

# ccp22

*by 22 Ccp22*

---

**Submission date:** 06-Feb-2018 02:26PM (UTC+0700)

**Submission ID:** 911869362

**File name:** 462-910-1-PB\_1.pdf (272.71K)

**Word count:** 3439

**Character count:** 22719

## 2 ANALISIS SENTIMEN PADA TWITTER MAHASISWA MENGUNAKAN METODE BACKPROPAGATION

Robet Habibi<sup>1</sup>  
robeth.steve@gmail.com

Djoko Budiyo Setyohadi<sup>2</sup>  
djokobdy@gmail.com

Ernawati<sup>3</sup>  
ernawati@mail.uajy.ac.id

### 2 Abstract

*In a learning environment, emotional factors influence student motivation. Students emotion have an important role in students' capability to learn. The tendency of the students emotion are not easily recognizable in a short time. Twitter is a popular micro-blogging system especially for students. Students post tweet about activities, experiences, their feelings anywhere, anytime and in real time. Sentiment analysis on twitter produce content sentiment that represents the feelings and emotions of students. Sentiment analysis system was built using backpropagation method at the stage of classification. In this research backpropagation network and the classification results were tested using WEKA with multilayer perceptron classifier. The results of sentiment analysis with 30 student respondents are 33.33% tendency of positive emotions, neutral emotions tendency 53.33% and 13.33% negative emotional tendencies. The results are used as reference in providing the appropriate treatment of the students during the process of learning.*

**Keywords :** *emotion, twitter, sentiment analysis, backpropagation, WEKA*

### 1. Pendahuluan

Dalam lingkungan belajar, faktor emosional sangat berpengaruh terhadap motivasi mahasiswa dalam belajar. Emosi mahasiswa secara umum dapat berpengaruh terhadap *outcome* dari *learning process* (Shen, Wang, & Shen, 2009). Emosi memiliki peran penting dalam kemampuan belajar dan cara belajar mahasiswa (Kolb, 1984) (Suliman, 2010). Emosi berarti bagi pendidikan, emosi dapat mendorong perhatian, mendorong pembelajaran dan memori (Mahasneh, 2013) (Sylwester, 1994). Seorang mahasiswa yang sedang merasakan kesedihan akan sulit untuk fokus pada saat belajar. Mahasiswa yang memiliki masalah emosional memiliki beberapa kesulitan seperti, kesulitan dalam belajar, sulit mencapai sesuatu, merasa tidak senang, memiliki sedikit teman dan sulit bergaul, sulit menerima pujian dan kurang dewasa, selalu emosional, dan mudah tersinggung (Fogell & Long, 1997). Jika terdapat mahasiswa dengan kecenderungan emosi negatif maka dapat berdampak negatif kepada mahasiswa lain. Mahasiswa menjadi kurang berprestasi dan menyebabkan kegagalan dalam proses pendidikan. Oleh karena itu, sangat penting untuk mengetahui kecenderungan emosi dari mahasiswa (Taylor, Baskett, Duffy, & Wren, 2008).

Seiring perkembangan teknologi khususnya *micro-blogging, twitter* menjadi *micro-blogging system* yang populer terutama di kalangan mahasiswa. Mahasiswa dapat *mem-posting* aktifitas, pengalaman, perasaan mereka ke internet secara mudah, dimanapun, kapanpun dan *real time* (Ravichandran & Kulanthaivel, 2014). Analisis sentimen dari *tweet* yang dimiliki mahasiswa di *twitter*, menghasilkan sentimen yang terkandung di *tweet* mahasiswa. Sentimen tersebut merepresentasikan perasaan dan emosi yang dimiliki oleh mahasiswa (Yamatoto & Kumatato, 2015).

