

PENDETEKSIAN KEKUATAN SENTIMEN PADA TEKS *TWEET* BERBAHASA INDONESIA MENGGUNAKAN *SENTISTRENGTH*

Raisa Sianipar, Erwin Budi Setiawan²

^{1,2} Prodi Ilmu Komputasi Telkom University, Bandung

¹swastika.raisa@gmail.com, ²erw@ittelkom.ac.id

Abstrak

Pendeteksian kekuatan sentimen adalah salah satu penelitian terbaru dari analisis sentimen. Yang berbeda adalah, sistem menggunakan perilaku berupa informasi bobot kekuatan sentimen dari setiap *term* yang terdeteksi untuk mendapatkan polaritas teks. Tugas Akhir ini membangun sebuah sistem yang mengadaptasi *classifier SentiStrength*. *SentiStrength* adalah algoritma sekaligus program *opinion mining* yang menggunakan pendekatan berbasis kamus/leksikon. Kamus/leksikon *SentiStrength* ini berisi *terms* berikut bobot kekuatan sentimennya. Dikarenakan kamus/leksikon *default SentiStrength* dibuat dalam bahasa Inggris (English), maka sesuai ijin dari pengembangnya, leksikon ini telah diterjemahkan ke dalam bahasa Indonesia untuk kebutuhan penelitian. Penelitian ini menghasilkan nilai akurasi sebesar 57.33%. Hasil pengujian lainnya dapat dilihat lebih lanjut.

Kata kunci : *Sentiment Analysis, Emosi, SentiStrength, Twitter, Bahasa, Indonesia*

Abstract

Sentiment strength detection is current publication of sentiment analysis. The difference with other sub-field is the system uses sentiment strength from each detected term to obtain the polarity of the text. This chapter applying SentiStrength, kind of algorithm also an opinion mining program which is uses lexicon-based approach. The lexicons contain terms with associated strength measurement. Due to the default lexicon was developed in English, but get permitted to translated to Bahasa for research needs. It revealed that system could give 57.33% accuracy. Other addition results have been presented.

Keywords: *Sentiment Analysis, Emotion, SentiStrength, Twitter, Bahasa, Indonesia*

1. Pendahuluan

Ide tugas akhir ini bermula dari ketertarikan menulis tweet. Tweet adalah istilah tulisan/teks pada layanan microblogging Twitter. Acap kali, Twitter digunakan bukan hanya untuk berbagi informasi, tapi juga untuk 'curhat' mengenai sesuatu hal. Tak jarang ketika 'curhat', orang-orang melampiaskan emosi. Curhat dalam tweet ini bisa dianalisis, dan inilah yang menjadi target dalam tugas akhir ini. Komponen-komponen dalam *tweet* menjadi tantangan tersendiri, dan harus ada perlakuan ekstra untuk menangani dataset kompleks semacam ini.

Pada penelitian Tugas Akhir ini, peneliti akan membangun sistem yang memanfaatkan konsep *SentiStrength* untuk dapat melakukan analisis sentiment pada teks berbahasa Indonesia, dengan target teks tweet. Tujuan penelitian ini adalah untuk melihat efek *SentiStrength* adalah algoritma sekaligus sudah berupa bentukan program untuk *opinion mining* yang menggunakan pendekatan berbasis kamus/leksikon. *SentiStrength* bekerja

dengan mendeteksi setiap kata/frasa dari suatu teks, mengecek *terms* manakah yang mengandung sentimen, kemudian output-nya adalah dual scale yang didapat dari bobot kekuatan terbesar dari kata/frasa yang berhasil terdeteksi, masing-masing untuk kelas positif dan negatif.

Kamus/leksikon *SentiStrength* ini menggunakan range bobot 1 sampai 5 masing-masing untuk kelas positif dan negatif, yang dimana penetapan ini didasarkan pada teori human-level accuracy[5,6,12,19,20,21,22,23,24,25,26].

Kamus/leksikon yang diatur oleh *SentiStrength* tidak hanya menggunakan kata sifat saja, namun juga memperhatikan indikator sentimen dari kelas kata yang lain yang dianggap mengandung sentimen.

