Analisa Kualitas Fitur Aplikasi *Mobile* Dengan Menggunakan Pendekatan Sentimen *Grey*

Birdyne Yanuar Melani[1], Septiyawan Rosetya Wardhana[2], Dian Puspita Hapsari[3] dan Nanang Fakhrur Rozi[4]
Institut Teknologi Adhi Tama Surabaya
e-mail: birdyne06307@gmail.com

ABSTRACT

Social media is one of communication media which are mostly favored by users. The increasing number of users who are downloading mobile-based social media application has aroused many developers to continuously release the newest features in certain time. However, not all features in social media can be accepted well by users. They hold vital roles in giving judgment toward the newest feature released by social media they use. The more the social media features are getting positive comments, the more acceptable these features become. Contrarily, the more negative comments the social media get from users, the less acceptable they will be. Unfortunately, a system which reviews comments of social media users has not been available yet. Therefore, Grey Sentiment approach based on Grey Sentiment Lexicon was employed in this research, particularly for getting the sentiment values and satisfaction level from users toward the features of application with mobile-based social media. The results of trials to three social media demonstrated that the values of accuracy, precision, recall, and f-measure respectively obtained 78.14%, 83.13%, 90.2%, and 86.52%. Hence, those results indicated that Grey Sentiment could be used as a system for classifying comments and giving sentiment value found in the users' comments.

Keywords: *comments, Grey Sentiment, Lexicon-based , sentiment analysis, social media*

ABSTRAK

Media sosial adalah salah satu media untuk berkomunikasi yang banyak diminati oleh para penggunanya. Seiring semakin banyaknya pengguna yang mengunduh aplikasi media sosial berbasis *mobile*, membuat para *develover* rutin meriliskan fitur-fitur terbaru setiap rentan waktu tertentu. Akan tetapi, tidak semua fitur diterima dengan baik oleh para pengguna dalam berselancar di media sosial. Para pengguna mempunyai peran untuk memberikan penilaian terhadap fitur terbaru yang dirilis pada media sosial yang digunakannya. Semakin banyak suatu fitur media sosial yang mendapatkan komentar positif, maka fitur tersebut berhasil diterima dengan baik oleh para penggunanya. Sebaliknya semakin banyak komentar negatif yang didapat, maka fitur media sosial tersebut kurang dapat diterima oleh para penggunanya. Namun, masih belum ada sistem untuk mengulas komentar para pengguna media sosial. Melalui pendekatan Sentimen *Grey* berdasarkan *Grey Sentiment Lexicon* dilakukan dalam penelitian ini untuk mendapatkan nilai sentimen dan tingkat kepuasan para pengguna terhadap fitur aplikasi media sosial berbasis *mobile*. Berdasarkan percobaan yang dilakukan terhadap tiga media sosial, didapatkan nilai akurasi, presisi, recall dan f-measure berturut-turut sebesar 78.14%, 83.13%, 90.2% dan 86.52%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa Sentimen *Grey* dapat digunakan sebagai sistem untuk mengklasifikasikan komentar serta mampu memberikan nilai sentimen yang terkandung dalam komentar pengguna.

Kata Kunci : Analisis Sentimen, Komentar, *Lexicon-Based*, Media Sosial, Sentimen *Grey*.

PENDAHULUAN

Analisa kualitas fitur dapat digunakan untuk mengetahui presentasi nilai seberapa berhasil suatu fitur dapat diterima oleh penggunanya. Presentasi hasil nilai tersebut dapat menjadi bahan pertimbangan untuk para developer, apakah fitur tersebut akan dilakukan pengembangan atau evaluasi. Kehadiran fitur-fitur terbaru dapat dijumpai pada aplikasi berbasis *mobile*. Salah satu aplikasi berbasis *mobile* yang merilis fitur-fitur terbaru adalah aplikasi media sosial. Fitur yang

terdapat pada aplikasi media sosial berbasis *mobile* ini hadir pada periode waktu tertentu, pengalaman baru bagi para penggunanya. Dari hasil yang didapatkan pada analisa kualitas fitur dapat diketahui baik buruknya suatu fitur dari hasil sentimen para penggunanya.