Pada penelitian ini, bagaimana mengetahui kecenderungan emosi mahasiswa dengan analisis sentimen pada twitter menggunakan metode backpropagation. Hasil analisis sentimen

<sup>1</sup> Magister Teknologi Informasi, Universitas Atma Jaya Yogyakarta

<sup>2</sup> Magister Teknologi Informasi, Universitas Atma Jaya Yogyakarta

<sup>3</sup> Magister Teknologi Informasi, Universitas Atma Jaya Yogyakarta

merupakan kecenderungan emosi mahasiswa. Kecenderungan emosi mahasiswa dapat digunakan sebagai acuan untuk menentukan perlakuan yang sesuai terhadap mahasiswa pada saat proses belajar.

## 2. Penelitian Terkait

### 2.1. Analisis Sentimen

Menurut Yamamoto dan Kumamoto (2015), *emoticon* memiliki peran terhadap kandungan sentimen pada *tweet* twitter. Sentimen yang digunakan pada penelitian Yamamoto dan Kumamoto adalah sentimen dimensional milik Plutchik yaitu *sorrow, joy, dislike, liking, shame, relief, fear, anger, surprise, excitement* (Plutchik, 1960). *Emoticon* yang digunakan adalah *emoticon* Inggris (contoh :) dan *emoticon* Jepang (contoh (^0^)). Setiap *emoticon* ditentukan sentimen yang terkandung dan disimpan ke dalam *emoticon lexicon*. Nilai sentimen dalam *tweet* diketahui dengan tahapan (1) memisahkan *tweet* kedalam kalimat dan *emoticon*, (2) menghitung nilai sentimen kalimat menggunakan *sentiment lexicon*, (3) menentukan sentimen *emoticon* menggunakan *emoticon lexicon*, (4) identifikasi peran *emoticon* berdasarkan langkah (2) dan (3), (5) menghitung nilai sentimen dari *tweet* menggunakan *regression expression* berkaitan dengan peran *emoticon*. Ada 4 peran *emoticon* pada *tweet* yaitu : *emphasis* (meningkatkan kandungan sentimen), *assuagement* (mengurangi kandungan sentimen), *conversion* (mengubah kandungan sentimen), *addition* (menambahkan sentimen pada kalimat sentimen netral) (Yamatoto & Kumamoto, 2015).

Menurut Ravichandran dan Kulanthaivel (2014), kategori dari emosi pelajar pada *e-learning system* sangat penting untuk diketahui. Status emosi pelajar sangat sulit dideteksi untuk mengetahui tingkat kepuasan dari sistem *e-learning*. *Sentiment mining* pada pesan yang ditulis oleh pelajar di twitter, membantu untuk mengetahui informasi tentang *sentiment polarity* (negatif, positif) dan dimodelkan untuk mengetahui perubahan emosi pelajar. Model yang dibangun menggunakan data *training* berdasarkan *sentimental behavior* pelajar menggunakan pendekatan Naive Bayesian sebagai *classifier*, diuji menggunakan data *testing* berupa *tweet* pelajar pada proses prediksi untuk mengetahui status emosi pelajar. Hasil klasifikasi dibandingkan dengan algoritma lain (support machine vector dan maxentropy techniques), dan dievaluasi dengan *confusion matrices, precision, recall, f-measure* dan *accuracy*. Hasil klasifikasi dan visualisasi adalah *joy, fear, anger, sadness*, digunakan sebagai masukan sistem *e-learning* untuk menyediakan status emosional pelajar berdasarkan rekomendasi aktifitas pelajar (Ravichandran & Kulanthaivel, 2014).