Sesi 2 akan menguraikan teori tentang *lexicon-based approach* diikuti dengan penjelasan tentang algoritma *SentiStrength* dan evaluasi yang akan dikenakan pada sistem. Sesi 3 berisi informasi tentang perancangan sistem dan target yang ingin dicapai dari sistem melalui pengukuran

performansi. Sesi 4 akan menguraikan dataset dan skenario pengujian, sekaligus hasil pengujian yang didapat. Terakhir, di sesi 5 ada kesimpulan terkait hasil pengujian.

2. Dasar Teori

2.1. Sentiment Analysis

Istilah *sentiment analysis*, atau dalam bahasa Indonesia diartikan sebagai ‘analisis sentimen’, dimaksudkan sebagai suatu bidang studi untuk menganalisis sentimen pada teks, atau dengan kata lain pengelompokan polaritas teks -baik dalam tingkat dokumen, kalimat atau fitur/tingkat aspek n-gram (kata benda, kata kerja, kata keterangan, klausa, frasa)- apakah pendapat yang dikemukakan bersifat positif atau negatif (juga ada netral). Istilah *opinion mining* dan *sentiment analysis* dianggap saling berkaitan dan *interchangeable*[11] karena pada tujuannya *opinion mining* adalah mengumpulkan opini-opini publik untuk dianalisis.

2.2. Pendeteksian Kekuatan Sentimen

Pendeteksian kekuatan sentimen merupakan topik baru dari analisis sentimen dengan awal pemahaman bahwa dari tulisanpun dapat dianalisis kekuatan emosinya (positif/negatif)[6,21,22,25,26].

Tujuan akhir dari penelitian ini masih berupa pengklasifikasian (polaritas) teks, namun yang berbeda adalah model algoritmanya akan menggunakan informasi bobot kekuatan dari setiap *term* yang terdeteksi untuk mendapatkan polaritas teks [6,21,22,23,25,26]. Kelas polaritas dipertimbangkan dari bobot *terms* yang berhasil terdeteksi[5].

2.3. SentiStrength

SentiStrength merupakan program *opinion mining* yang dikembangkan oleh *CyberEmotion*[4]. *SentiStrength* adalah contoh *classifier* yang

menggunakan pendekatan berbasis leksikon yang berfokus pada pendeteksian kekuatan

sentimen[5,6,12,19,20,21,22,23,24,25,26,28].

Dengan memanfaatkan leksikal dengan sistem *dual scale*, *SentiStrength* ingin menunjukkan bahwa manusia dapat merasakan *positive emotion* dan *negative emotion* secara bersamaan, sampai di batas tertentu secara independen(Norman et al.,2011)[20,21,23,25].

SentiStrength akan menghasilkan *positive value* dan *negative value*[5,6,19,20,21,22,23,24,25,26,28]. *Range value/score* dimulai dari angka 1 sampai 5. Nilai 1 menandakan data tersebut tidak memiliki sentimen

positif ataupun negatif, sedangkan nilai 5 menandakan data tersebut memiliki sentimen yang ‘sangat positif’ atau ‘sangat negatif’[5,6,19,20,21,22,23,24,25,26,28].

Hanya *value* terbesar (dari masing-masing *emotion*) yang ditampilkan sebagai *final value*[5,6,19,20,21,22,23,24,25,26,28]. *Final value* ini masih akan diberi tambahan nilai berupa 1 (untuk positif) dan -1 (untuk negatif) guna mencegah *emotion* bernilai 0 atau kosong. Kondisi ini masih tetap berlaku meskipun *emotion*-nya sudah memiliki *value*. Keputusan akhir didasarkan pada[5].

```
if positive value > negative value ;
positive sentiment
if positive value < negative value ;
negative sentiment
if positive value = negative value ;
neutral sentiment
```

Elemen yang akan dipakai adalah sebagai berikut[19,20,21,22,23,24,25,26,28].