Opinion mining atau analisis sentimen adalah teknik pada *text mining* yang digunakan untuk mengetahui nilai suatu komentar. Analisis sentimen merupakan salah satu solusi mengatasi masalah dalam mengelompokkan suatu opini atau *review* menjadi kelas opini positif atau negatif secara otomatis[1]. Tahapan pertama yang dilakukan adalah *preprocessing*, untuk menghapus tanda baca, angka, kata-kata yang dianggap tidak penting serta merubah kata menjadi huruf kecil. Untuk mengetahui apakah komentar tersebut masuk dalam komentar positif atau negatif maka digunakan metode Sentimen *Grey*. Sentimen *Grey* yang dibangun dengan menggunakan tiga kamus *lexicon* ini, menawarkan kelebihan dimana suatu kata tidak hanya memiliki satu arti namun dapat mempunyai lebih dari satu arti dan nilai polaritas sekaligus. yang menggunakan kamus *Grey Sentiment Lexicon.* Pada Sentimen *Grey* juga memperhitungkan kata-kata yang masuk dalam kelompok *booster words*. Sehingga dari kondisi tersebut ditemukan akurasi analisis sentimen yang tinggi karena setiap kata memiliki nilai polaritas positif dan negatif sekaligus[2].

TINJAUAN PUSTAKA

Text Mining

Text mining adalah bagian dari *data mining* namun tahapan proses pada *text mining* lebih banyak dibandingkan pada tahapan proses *data mining* sendiri. Karena pada data teks mempunyai data yang tidak terstruktur sehingga perlu dilakukan beberapa tahapan agar data tersebut menjadi lebih terstruktur.

Analisis Sentimen

Analisis sentimen adalah proses yang bertujuan untuk menentukan isi dari dataset yang berbentuk teks bersifat positif, negatif atau netral karena sekarang pendapat khalayak umum menjadi sumber penting dalam pengambilan keputusan seseorang akan suatu produk[3].

Sentimen *Grey*

Sentimen *Grey* atau *Grey Sentiment* diperkenalkan oleh Liviu Adrian Cotfas dan rekan pada tahun 2017. Pada sentimen Grey mengunakan angka *grey* yang dinotasikan dengan simbol "⊗". Fungsi yang digunakan pada sentimen *Grey* adalah nilai interval ata dan interval bawah sekaligus[6].

$$\otimes_a \epsilon \left[\underline{a}, \overline{a}\right] \quad (1)$$

$$\otimes_b \epsilon \left[\underline{b}, \overline{b}\right] \quad (2)$$

Keterangan :

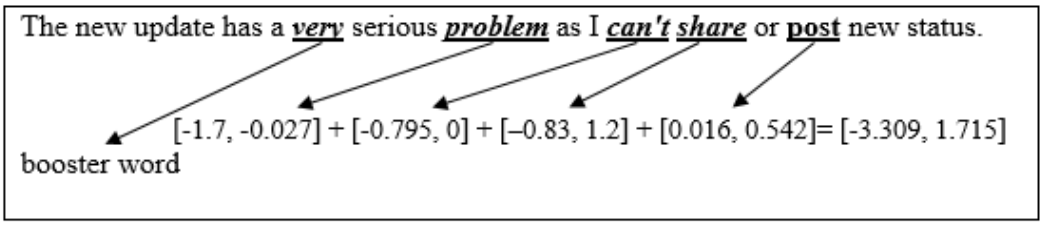
$\otimes_a, \otimes_b$ = Angka *grey*

$\underline{a}$ = Interval bawah angka *grey*

$\overline{a}$ = Interval atas angka *grey*

Grey Sentiment Lexicon

Untuk membangun *Grey Sentiment Lexicon*, memerlukan tiga kamus *lexicon* sekaligus. Diantaranya *MaxDiff Twitter Lexicon, Vader Sentiment Lexicon* dan *Sentiment140 Lexicon.* Serta juga memperhitungkan nilai pada *Booster Words,* yang dijelaskan sebagai berikut.