### 2.2. Analisis Sentimen Pada Teks Berbahasa Indonesia

Menurut Buntoro, Adji dan Purnamasari (2014), sebuah *tweet* memiliki kandungan sentimen positif dan negatif. Analisis sentimen dapat digunakan untuk mengidentifikasi kandungan sentimen pada *tweet*. Parameter sentimen (7 parameter) yang digunakan pada sistem analisis sentimen yaitu sangat positif, positif, agak positif, netral, agak negatif, negatif, sangat negatif. Tahapan sistem analisis sentimen yang dibangun yaitu pengumpulan data, *preprocessing*, tokenisasi, *POS Tagging*, penentuan *class attribute, load dictionary, extract* dan pembobotan fitur dengan menggunakan metode Double Propagation, penentuan sentimen. Uji coba sistem dilakukan dengan jumlah data 128 *tweets*, untuk mengetahui seberapa baik sistem yang telah dibangun. Pada proses klasifikasi, sistem menghitung nilai sentimen setiap *tweet* dan mencocokkan dengan 7 parameter sentimen. Akurasi sistem diketahui dengan membandingkan hasil sistem dengan hasil dari 3 mahasiswa yang memberikan penilaian analisis sentimen terhadap data *tweet*. Akurasi dari sistem tersebut adalah 23,43% (Buntoro, Adji, & Purnamasari, 2014).

Menurut Arifin, Sari, Ratnasari, dan Mutrofin (2014), emosi pada *tweet* Bahasa Indonesia dapat dideteksi menggunakan analisis sentimen dengan metode Non-Negative Matrix Factorization (NMF). Jenis emosi untuk klasifikasi adalah senang, marah, takut, sedih, terkejut. NMF menentukan hubungan antara fitur (*hashtag, emoji, emoticon, dan kata sifat*), mengurangi dimensi pada data multidimensional dan menilai emosi pengguna melalui arti dari fitur yang telah diringkas dan digunakan untuk menilai hubungan antara fitur. Emosi setiap pengguna

ditunjukkan melalui nilai persentase menggunakan pendekatan KNN. Ekperimen menggunakan data *tweet* pengguna sebagai dataset *training* dan *testing*. Data *training* dibuat dengan melakukan klasifikasi dan memberikan label pada *tweet* secara manual, menggunakan data 764 *tweet* yang terdiri dari 193 *tweet* marah, 186 *tweet* sedih, 161 *tweet* senang, 95 *tweet* takut, 129 *tweet* terkejut. Dataset *testing* adalah *tweet* akun twitter pengguna. Nilai persentase emosi, nilai rata-rata *precision*, *recall*, dan *f-measure*, dan target emosi digunakan sebagai data dalam proses analisis sentimen. Hasil terbaik dalam proses deteksi emosi adalah ketika  $k=250$  dan  $300$  dengan  $k=15$  (Arifin, Sari, Ratnasari, & Mutrofin, 2014).

### 3. Landasan Teori

#### 3.1. Analisis Sentimen

Analisis sentimen adalah metode untuk menganalisis sebagian data untuk mengetahui emosi manusia. Analisis sentimen dapat dikategorikan kedalam tiga *task*, yaitu *informative text detection*, *information extraction* dan *sentiment interestingness classification (emotional, polarity indentification)*. *Sentiment classification* (negatif atau positif) digunakan untuk memprediksi *sentiment polarity* berdasarkan data sentimen dari pengguna (Pan, Ni, Sun, Yang, & Chen, 2010). *Textual sentiment analysis* telah banyak digunakan, penggunaannya tidak sebatas dalam area penelitian ilmiah tetapi juga untuk kebutuhan *business marketing* dan teknologi (Chintala, 2012). Menurut Go (2009), *sentiment analysis* adalah sebuah area penelitian yang menonjol dan berkembang aktif yang dipengaruhi oleh pertumbuhan teknologi media sosial yang cepat. Melalui media sosial terdapat peluang untuk mengakses opini dari sejumlah orang pada berbagai jenis bisnis, isu dunia dan isu sosial (Go, Huang, & Bhayani, 2009).