- Kamus sentimen berikut nilainya.
- Pengoreksian penulisan.
- Intensifikasi/kata pendorong.
- Negasi.
- Sentimen negatif pada kalimat pertanyaan dianggap tidak memiliki sentiment

SentiStrength dapat dimodifikasi untuk bahasa berbeda dengan menerjemahkan isi leksikon *default*-nya, menyesuaikan opsi pengaturannya untuk mengatasi *feature* pada struktur jenis bahasa tertentu. Aturan-aturan yang ada di *SentiStrength* dapat dimodifikasi bahkan dihilangkan sesuai kebutuhan bahasa[19,20,21,22,23,24,25,26,28].

Pengaplikasian ke bahasa selain *English* cenderung menghasilkan nilai akurasi yang lebih

rendah karena analisis dan proses pembangunan memang lebih sering berfokus pada bahasa

Inggris[25].

2.4. Evaluasi SentiStrength

Penelitian ini membutuhkan *human-coded* untuk melakukan evaluasi terhadap *SentiStrength*. *Human-coded* adalah dataset yang telah dinilai oleh *human coders*[19,20,21,22,23,24,25,26,28]. *Human-coded* yang digunakan adalah berupa *average score*. Evaluasi yang akan dilakukan adalah akurasi, uji korelasi, dan uji hipotesis dengan metode *t-test*.

Akurasi menampilkan informasi seberapa banyak keputusan akhir yang berhasil sama yang bisa dianalisis oleh sistem terhadap hasil pelabelan.

$$\frac{\text{Jumlah benar}}{\text{Jumlah sampel}} \quad (1)$$

Korelasi adalah teknik analisis yang menghitung kekuatan hubungan dan tipe hubungan antara dua variabel (kadang bisa lebih dari dua variabel)[7,16,18].

Pertanyaan yang kita ajukan untuk uji korelasi adalah 'Apakah terdapat korelasi positif terkait penilaian *positive value* dan *negative value* antara sistem dan pelabelan', dengan pengajuan hipotesis sebagai berikut.

: tidak terdapat korelasi positif terkait penilaian *positive value* dan *negative value* antara sistem dan pelabelan

: terdapat korelasi positif terkait penilaian *positive value* dan *negative value* antara sistem dan pelabelan.

$$\frac{\sum (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum (X_i - \bar{X})^2 \sum (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (2)$$

Keterangan :

r = nilai korelasi *Pearson*

n = jumlah *sample*

$\sum X$ = total jumlah dari variabel X

$\sum Y$ = total jumlah dari variabel Y

$\sum X^2$ = kuadrat dari total jumlah variabel X

$\sum Y^2$ = kuadrat dari total jumlah variabel Y

$\sum XY$ = hasil perkalian dari total jumlah variabel X dan variabel Y

Peluang kesalahan/ batas error (α): 5% dan 1%.

Uji hipotesis bisa dilakukan dengan memanfaatkan nilai korelasi yang sudah didapatkan. Pertanyaan yang kita ajukan untuk uji hipotesis dengan metode *t-test* adalah 'Apakah terdapat perbedaan antara antara hasil sistem dan hasil pelabelan terkait penilaian *positive value* dan *negative value*', dengan pengajuan hipotesis sebagai berikut.

: tidak ada perbedaan antara hasil sistem dengan hasil pelabelan terkait penilaian *positive value* dan *negative value*

: ada perbedaan antara hasil sistem dengan hasil pelabelan terkait penilaian *positive value* dan *negative value*

$$\frac{t}{r} \quad (3)$$

Keterangan :

t = nilai uji T

r = nilai korelasi

n = jumlah *sample*

Peluang kesalahan/ batas error (α) : 5% dan 1%.