Gambar 1 Perhitungan Sentimen *Grey*

1. *MaxDiff-Twitter Lexicon*

MaxDiff-Twitter Lexicon merupakan salah satu kamus *lexicon*, kamus ini mempunyai 1.515 *tokens* yang mengandung kata berbahasa inggris, *emoticon* serta sentimen yang terkait dengan akronim dan inisial. Dimana skala penilaiannya sangat negatif (-1) dan sangat positif (1).

2. *Vader Sentiment Lexicon*

Vader Sentiment Lexicon merupakan salah satu kamus *lexicon*, kamus ini mempunyai 7.500 *tokens* yang mengandung kata berbahasa inggris *emoticon* serta sentimen yang terkait dengan akronim dan inisial. Dimana skala penilaiannya sangat negatif (-4) dan sangat positif (4).

3. *Sentiment140 Lexicon*

Sentiment140 Lexicon merupakan salah satu kamus *lexicon*, kamus ini mempunyai 62.468 *tokens* yang mengandung kata berbahasa inggris dan *emoticon* serta sentimen yang terkait dengan akronim dan inisial. Dimana skala penilaiannya sangat negatif (-1) dan sangat positif (1).

4. *Booster Words*

Booster Words adalah kata penguat yang dapat memberikan nilai lebih positif atau lebih negative[6]. Nilai polaritas *sentiment* akan berubah dengan memperhitungkan kata yang mengandung nilai booster words. Pada Sentimen *Grey* mempunyai perhitungan sendiri dengan kata-kata yang termasuk dalam *booster words*. Contoh *booster words* seperti very, too dan lainnya yang dapat dihitung dengan rumus sebagai berikut.

$$k * \otimes_a \epsilon \left[k\underline{a}, k\overline{a}\right] \quad (3)$$

Keterangan :

k = Skalar

$\otimes_a, \otimes_b$ = Angka *grey*

$k\underline{a}$ = Interval bawah angka *grey*

$k\overline{a}$ = Interval atas angka *grey*

Confussion Matrix

Evaluasi untuk tingkat akurasi sistem merupakan tahapan dalam penelitian dengan mengetahui pengaruh metode yang digunakan terhadap sistem dan memperoleh parameter terbaik atau optimal[4]. Pada penelitian ini untuk mengukur validasi pada sistem menggunakan *Confusion Matrix*. Dimana *Confusion Matrix* memberikan pernilaian performansi klasifikasi berdasarkan data dengan benar atau salah. Jika data terdiri dari dua kelas maka, kelas yang satu dianggap sebagai positif dan yang lainnya dianggap sebagai negatif. Gambaran tabel *Confusion Matrix* akan dijelaskan pada tabel 1 sebagai berikut.

Tabel 1 *Confusion Matrix*

		Prediction Class	
		***Classified Positive* (+)**	***Classified Negative* (-)**
Class Actual	***Actual Positive* (+)**	*True Positive (TP)*	*False Negative (FN)*
	***Actual Negative* (-)**	*False Positive (FP)*	*True Negative (TN)*

Keterangan :

TP *(True Positive)* : Jumlah data benar yang terdeteksi benar.
TN *(True Negative)* : Jumlah data salah yang terdekteksi salah.
FP *(False Positive)* : Jumlah data benar yang terdeteksi salah.
FN *(False Negative)* : Jumlah data salah yang terdeteksi benar.

1. *Accuracy* atau akurasi merupakan perbandingan jumlah data yang relevan data yang di uji oleh sistem dengan keseluruhan data yang di uji oleh sistem.

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \quad (4)$$

2. *Precision* adalah jumlah sampel yang berkategori positif dan diklasifikasikan benar dibagi dengan total sampel yang diklasifikasi sebagai sample positif.

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \times 100\% \quad (5)$$

3. *Recall* adalah jumlah sampel diklasifikasi positif dibagi total sampel dalam testing set berkategori positif.