#### 3.2. Twitter

Twitter adalah layanan *microblogging* yang dirilis secara resmi pada 13 Juli 2006 (Mostafa, 2013). Aktifitas utama twitter adalah *mem-posting* sesuatu yang pendek (*tweet*) melalui *web* atau *mobile*. Panjang maksimal dari *tweet* adalah 140 karakter, kira-kira seperti panjang karakter dari judul koran. Twitter menjadi sumber yang hampir tak terbatas yang digunakan pada *text classification*. Menurut Go (2009), terdapat banyak karakteristik pada *tweets* twitter. Pesan pada twitter memiliki banyak *attribute* yang unik, yang membedakan dari media sosial lainnya :

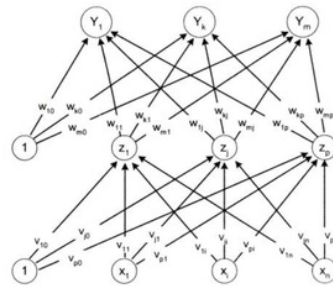
1. Twitter memiliki maksimal panjang karakter yaitu 140 karakter.
2. Twitter menyediakan data yang bisa diakses secara bebas dengan menggunakan Twitter API, mempermudah saat proses pengumpulan *tweets* dalam jumlah yang sangat banyak.
3. Model bahasa – pengguna twitter *mem-posting* pesan melalui banyak media berbeda. Frekuensi dari salah ejaan, bahasa gaul dan singkatan lebih tinggi daripada media sosial lainnya.
4. Pengguna twitter mengirim pesan singkat tentang berbagai topik yang disesuaikan dengan topik tertentu dan itu berlaku secara global.

Selama beberapa tahun terakhir, twitter menjadi sangat populer. Jumlah pengguna twitter telah naik menjadi 190 juta dan jumlah *tweet* yang dipublikasikan di twitter setiap hari adalah lebih dari 65 juta (Ravichandran & Kulanthaivel, 2014).

#### 3.3. Backpropagation

Backpropagation adalah salah satu metode dalam *artificial neural network* yang memiliki struktur jaringan *layered feed-forward*. Backpropagation terdiri dari banyak neuron dengan kemampuan *nonlinear mapping*. Backpropagation merupakan salah satu metode yang sederhana dan umum digunakan untuk *supervised training* pada *multilayer artificial neural networks*. Backpropagation bekerja dengan memperkirakan hubungan *nonlinear* antara *input* dan *output* dengan menyesuaikan nilai bobotnya sesuai dengan nilai minimum dari *error function* sehingga memungkinkan jaringan untuk berpusat pada keadaan stabil dan memberikan *output* yang sesuai ketika menerima masukan yang tidak termasuk ke dalam pola data *training*. Secara umum, jaringan backpropagation memiliki dua tahap, *training* dan *testing*. Pada tahap

*training, network* melakukan proses dengan pola *input* dan klasifikasi yang benar. Pada tahap *testing*, *input* yang digunakan adalah *input* baru yang tidak termasuk ke dalam pola *input training*, sehingga akan diketahui hasil klasifikasi berdasarkan tahap *training*.



Gambar 4. Arsitektur Jaringan Backpropagation

19

Gambar 4 adalah arsitektur backpropagation dengan  $n$  buah masukan (ditambah sebuah bias), *layer* tersembunyi yang terdiri dari  $p$  unit (ditambah sebuah bias) dan *layer* ini bisa lebih dari 1 *layer*, serta  $m$  buah unit keluaran.  $v_{ji}$  adalah bobot garis dari unit masukan  $x_i$  ke unit layer tersembunyi  $z_j$  ( $v_{j0}$  adalah bobot garis yang menghubungkan bias di unit masukan ke unit layer tersembunyi  $z_j$ ).  $w_{kj}$  adalah bobot dari unit layer tersembunyi  $z_j$  ke unit keluaran  $y_k$  ( $w_{k0}$  adalah bobot dari bias di layer tersembunyi ke unit keluaran  $z_k$ ) (Dang, Zhang, & Chen, 2010) (G. Vinodhini & RM. Chandrasekaran, 2013).