Baik uji korelasi dan uji hipotesis dengan metode *t-test* menggunakan kriteria penerimaan hipotesis sebagai berikut.

diterima jika

• atau

•

diterima jika

• atau

•

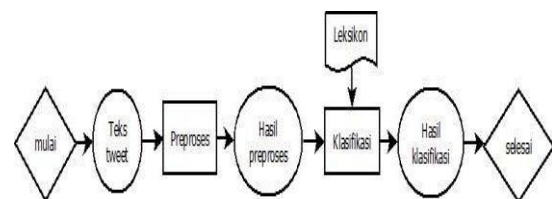
3. Perancangan Sistem

3.1. Deskripsi Sistem

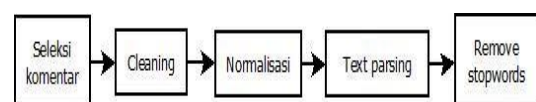
Sistem yang akan dibangun adalah sistem yang dapat melakukan analisis sentimen dengan menerapkan kerja *SentiStrength*.

Keluaran sistem adalah hasil klasifikasi yang bersifat *dual scale*, dimana diberi skor 1 sampai 5 baik emosi positif dan negatif. Nilai terbesar dari masing-masing emosi akan dikeluarkan sebagai

hasil akhir. Keputusan akhir untuk menentukan kelas polaritas dari teks tersebut dilihat dari kelas emosi yang memiliki nilai terbesar.



Gambar1 Gambaran Umum Sistem



Gambar 2 Preproses

Berikut adalah uraian gambaran umum sistem seperti yang ditampilkan pada Gambar 1.

1. Sistem menerima inputan berupa teks *tweet*.
2. Kemudian dilakukan preproses pada data, lihat Gambar 2. Preproses yang dilakukan antara lain seleksi komentar, *cleaning*, normalisasi, *text parsing*, *remove stopwords*.
3. Hasil preproses masuk ke proses klasifikasi. Sistem membaca hasil dari preproses terakhir. Tiap kata akan dicocokkan terhadap isi leksikon apakah isi teks ada yang sama *opinion words* di leksikon. Jika ada, akan ditampilkan bobot dari kata tersebut.
4. Hasil klasifikasi ditampilkan berupa *opinion word* yang berhasil terdeteksi dari teks sekaligus bobot sentimennya. Hasil klasifikasi dibedakan menjadi *positive emotion rating* dan *negative emotion rating*. Nilai positif terbesar dan nilai negatif terbesar yang akan menjadi kunci penentu polaritas dari data *tweet* tersebut.

3.2. Pengukuran Performansi

Untuk uji korelasi, penelitian ini menargetkan agar hipotesis H_1 diterima. Jika target berhasil dicapai, ini akan digunakan sebagai bukti bahwa *SentiStrength* bekerja lebih baik ketimbang menebak acak [19,20,22,25]. Untuk uji hipotesis dengan *t-test*, penelitian ini juga menargetkan agar hipotesis H_1 diterima. Jika target berhasil dicapai, ini akan digunakan sebagai bukti bahwa kamus/leksikon *SentiStrength* bisa dipakai untuk penelitian analisis sentimen karena tidak bersifat subjektif.

4. Analisis dan Evaluasi

4.1. Dataset yang Digunakan

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah dataset *tweet* yang diambil dari Twitter <http://www.twitter.com>.

Tweets diambil dari enam akun *unofficial fanbase* yang membahas kehidupan mahasiswa, yaitu @yeahmahasiswa @gagalmahasiswa, @ngampusaja, @skrip_shit, @deritamahasiswa, dan @maulasam. Masing-masing dari akun diambil sebanyak 100 *tweets* secara acak, sehingga keseluruhan *tweet* berjumlah 600 *tweets*. Hal lain yang juga harus dilakukan adalah memperhatikan setidaknya dalam tiap *tweet* memiliki satu *opinion*

word positif/negatif/netral pada *tweet* tersebut dan penulisannya harus benar, jelas, dan tidak disingkat.

Alasan penggunaan *tweets* dari akun-akun tersebut sebagai dataset karena merupakan akun-akun *Twitter* tersebut sering membahas kehidupan mahasiswa dan dunia perkuliahan di Indonesia. Selain itu juga karena akun-akun tersebut dapat dikategorikan populer karena memiliki banyak *follower* (massa) yang sebagian besar adalah mahasiswa.

