(P(X | H).P(H))/P(X) \quad (1)$$

Keterangan:

X: Data dengan class yang belum diketahui

H: Hipotesis data merupakan suatu class spesifik

P(H|X): Probabilitas hipotesis H berdasar kondisi X (posteriori probabilitas)

P(H): Probabilitas hipotesis H (prior probabilitas)

P(X|H): Probabilitas X berdasarkan kondisi pada hipotesis H

P(X) : Probabilitas X

Untuk menjelaskan metode Naive Bayes, perlu diketahui bahwa proses klasifikasi memerlukan sejumlah petunjuk untuk menentukan kelas apa yang cocok bagi sampel yang dianalisis tersebut. Karena itu, metode Naive Bayes di atas disesuaikan sebagai berikut:

$$P(C | F_1 \dots F_n)=P(C)P(F_1 \dots F_n | C)/P(F_1 \dots F_n) \quad (2)$$

Di mana Variabel C merepresentasikan kelas, sementara variabel $F_1 \dots F_n$ merepresentasikan karakteristik petunjuk yang dibutuhkan untuk melakukan klasifikasi. Maka rumus tersebut menjelaskan bahwa peluang masuknya sampel karakteristik tertentu dalam kelas C (Posterior) adalah peluang munculnya kelas C (sebelum masuknya sampel tersebut, seringkali disebut prior), dikali dengan peluang kemunculan karakteristik-karakteristik sampel pada kelas C (disebut juga likelihood), dibagi dengan peluang kemunculan karakteristik-karakteristik sampel secara global (disebut juga evidence). Karena itu, rumus di atas dapat pula ditulis secara sederhana sebagai berikut:

$$\text{Posterior}=\text{prior} \times \text{likelihood} / \text{evidence} \quad (3)$$

Nilai Evidence selalu tetap untuk setiap kelas pada satu sampel. Nilai dari posterior tersebut nantinya akan dibandingkan dengan nilai-nilai posterior kelas lainnya untuk menentukan ke kelas apa suatu sampel akan diklasifikasikan. Penjabaran lebih lanjut rumus Bayes tersebut dilakukan dengan menjabarkan $(C|F_1, \dots, F_n)$ menggunakan aturan perkalian sebagai berikut:

$$\begin{aligned} P(C|F_1, \dots, F_n) &= P(C)P(F_1, \dots, F_n|C) \\ &= P(C)P(F_1|C)P(F_2, \dots, F_n|C, F_1) \\ &= P(C)P(F_1|C)P(F_2|C, F_1)P(F_3, \dots, F_n|C, F_1, F_2) \\ &= (C)P(F_1|C)P(F_2|C, F_1)P(F_3|C, F_1, F_2)P(F_4, \dots, F_n|C, F_1, F_2, F_3) \\ &= P(C)P(F_1|C)P(F_2|C, F_1)P(F_3|C, F_1, F_2) \dots P(F_n|C, F_1, F_2, F_3, \dots, F_{n-1}) \quad (4) \end{aligned}$$

Dapat dilihat bahwa hasil penjabaran tersebut menyebabkan semakin banyak dan semakin kompleksnya faktor - faktor syarat yang mempengaruhi nilai probabilitas, yang hampir mustahil untuk dianalisa satu persatu. Akibatnya, perhitungan tersebut menjadi sulit untuk dilakukan. Di sinilah digunakan asumsi independensi yang sangat tinggi (naif), bahwa masing-masing petunjuk ($F_1, F_2 \dots F_n$) saling bebas (independen) satu sama lain. Dengan asumsi tersebut, maka berlaku suatu kesamaan sebagai berikut:

$$P(F_i | F_j)=P(F_i \cap F_j)/P(F_j) =P(F_i)P(F_j)/P(F_j) =P(F_i) \quad (5)$$

Untuk $i \neq j$, sehingga

$$P(F_i | C, F_j) = P(F_i | C) \quad (6)$$

Persamaan di atas merupakan model dari teorema Naive Bayes yang selanjutnya akan digunakan dalam proses klasifikasi. Untuk klasifikasi dengan data kontinyu digunakan rumus Densitas Gauss :

$$P(X_i=x_i | Y=y_j)=1/\sqrt{2 \pi} \sigma_{ij} e^{-(x_i-\mu_{ij})^2/(2 \sigma_{ij}^2)} \quad (7)$$