### 3.4. WEKA

Waikato Environment for Knowledge Analysis (WEKA) dikembangkan di University of Waikato. WEKA adalah perangkat lunak *machine learning* tidak berbayar yang dibangun dalam bahasa JAVA. WEKA memiliki banyak *data preprocessing* dan teknik permodelan, mendukung beberapa *task data mining* standar, khususnya seperti *data preprocessing, clustering, classification, regression, visualization* dan *feature selection*. (Witten & Frank, 2005) (Bouckaer, et al., 2015).

## 4. Metodologi

### 4.1. Eksperimen Sistem Analisis Sentimen

Eksperimen yang dilakukan bertujuan untuk membangun sistem analisis sentimen menggunakan metode backpropagation. Pada tahap ini, diketahui kesesuaian *output* yang dihasilkan oleh sistem analisis sentimen dan parameter-parameter yang paling cocok untuk digunakan sebagai masukan dalam proses klasifikasi. Dalam penelitian ini analisis sentimen menggunakan *tweet* Berbahasa Indonesia dan Berbahasa Inggris. Berikut ini adalah tahapan dari sistem analisis sentimen yang dibangun :

1. Pengumpulan data *tweet* dari setiap responden didapatkan melalui API twitter.
2. *Preprocessing*, yaitu melakukan pembersihan *noise* seperti *tag HTML, username, hashtag, url, link*. Selanjutnya dilakukan proses normalisasi kata, mengubah kata singkatan atau kata tidak resmi atau gaul ke dalam bentuk kata resmi sesuai Kamus Besar Bahasa Indonesia.
3. Tokenisasi, yaitu kalimat dipecah menjadi bentuk token-token menggunakan pembatas atau delimitter spasi. Token yang digunakan adalah *unigram* (terdiri dari satu kata).
4. *POS (Part of Speech) Tagging*, yaitu memberikan kelas pada sebuah kata, kata sifat (*adjective*), kata kerja (*verb*), kata benda (*noun*) dan kata keterangan (*adverb*). Keempat kelas kata merupakan jenis kata yang paling banyak mengandung sentimen. Kata-kata dari keempat jenis tersebut disimpan di kamus kata sentimen.
5. *Stemming*, yaitu mengambil kata dasar dalam *tweet* dengan menghilangkan awalan, akhiran atau keduanya.
6. *Load Dictionary*, yaitu mencocokkan kata dasar dengan kamus kata sentimen dan *emoticon* untuk mengetahui kandungan sentimen (positif, netral, negatif). Kamus kata sentimen terdiri

dari kata sentimen positif, negatif, netral, negasi, dan kamus normalisasi bahasa tidak baku (gaul atau alay). Kamus *emoticon* terdiri dari *emoticon* positif, netral, negatif.

7. Klasifikasi data *training* dengan WEKA menggunakan multilayer perceptron. Data *training* berupa *file* dengan format *.arff* yang berisi nilai dari atribut-atribut yang ditentukan sesuai dengan parameter yang digunakan (jumlah kata positif, jumlah kata netral, jumlah kata negatif, jumlah *emoticon* positif, jumlah *emoticon* netral, jumlah *emoticon* negatif). Hasil klasifikasi adalah kandungan sentimen (positif, netral, negatif) pada setiap data dalam data *training*.

Pada tahap ini, proses perbaikan dilakukan sampai mendapatkan sistem analisis sentimen dengan hasil yang terbaik dengan parameter-parameter yang sesuai. Sistem analisis sentimen yang baik mengacu pada hasil pengujian dengan nilai prosentase kebenaran dan evaluasi performa dari hasil klasifikasi. Data *training* dari hasil eksperimen digunakan pada tahap analisis sentimen responden menggunakan metode backpropagation sebagai *classifier*.