4.2. Instruksi Pelabelan

Pelabelan terhadap data *tweet* dilakukan dengan memberdayakan sejumlah *human coder* untuk memberikan nilai *positive* dan *negative emotion rating* pada teks. Penelitian menggunakan hasil rata-rata dari pelabelan yang telah dilakukan oleh 15 orang yang telah bertindak sebagai *human coder* secara independen. Ketentuan *scoring* 1 sampai 5 untuk positif dan negatif. Setelah hasil pelabelan dari semua *human-coders* didapatkan, kita akan mengambil nilai rata-rata (*average score*) dari skor teks untuk dibandingkan dengan hasil dari sistem.

4.3. Hasil Pengujian

4.3.1 Perbandingan Jumlah Tweet Positif dan Negatif

Hasil sistem menghasilkan *positive sentiment* lebih sedikit dari hasil pelabelan. Hal ini ditandai dengan jumlah *positive sentiment* dari sistem hanya berjumlah 102 teks saja ketika pelabelan menghasilkan mengklasifikasi 306 teks sebagai *positive sentiment*. Sedangkan di hasil *negative sentiment*, sistem mengklasifikasikan 223 teks, lebih banyak 90 poin, dibandingkan pelabelan yang hanya mengklasifikasikan 133 teks sebagai teks negatif.

Kesimpulan dari proses ini menunjukkan bahwa terdapat perbedaan antara bagaimana sistem dan kemampuan rasa manusia dalam menganalisis sentimental dari sebuah teks. Hal ini bisa terjadi karena tiap manusia memiliki perilaku dan pemahaman yang berbeda dalam memberi kadar sentimen dari suatu teks.

4.3.2 Uji Korelasi dan uji Hipotesis dengan Metode t-test

Uji korelasi akan diberlakukan untuk *positive value* dan *negative value*. Kita akan menggunakan uji *R-Pearson* (r-hitung) dan uji hipotesis dengan metode *t-test*(t-hitung) dengan

batas error 5% dan 1%. Rumus (2) untuk korelasi dan rumus (3) untuk hipotesis *t-test*.

Tabel 1 Perhitungan Korelasi antara Sistem dan Hasil Pelabelan

	Sistem =	Pelabelan =		r-hit	t-hit
<i>Positive Value</i>	2452	3632	2762	0.55	16.19
<i>Negative Value</i>	2418	2512	2278	0.53	15.41

Pada kolom r-hit (uji korelasi), didapati nilai R_{hitung} untuk *positive value* adalah 0.55. Jika hasil ini dibandingkan dengan R_{tabel} dengan batas error 5% (0.08), nilai $R_{hitung} > R_{tabel}$. Bahkan jika R_{hitung} dibandingkan dengan R_{tabel} dengan batas error 1% sekalipun (0.10), nilai $R_{hitung} > R_{tabel}$.

Selanjutnya, nilai R_{hitung} untuk *negative value* adalah 0.53. Jika hasil dibandingkan dengan R_{tabel} dengan batas error 5% (0.08), nilai $R_{hitung} > R_{tabel}$. Bahkan jika R_{hitung} dibandingkan dengan R_{tabel} dengan batas error 1% sekalipun (0.10), nilai $R_{hitung} > R_{tabel}$.

Hasil menunjukkan *SentiStrength* memiliki estimasi kedekatan lebih dari 50% (0.55 dan 0.53) terhadap hasil sebenarnya (hasil pelabelan).

Pada kolom t-hit (uji hipotesis dengan metode *t-test*), didapati nilai T_{hitung} untuk *positive value* adalah 16.19. Jika hasil ini dibandingkan dengan T_{tabel} dengan batas error 5% (1.96), nilai $T_{hitung} > T_{tabel}$. Bahkan jika T_{hitung} dibandingkan dengan T_{tabel} dengan batas error 1% sekalipun (2.58), nilai $T_{hitung} > T_{tabel}$.