Keterangan:

P: Peluang

Xi: Atribut ke i

xi: Nilai atribut ke i

Y: Kelas yang dicari

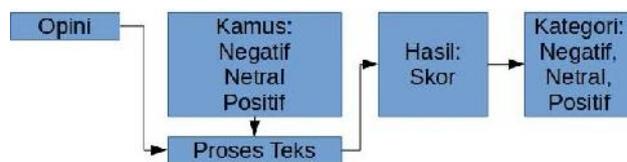
yi: Sub kelas Y yang dicari

μ : mean, menyatakan rata – rata dari seluruh atribut

σ : Deviasi standar, menyatakan varian dari seluruh atribut.

2.3. Rancangan Sistem

Rancangan sistem yang dibangun diilustrasikan sebagai berikut:



Gambar 1. Rancangan Sistem.

Cakupan proses analisis yang dimaksud pada gambar 1 dijelaskan sebagai berikut: setiap pendapat yang dikumpulkan dari media yang dipilih, akan dianalisis pada tahap proses teks. Tahapan proses teks merupakan proses analisis pendapat yang didasarkan pada daftar kata-kata dan icon negatif, netral dan positif. Terdapat 2400 kata dan 40 icon negatif yang di simpan dalam kamus. Dalam kamus netral, terdapat 8 icon dan 324 kata yang bersifat netral. Sedangkan kamus positif, terdapat 37 icon dan 1183 kata.

Dari tahapan proses teks akan menghasilkan skor dan kategori dari masing-masing opini yang diinputkan. Skor adalah nilai negatif, netral dan positif dari opini yang dianalisis sedangkan kategori adalah pengelompokan berdasarkan skor yang didapat. Pengelompokan yang terjadi diuraikan dalam kondisi berikut: jika nilai positif lebih tinggi dari netral dan negatif, maka opini tersebut adalah positif; jika nilai negatif lebih besar dari netral dan positif, maka opini tersebut adalah negatif; jika tidak, maka opini tersebut adalah netral.

Berdasarkan tahapan skor yang ada, maka kode proses skor (Lampiran 1) dapat dijelaskan sebagai berikut: diawali dengan pencarian kata dan icon negatif yang terkandung dalam opini yang diinputkan (kode baris 2-6); menghitung skor berdasarkan masing-masing kategori (kode baris 7); kemudian dilakukan pencocokan dari kata-kata yang terdapat dalam inputan opini dengan kamus yang ada (baris kode 10-21); dari hasil pencocokan yang ada, dibentuk presentase untuk setiap kategori penilaian, dalam hal ini negatif, netral dan positif (basri kode 22-30).

Sedangkan untuk penentuan skor (lampiran 2) dijelaskan sebagai berikut: melakukan perhitungan skor untuk inputan opini (baris kode 3); hasil perhitungan tersebut akan diklasifikasi kedalam kategori yang telah ditentukan (basri kode 4-5), diantaranya (negatif, netral

dan positif). Untuk bagian penyimpanan data setelah penentuan skor (lampiran 3) dijelaskan sebagai berikut: setelah proses penentuan skor, data yang sudah selesai diolah disimpan kedalam database. Skor, kategori dan grafik data disimpan menjadi satu kesatuan data di dalam database.

Dalam penerapannya, terdapat beberapa bagian dari tools yang ada. Antara lain: bagian input (lampiran 4), bagian daftar opini (lampiran 5), grafik kalimat (lampiran 6) dan summary (lampiran 7).

Bagian input berfungsi untuk menginput setiap opini yang dikumpulkan dari setiap media yang digunakan. Bagian daftar opini, berisikan daftar opini yang telah diinputkan dan hasil kategori dari masing-masing opini. Terdapat 3 kategori yang membedakan hasil data yaitu positif, netral, dan negatif. Positif berarti opini yang diberikan mengandung kata-kata yang positif dan berpandangan baik terhadap Bukalapak. Negatif berarti opini yang diberikan mengandung kata-kata yang negative dan berpandangan negative terhadap Bukalapak. Netral berarti opini yang diberikan mengandung kata-kata yang netral dan berpandangan netral atau tidak mempengaruhi Bukalapak. Grafik kalimat berisikan hasil skor untuk opini yang ada, sedangkan summary berisikan hasil rekapitulasi keseluruhan opini yang ditampung kedalam tools. Summary mencakup presentase setiap kategori dan jumlah total berdasarkan masing-masing kategori.