#### 4.2. Analisis Sentimen Responden

Tujuan analisis sentimen adalah mengenali kecenderungan emosi dari mahasiswa berdasarkan aktifitas *posting status* di twitter. Sistem analisis sentimen yang digunakan adalah sistem yang telah dibangun pada tahap eksperimen sistem analisis sentimen dengan performa yang baik. Sistem analisis sentimen ditambahkan metode backpropagation pada tahap klasifikasi. Backpropagation menggunakan data *training* dari hasil eksperimen sebelumnya dan data *testing* berupa *tweet* responden berjumlah 200 *tweets*. Pada hasil klasifikasi diuji dengan WEKA menggunakan multilayer perceptron untuk mengetahui prosentase kebenaran dan evaluasi performanya. Hasil klasifikasi dari sistem analisis sentimen merupakan representasi dari kecenderungan emosi responden pada twitter.

#### 4.3. Evaluasi Performa

Ada beberapa parameter yang digunakan untuk mengevaluasi performa dari *classifiers*. Penelitian ini menggunakan *Precision*, *Recall*, *F-Measure* sebagai parameter evaluasi untuk mengetahui seberapa baik sistem yang dibangun dan hasil yang diberikan oleh sistem.

$$precision = \frac{tp}{tp+fp} \quad [1]$$

$$recall = \frac{tp}{tp+fn} \quad [2]$$

$$F - measure = \frac{2 * precision * recall}{precision + recall} \quad [3]$$

Evaluasi performa dilakukan pada hasil eksperimen sistem analisis sentimen dan pada hasil analisis sentimen responden. Hasil dari *Precision*, *Recall*, *F-Measure* menghasilkan nilai dari 0 sampai 1 dan hasil yang lebih baik adalah nilai yang mendekati 1 (Haddi, Liu, & Shi, 2013).

### 5. Hasil dan Pembahasan

#### 5.1. Data Responden

Peneliti memberikan kuisioner kepada 100 mahasiswa S1 Teknik Informatika Universitas Atma Jaya Yogyakarta. Peneliti memilih 30 responden yang telah mengisi data kuisioner dengan benar terutama pada lembar perasaan dan emosi, memiliki akun twitter yang tidak dalam mode pengaturan *protected* dan jumlah *tweet* lebih dari 200.

#### 5.2. Hasil Eksperimen Tool Analisis Sentimen

Jumlah total data *tweet* dari 30 responden adalah 6000 *tweets*, 25% dari total yaitu 1500 *tweet* digunakan sebagai data *training*. Setiap data, secara manual diberikan label sentimen (positif, netral, negatif). Data *training* yang telah memiliki label diuji dengan WEKA menggunakan metode multilayer perceptron dan memberikan hasil seperti tampak pada Tabel 11 :

Tabel 11.  
Hasil Klasifikasi Awal

Prosentase Kebenaran	Prosentase Kesalahan
50.299%	49.700%

Berdasarkan pada Tabel 11, prosentase kebenaran dari klasifikasi yang dilakukan sebesar 50.299% dan prosentase kesalahan klasifikasi sebesar 49.700%. Prosentase kebenaran merupakan jumlah pemberian label sentimen yang tepat pada data *training*. Tabel 12 merupakan nilai evaluasi performa dari hasil klasifikasi awal. Nilai *precision* sebesar 0.586, nilai *recall* sebesar 0.503 dan *f-measure* sebesar 0.474.

Tabel 12.  
Evaluasi Performa pada Hasil Klasifikasi Awal

<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F-measure</i>
0.586	0.503	0.474

Berdasarkan nilai prosentase kesalahan yang besar dan nilai evaluasi performa yang jauh dari nilai 1, ditemukan faktor yang mempengaruhi hasil klasifikasi yang belum baik yaitu :

1. Pemberian label sentimen secara manual dapat menimbulkan sudut pandang yang berbeda dalam menentukan sentimen yang terkandung.
2. Pemberian label sentimen secara manual kurang memperhatikan parameter (kata positif, kata netral, kata negatif, *emoticon* positif, *emoticon* netral, *emoticon* negatif) yang mempengaruhi kandungan sentimen pada kalimat.
3. Terdapat kosakata dan *emoticon* yang tidak ada dalam kamus kata sentimen.