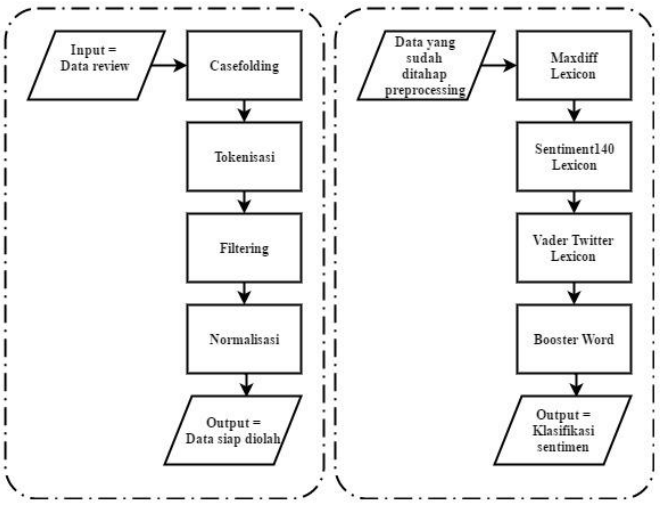
$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% \quad (6)$$

4. *F-Measure* adalah harmonic mean dari precision dan recall. Range dari nilai F-Measure adalah 0 sampai 1.

$$F-Measure = 2 . \frac{precision \, . \, recall}{precision + recall} \times 100\% \quad (7)$$

METODE

Pada penelitian ini, akan dilakukan klasifikasi pengelompokkan data *review* pengguna media sosial berbasis *mobile* yang diambil dari *website Google Play*. Review yang digunakan berupa komentar dan rating setelah menggunakan fitur-fitur yang dirilis pada aplikasi media sosial berbasis *mobile*. Tahapan yang akan dilakukan meliputi memasukkan data *review* pengguna, selanjutnya proses *preprocessing*, proses *grey sentiment lexicon* dan *output* yang dihasilkan berupa klasifikasi. Gambaran alur sistem dapat dijelaskan pada gambar 2 berikut.



Gambar 2 Alur metode

Dari data yang sudah disiapkan pada skenario pengujian analisis sentimen. Data yang digunakan sebagai dataset adalah data yang diambil dari komentar para pengguna tentang *review*

kualitas fitur media sosial berbasis *mobile* pada website *Google Play*. Data komentar diambil sesuai dengan momen perilisan suatu fitur aplikasi media sosial berbasis *mobile*.

Untuk mendapatkan nilai seberapa akuratkah sistem yang telah dibangun, maka akan dilakukan proses pengujian nilai total keseluruhan sentimen dan membandingkannya dengan rating. Dengan memperhitungkan penilaian berdasarkan rating pada review di website *Google Play* yang diberikan oleh para pengguna. Pada komentar, nilai rating biasanya digambarkan dalam logo bintang. Pada penelitian ini rating yang dipakai antara 1 sampai dengan 5. Dimana rating 1 artinya *strong negative*, rating 2 artinya *negative*, rating 3 artinya netral, 4 artinya *positive* dan 5 artinya *strong positive* [5].

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil Analisis

Pada pengujian sistem akan dijelaskan tentang pengujian sistem dengan menggunakan tiga *dataset* media sosial dari *review* pengguna media sosial yang diambil dari *website Google Play*. Diantaranya media tersebut adalah *facebook*, *instagram* dan *whatsapp*. Masing-masing jumlah *dataset* sebanyak 200 komentar yang diambil dengan tanggal yang berbeda-beda.

Nilai rata-rata pengujian yang didapatkan dengan hasil sentimen yaitu, akurasi, presisi, *recall*, *f-measure*. Gambaran hasil dapat dijelaskan pada tabel 3 tentang nilai hasil rata-rata nilai pengujian. Dari hasil uji coba yang dilakukan didapatkan nilai akurasi, presisi, *recall* dan *f-measure* dari tiap-tiap media sosial menggunakan metode Sentimen *Grey*.