2.4. Hasil

Adapun hasil yang di dapat dari penelitian ini sebagai berikut. Total dari seluruh data yang diinput adalah 510 data. Hasil dari pengolahan data tersebut menghasilkan nilai netral lebih tinggi dari yang lainnya. Dengan presentase sebagai berikut (lampiran 7):

Positif (Hijau) : $190/510 \times 100 = 37\%$

Netral (Hitam) : $257/510 \times 100 = 50\%$

Negatif (Biru) : $63/510 \times 100 = 13\%$

3. Kesimpulan Dan Saran

3.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa analisis sentimen terhadap opini masyarakat dilakukan dengan metode Naïve Bayes. Metode Naïve Bayes digunakan karena lebih akurat dalam klasifikasi data-data yang sudah diolah. Probabilitas yang dihasilkan metode Naïve Bayes dengan jelas menyatakan bahwa opini sentimen masyarakat terhadap Bukalapak bernilai netral. Nilai probabilitas yang dihasilkan dari metode Naïve Bayes adalah 37%(Positif), 50%(Netral), dan 13%(Negatif).

3.2. Rancangan Sistem

Saran untuk penelitian mengenai analisis sentimen ke depan adalah melakukan analisis sentimen dengan

metode yang berbeda untuk membedakan metode mana yang memberikan keakuratan terbaik dalam menganalisis opini-opini sentimen terhadap suatu objek.

Daftar Pustaka

- [1] Aingindra, "Artikel Perkembangan Teknologi Informasi." [Online]. Available: <http://www.klikteknoid.com/perkembangan-teknologi-informasi.html>. [Accessed: 16-Nov-2017].
- [2] Andr010, "Kemkominfo: Internet Jadi Referensi Utama Mengakses Berita dan Informasi." [Online]. Available: https://kominfo.go.id/index.php/content/detail/5421/Kemkominfo%3A+Internet+Jadi+Referensi+Utama+Mengakses+Berita+dan+Informasi/0/berita_satker. [Accessed: 12-Nov-2017].
- [3] A. Damar, "3 Fakta Mengejutkan Pengguna Internet di Indonesia," 2016. [Online]. Available: <http://teknoliputan6.com/read/2435997/3-fakta-mengejutkan-pengguna-internet-di-indonesia>. [Accessed: 09-Nov-2017].
- [4] C. Sur, "Kenali Modus Penipuan di Media Sosial dan Tips Menangkalnya," 2015. [Online]. Available: <http://surabaya.tribunnews.com/2015/06/03/kenali-metode-penipuan-di-media-sosial-dan-tips-menangkalnya>. [Accessed: 20-Nov-2017].
- [5] Maxmanroe, "BukaLapak.com ~ Startup Bisnis yang Mempelopori Keamanan Transaksi Online." [Online]. Available: <https://www.maxmanroe.com/bukalapak-com-startup-yang-mempelopori-keamanan-transaksi-online.html>. [Accessed: 21-Nov-2017].
- [6] J. Prager, "Open-Domain Question-Answering," *Found. Trends@ Inf. Retr.*, vol. 1, no. 2, pp. 91–231, 2006.
- [7] A. Saleh, "Implementasi Metode Klasifikasi Naïve Bayes dalam Memprediksi Besarnya Penggunaan Listrik Rumah Tangga," *Citec J.*, vol. 2, no. 3, pp. 207–217, 2015.
- [8] N. Putranti and E. Winarko, "Analisis Sentimen Twitter untuk Teks Berbahasa Indonesia dengan Maximum Entropy dan Support Vector Machine," *Comput. Cybern. Syst.*, vol. 8, p. 1, 2014.
- [9] K. Khan, B. Baharudin, A. Khan, and A. Ullah, "Mining opinion components from unstructured reviews: A review," *J. King Saud Univ. - Comput. Inf. Sci.*, vol. 26, no. 3, pp. 258–275, 2014.
- [10] G. A. Buntoro, "Analisis Sentimen Calon Gubernur DKI Jakarta 2017 Di Twitter," *32 Integer J. Maret*, vol. 1, no. 2016, pp. 32–41, 2017.
- [11] M. Bilal, H. Israr, M. Shahid, and A. Khan, "Sentiment classification of Roman-Urdu opinions using Naïve Bayesian, Decision Tree and KNN classification techniques," *J. King Saud Univ. - Comput. Inf. Sci.*, vol. 28, no. 3, pp. 330–344, 2016.
- [12] I. K. E. Purnama, "Sentiment Analysis Berbasis Big Data," *Rekayasa Teknol. Ind. dan Inf.*, pp. 142–149, 2014.
- [13] T. R. Patil, "Performance Analysis of Naive Bayes and J48 Classification Algorithm for Data Classification," *Int. J. Comput. Sci. Appl. ISSN 0974-1011*, vol. 6, no. 2, pp. 256–261, 2013.
- [14] Bustami, "Penerapan Algoritma Naive Bayes," *J. Inform.*, vol. 8, no. 1, pp. 884–898, 2014.
- [15] G. Feng, J. Guo, B.-Y. Jing, and T. Sun, "Feature subset selection using naive Bayes for text classification," *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 65, pp. 109–115, 2015.