Selanjutnya, nilai untuk T_{hitung} untuk *negative value* adalah 15.41. Jika hasil ini dibandingkan dengan T_{tabel} dengan batas error 5% (1.96), nilai $T_{hitung} > T_{tabel}$. Bahkan jika T_{hitung} dibandingkan dengan T_{tabel} dengan batas error 1% sekalipun (2.58), nilai $T_{hitung} > T_{tabel}$.

Baik uji korelasi maupun uji hipotesis, keduanya menghasilkan keputusan yaitu hipotesis H_1 diterima sedangkan hipotesis H_0 ditolak.

4.3.3 Akurasi

Didapat hasil bahwa dari 600 teks ada sebanyak 344 teks yang berhasil sama yang bisa dikeluarkan sistem terhadap hasil pelabelan dan 256 teks yang tidak berhasil sama yang bisa dikeluarkan sistem terhadap hasil pelabelan.

Dari 344 teks yang berhasil sama diklasifikasi sistem terhadap pelabelan, ditemukan 172 teks diantaranya adalah teks positif (*positive sentiment*)

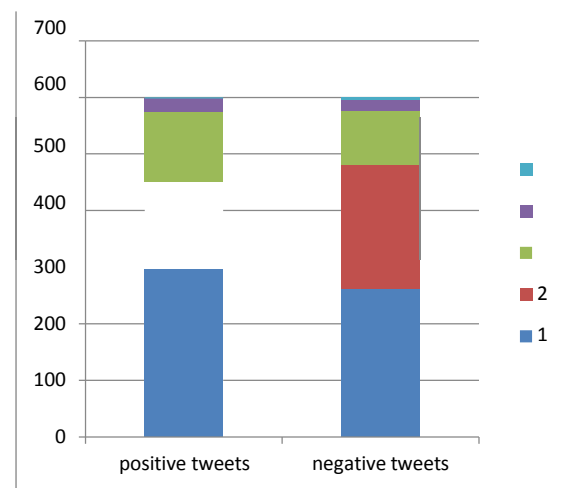
dan 107 teks diantaranya adalah teks negatif (*negative sentiment*). Hasil yang didapat dengan menggunakan formula (1) didapatkan nilai akurasi sebesar 57.33%.

Tabel 2 Hasil Persaman Keputusan Sistem terhadap Pelabelan

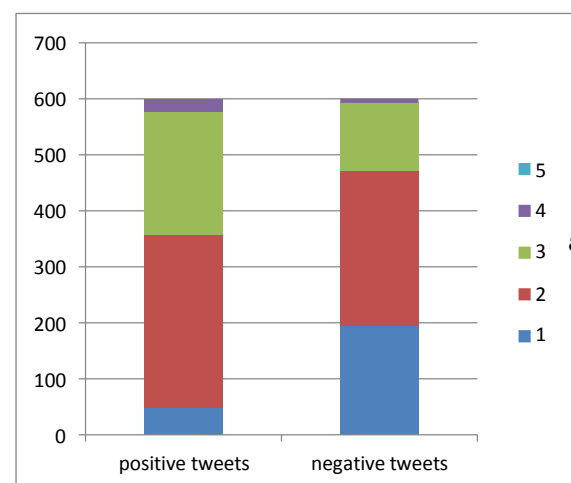
	Sama (True)	Tidak sama (False)
<i>Positive Sentiment</i>	172	134
<i>Negative Sentiment</i>	107	26
<i>Neutral Sentiment</i>	65	96
Total	344	256

4.3.4 Intensitas Skor Sentimen

Informasi selanjutnya adalah visualisasi terkait intensitas skor sentimen yang sering muncul dari hasil klasifikasi.