Tabel 2 Hasil pengujian

NO	Media sosial	Akurasi	Presisi	Recall	F-Measure
1	Facebook	77,49%	80,13%	91,24%	84,32%
2	Instagram	76,5%	82,08%	89,87%	85,8%
3	Whatsapp	80,4%	86,98%	89,63%	88,29%

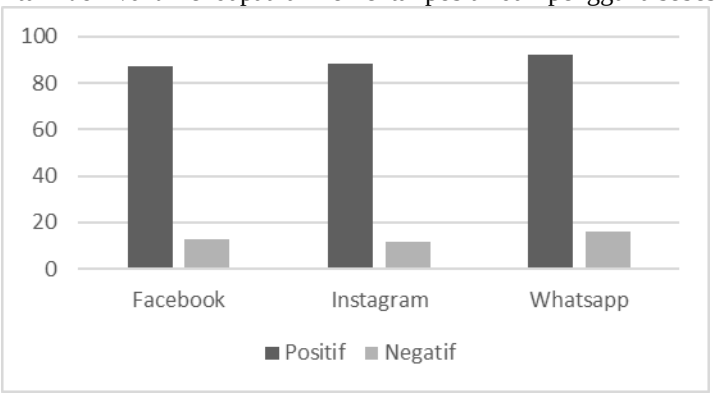
Analisa Hasil

Dari hasil analisa didapatkan bahwa *Facebook* mendapat komentar positif sebesar 87,5% dan komentar negatif 12,5%. *Instagram* mendapat komentar positif sebesar 88,5% dan komentar negatif 11,5%. Dan *Whatsapp* mendapat komentar positif sebesar 92% dan komentar negatif 8%.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian terhadap analisa kualitas fitur aplikasi mobile dengan menggunakan pendekatan sentimen *grey*, bahwa sistem aplikasi yang dibangun dapat mengklasifikasikan sentimen dari komentar tentang fitur media sosial yang diberikan oleh pengguna aplikasi media sosial berbasis *mobile*. Dengan pendekatan metode *Grey Sentiment* yang menggunakan kamus *Grey Sentiment Lexicon* maka didapatkan hasil kekakuratan sistem dimana akurasi 78.14%, presisi 83.13%, *recall* 90.2% dan *f-measure* 86.52%. Serta pada penelitian ini menggunakan 3 aplikasi media social dimana tiap-tiap media ssosial diambil 200 komentar, jadi total keseluruhan

600 komentar yang telah diuji. Didapatkan kesimpulan bahwa pada media social facebook dengan dengan fitur *Tab Event* mendapatkan komentar positif dari pengguna sebesar 81.5%.



Gambar 3 *Chart* analisa hasil

Pada media sosial *Instagram* dengan fitur *Stories Chat* mendapatkan komentar positif dari pengguna sebesar 88.5%. Dan pada media sosial *Whatsapp* dengan fitur *Autoplay Voice Note* mendapatkan komentar positif dari pengguna sebesar 86.5%.

DAFTAR PUSTAKA

[1] Indrayuni, E. (2019). Klasifikasi Text Mining Review Produk Kosmetik Untuk Teks Bahasa Indonesia Menggunakan Algoritma Naive Bayes, *VII*(1), 29–36.

[2] Cotfas, L. A., Delcea, C., Raicu, I., Bradea, I. A., & Scarlat, E. (2017). Grey sentiment analysis using SentiWordNet. *2017 IEEE International Conference on Grey Systems and Intelligent Services, GSIS 2017*, 284–288. https://doi.org/10.1109/GSIS.2017.8077719

[3] Chandani, V., Komputer, F. I., & Nuswantoro, U. D. (2015). Komparasi Algoritma Klasifikasi Machine Learning Dan Feature Selection pada Analisis Sentimen Review Film, *1*(1), 56–60.

[4] Rasywir, E., & Purwarianti, A. (2015). Eksperimen pada Sistem Klasifikasi Berita Hoax Berbahasa Indonesia Berbasis Pembelajaran Mesin. *Jurnal Cybermatika*, *3*(2), 1–8. Retrieved from http://cybermatika.stei.itb.ac.id/ojs/index.php/cybermatika/article/view/133

[5] Ruysbergh, A. (2017). Positive , Negative And Mixed, 2016–2017.

[6] Liu, S., & Lin, Y. (2006). *Grey Information Theory and Practical Applications*. London : *Springer-Verlag*.