Biodata Penulis

Wivadario Wilan, Mahasiswa Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Kristen Satya Wacana, angkatan 2015.

Sandy Hanshe Hanasbey, Mahasiswa Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Kristen Satya Wacana, angkatan 2015.

Meylan Ribka Awinero, Mahasiswa Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Kristen Satya Wacana, angkatan 2015.

Jonathan Vorgorius Adeputra Modouw, Mahasiswa Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Kristen Satya Wacana, angkatan 2015.

Pak Melkior, memperoleh gelar Sarjana Komputer (S.Kom), Jurusan Teknik Informatika STMIK AMIKOM Yogyakarta, lulus tahun 2006. Memperoleh gelar Magister Komputer (M.Kom) Program Pasca Sarjana Magister Teknik Informatika Universitas Gajah Mada Yogyakarta, lulus tahun 2011. Saat ini menjadi Dosen di STMIK AMIKOM Yogyakarta.

Lampiran:

```

1 public function score($sentence) {
2     foreach ($this->getPrefixes() as $prefix) {
3         if (strpos($sentence, $prefix) !== false) {
4             $sentence = str_replace($prefix, '', $prefix, $sentence);
5         }
6     }
7     $tokens = $this->getTokens($sentence);
8     $total_score = 0;
9     $scores = array();
10    foreach ($this->getClasses() as $class) {
11        $scores[$class] = 0;
12        foreach ($tokens as $token) {
13            if (strpos($token) > $this->strlen($token) < $this->strlen($token) & $this->isToken($token, $this->isToken($token))) {
14                if (isset($this->dictionary[$token][$class])) {
15                    $count = $this->dictionary[$token][$class];
16                } else {
17                    $count = 0;
18                }
19                $scores[$class] += ($count + 1);
20            }
21        }
22        $scores[$class] = $this->score($class) + $scores[$class];
23    }
24    foreach ($this->getClasses() as $class) {
25        $total_score = $scores[$class];
26    }
27    $scores[$class] = round($scores[$class] / $total_score, 3);
28    }
29    return $scores;
30 }
    
```

Lampiran 1. Code proses skor

```

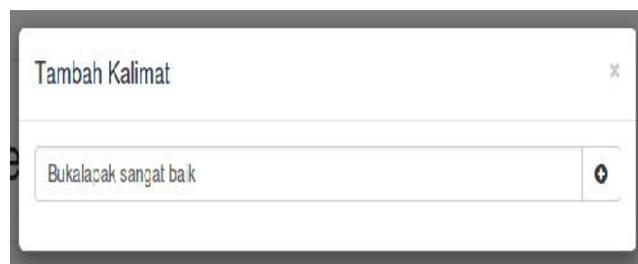
1 public function categorise($sentence) {
2
3     $scores = $this->score($sentence);
4     $classification = key($scores);
5
6     return $classification;
7 }
    
```