Gambar 3 Hasil Sistem



Gambar 4 Hasil Pelabelan

aR dengan Meto

5. Kesimpulan dan Saran

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis dan pengujian pada bab sebelumnya, dapat disimpulkan:

1. Terdapat perbedaan jumlah hasil sistem dan pelabelan. Hal ini bisa terjadi karena tiap manusia memiliki perilaku dan pengertian yang berbeda dalam memberi kadar sentimen dari suatu teks.
2. Uji korelasi menunjukkan hasil adanya korelasi positif antara hasil sistem terhadap hasil pelabelan diatas 50%. Ini membuktikan *SentiStrength* bekerja lebih baik ketimbang menebak acak/*random guessing*.
3. Uji hipotesis dengan *t-test* menunjukkan adanya perbedaan antara hasil sistem dan hasil pelabelan. Ini menunjukkan leksikon *SentiStrength* dapat dipakai karena tidak bersifat subjektif.
4. Hasil akurasi keseluruhan adalah 57.33%. Hasil ini menunjukkan bahwa belum terlalu banyak hasil yang berhasil sama yang dihasilkan oleh sistem (*SentiStrength*) terhadap hasil pelabelan (hasil sebenarnya). Hasil ini terjadi karena *terms* di kamus *default* yang kurang lengkap atau belum sepenuhnya sesuai dengan kebutuhan kosakata bahasa Indonesia. Hal ini bisa juga terjadi karena belum ada perlakuan khusus untuk beberapa *feature*.
5. Analisis secara keseluruhan menunjukkan hasil bahwa *tweets* akun-akun *Twitter* yang menjadi dataset di penelitian ini tidak memiliki kecenderungan untuk dominan negatif.

5.2 Saran

Berdasarkan penelitian yang sudah dilakukan, sebaiknya ada beberapa hal yang perlu diperhatikan:

1. Menerapkan contoh kegiatan preproses lain, misal *stemming* atau *lemmatizer* untuk bahasa Indonesia, dengan harapan untuk melihat perbedaan yang bisa dihasilkan jika menambahkan skenario pengujian yang lebih banyak lagi.
2. Memperbanyak isi *term* di leksikon dan melakukan modifikasi bobot diharapkan dapat meningkatkan akurasi.
3. Penggunaan *language expert* dalam pemberian bobot kamus mungkin akan

memberikan hasil yang lebih baik, asal tetap memperhatikan instruksi dan aturan yang diberlakukan sistem.

6. DaftarPustaka

- [1] Agarwal, A., et al. 2011. *Sentiment Analysis of Twitter Data*. Proceedings of the Workshop on Language in Social Media (LSM 2011) , halaman 30-38. Portland, Oregon : Association for Computational Linguistic.
- [2] Augustyniak, L. et.al., 2014. *Simple is Better? Lexicon-based Ensemble Sentiment Classification Beats Supervised Methods*. Wroclaw, Poland : Institute of Informatics, Wroclaw University of Technology. Appeared in International Workshop on Curbing Collusive Cyber-gossips in Social Networks (C3-2014), August 17, 2014. Proc. IEEE/ACM Int. Conf. Advances in Social Network Analysis and Mining, ASONAM, Beijing, China.
- [3] BahasaKita. 2007. *Bahasa Kita- Indonesia Language Online Resource*. <http://www.bahasakita.com>, diakses pada 4 September 2014.
- [4] Buntoro, G.A. , et.al. 2014. *Sentiment Analysis Twitter dengan Kombinasi Lexicon Based and Double Propagation*. Yogyakarta : Jurusan Teknik Elektro , Fakultas Teknik, Universitas Gajah Mada.
- [5] Chalothorn, T. , et al. 2012. *Sentiment Analysis of Web Forums : Comparison Between SentiWordNet and SentiStrength*. Published by : 4th International Conference on Computer Technology and Development (ICCTD 2013), 24-25 November 2012, Bangkok, Thailand
- [6] CyberEmotion. 2010. *SentiStrength*. <http://SentiStrength.wlv.ac.uk/> , diakses sejak tanggal 30 Agustus 2013.
- [7] Jonathansarwono. 2011. *Korelasi oleh :Jonathan Sarwono*. <http://www.jonathansarwono.info/korelasi/korelasi.htm>, diakses kembali 15 Agustus 2015.
- [8] Kouloumpis, E., Wilson, T. , Moore, J. 2011. *Twitter Sentiment Analysis : The Good the Bad and the OMG!*. Proceedings of the Fifth International AAAI Conference on Weblogs and Social Media.