Lampiran 2. Code proses kategori

```

1 # [ $DBI_DB ]= $DBI_DB[ 'kalimat' ] && $DBI[ 'kalimat' ] && ' ' )
2 $result = $DBI[ 'kalimat' ];
3 $scores = $this->score($sentence);
4 $result = $this->category($result);
5
6 $db = new mysqli( 'localhost', 'root', '', 'db' );
7 if ( $db->connect_error ) {
8     die( 'Gagal koneksi db: ' . $db->connect_error );
9 }
10 $sql = "INSERT INTO kalimat (kalimat,score) VALUES (' ' . $DBI[ 'kalimat' ] . ' ' . $class . ' ' . $score_encode($scores) . ' ' );
11 if ( $db->query($sql) === TRUE ) {
12     $result = array( 'success' => true );
13 } else {
14     $result = array( 'success' => false );
15 }
16 } else {
17     $result = array( 'success' => false );
18 }
19 echo json_encode($result);
    
```

Lampiran 3. Code proses penyimpanan

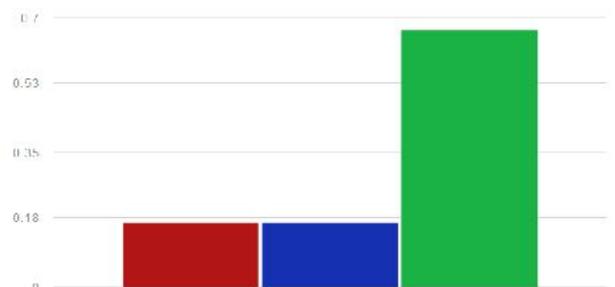


Lampiran 4. Form input kalimat

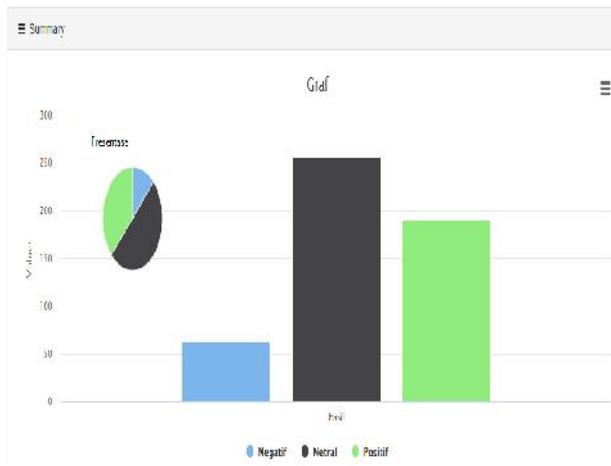
Tabel	
Duka apak sangat membantu dalam berbelanja dan usaha. Good...	Meltra
Buka apak adalah aplikasi yang luar biasa,sangat bermanfaat untuk masyarakat luas, menjadi pihak penengah antara penjual dan pembeli di seluruh Indonesia,sehingga transaksi aman dan mudah, klo bisa dibuat juga untuk bisa internasional.	Poetff
Masa bol barang buat sendiri ada biaya admin 650000???	Meltra
Cepat,tepat,terpercaya	Meltra
1. Bukalapak pays seller very fast, and all the merchant services are free	Meltra
2. Bukalapak have hotline where we could't call, and there are real people answering us.	Meltra
1. Dukaapak software is best of the best. User friendly, offer chat, can upload photos into chat	Meltra
Sangat membantu sekali....smoga lebih baik kedepannya.....terima kash bukakapak	Meltra
Syng bagus dn cepat ul pgrman	Poetff
Its easy to ship using Bukalapak, but why feature negotiate are off? please turn on negotiate feature again. Thank you	Meltra
Bl sangat lengkap dan byk membeni kemudahan save dalam berbelanja	Meltra
Congrats Bukalapak!	Meltra
Great service from the admin	Meltra

Lampiran 5. Daftar opini

Bukalapak adalah aplikasi yang luar biasa,sangat bermanfaat untuk masyarakat luas, menjadi pihak penengah antara penjual dan pembeli di seluruh Indonesia,sehingga transaksi aman dan mudah, klo bisa dibuat juga untuk bisa internasional.



Lampiran 6. Grafik Kalimat



Lampiran 7. Summary