- [9] Kaushik, C., Mishra, A. 2014. *A Scalable, Lexicon Based Technique for Sentiment Analysis*. Faridabad: Computer Engg. Department, YMCA University of Science and Technology. Appeared in International Journal in Foundations of Computer Science & Technology (IJFCS), Vol.4, No.5, September 2014.
- [10] Liu, B. 2010. *Sentiment Analysis and Subjectivity*. Chicago : Department of Computer Science. Appeared in Handbook of Natural Language Processing, Second Edition.
- [11] Liu, B. 2012. *Sentiment Analysis and Opinion Mining*. Chicago: Department of Computer Science.
- [12] López, R., et al. 2012. *Spanish SentiStrength as a Tool for Opinion Mining Peruvian Facebook and Twitter*. Arequipa : Research and Software Development Center of San Agustín National University (collaboration with Mike Thelwall).
- [13] MalesBanget.Com. 2004. *Kamus Slang*. <http://kamusslang.com/> , diakses sejak tanggal 16 Agustus 2014.
- [14] Musto, C., Semeraro, G., Polignano, M., *A Comparison of Lexicon-based approaches for Sentiment Analysis of microblog posts*. Italy: Department of Computer Science, University of Bari Aldo Moro.
- [15] Palanisamy, P. , Yadav, V., Elchuri, H. 2013. *Serendio: Simple and Practice lexicon based approach to Sentiment Analysis*. India: Serendio Software Pvt Ltd.
- [16] Sulyanto SE, MM, Dr., *Analisis Korelasi*. <http://management-unsoed.ac.id>
- [17] Taboada, M., et al. 2010. *Lexicon-Based Methods for Sentiment Analysis*. Association for Computational Linguistics Volume 37, Number 2.
- [18] Teknik Elektronika- Teknik Elektronika, Manajemen Produksi dan Statistika. 2014. *Pengertian dan Analisis Korelasi Sederhana dengan Rumus Pearson*. <http://teknikelektronika.com/pengertian-analisis-korelasi-sederhana-rumus-pearson/>, diakses kembali 15 Agustus 2015.
- [19] Thelwall, M. 2010. *Sentiment Analysis in Practice*. Wolverhampton: Statistical Cybermetrics Research Group University of Wolverhampton.
- [20] Thelwall, M. 2010. *SentiStrength : Sentiment Strength Detection in MySpace and Twitter*. Wolverhampton: Statistical Cybermetrics Research Group University of Wolverhampton.
- [21] Thelwall, M., et al. 2010. *Sentiment Strength Detection in Short Informal Text*. Journal of the American Society for Information Science and Technology, 61(12), 2544–2558.
- [22] Thelwall, M. 2011. *Introduction to Sentiment Strength Detection*. Wolverhampton: Statistical Cybermetrics Research Group University of Wolverhampton.
- [23] Thelwall, M., et al. 2011. *Sentiment Strength Detection for the Social Web¹*. Wolverhampton: Statistical Cybermetrics Research Group University of Wolverhampton.
- [24] Thelwall, M., et al. 2011. *Sentiment in Twitter Events*. Journal of the American Society for Information Science and Technology, 62(2), 406-418.
- [25] Thelwall, M. , . . . Holyst, J. (Ed). *Cyberemotions*. 2011. *Heart and Soul : Sentiment Strength Detection in the Social Web with SentiStrength*. Wolverhampton: Statistical Cybermetrics Research Group University of Wolverhampton.
- [26] Thelwall, M. 2015. *Sentiment Analysis Tasks and Methods*. Wolverhampton: Statistical Cybermetrics Research Group University of Wolverhampton.
- [27] Wei, Furu. 2011. *Sentiment Analysis and Opinion Mining*. Microsoft Research Asia: Natural Language Computing Group.
- [28] Winnicka, A., Tempczyk, P. 2013. *Big emotions in microblogging : Sentiment Analysis of Polish Tweets in 2012*. Gemius SA (collaboration with CyberEmotions)