Berdasarkan penyebab dari kesalahan klasifikasi yang ditemukan, data pelatihan diperbaiki dengan meninjau kembali penentuan sentimen secara manual dan menambahkan kata sentimen ke dalam kamus kata sentimen. Setelah proses perbaikan, hasil klasifikasi dari sistem analisis sentimen diuji kembali dengan WEKA menggunakan multilayer perceptron. Pengujian dilakukan sampai mendapatkan hasil klasifikasi dengan nilai prosentase kebenaran yang terbaik. Hasil akhir dari klasifikasi data *training* menunjukkan nilai prosentase kebenaran sebesar 100% dan prosentase kesalahan klasifikasi sebesar 0%. Nilai dari evaluasi performa adalah nilai *precision* sebesar 1, nilai *recall* sebesar 1, nilai *f-measure* sebesar 1. Data *training* dengan prosentase kebenaran 100% digunakan pada sistem analisis sentimen sebagai data *training* dan data *testing* berupa data *tweet* dari responden pada metode backpropagation.

### 5.3. Analisis Sentimen Responden

Analisis sentimen pada twitter responden menggunakan sistem analisis sentimen dengan metode backpropagation sebagai *classifier*. Metode backpropagation menggunakan data *training* dari hasil eksperimen sebelumnya dan data *testing* berupa data *tweet* berjumlah 200 *tweets*. Data *tweet* setiap responden didapatkan melalui layanan API twitter. Tabel 13 adalah hasil analisis sentimen dari 30 responden dan menunjukkan klasifikasi yang dihasilkan.

Tabel 13.  
Hasil Analisis Sentimen Responden

Klasifikasi		
Positif	Netral	Negatif
33.330%	53.330%	13.330%

Hasil analisis sentimen diuji dengan WEKA menggunakan multilayer perceptron sebagai *classifier*. Rata-rata nilai prosentase kebenaran yang didapatkan adalah lebih dari 85%. Rata-rata nilai evaluasi performa adalah nilai *precision* sebesar 0,930, nilai *recall* sebesar 0,899, nilai *F-measure* sebesar 0,901. Nilai prosentase kebenaran dan nilai evaluasi performa yang dihasilkan menunjukkan bahwa klasifikasi dari analisis sentimen memberikan hasil yang baik. Hasil analisis sentimen merupakan kecenderungan emosi yang dimiliki responden. Responden

yang memiliki kecenderungan emosi positif sebesar 33.330%. Responden yang memiliki kecenderungan emosi netral sebesar 53.330%. Responden memiliki kecenderungan emosi negatif 13.330%.

Kecenderungan emosi dari responden digunakan sebagai acuan dalam memberikan perlakuan yang sesuai terhadap responden pada saat proses belajar. Berdasarkan hasil analisis sentimen juga diketahui bahwa terdapat responden dengan kecenderungan emosi negatif. Mahasiswa dengan kecenderungan emosi negatif harus diberikan perlakuan khusus agar lebih fokus, meningkatkan motivasi belajar dan dapat menerima materi belajar dengan lebih baik. Pemberian perlakuan yang sesuai kepada mahasiswa berdasarkan kecenderungan emosi yang dimiliki dapat memberikan dampak baik terhadap keberhasilan dari proses belajar.

## 6. Kesimpulan

Sistem analisis sentimen pada twitter mahasiswa menggunakan metode backpropagation dapat mengenali sentimen pada twitter mahasiswa. Sentimen yang terkandung merupakan representasi emosi dan kecenderungan emosi mahasiswa. Hasil pengenalan kecenderungan emosi mahasiswa digunakan sebagai acuan untuk memberikan perlakuan yang sesuai sehingga dapat meningkatkan keberhasilan dalam proses belajar mahasiswa.

## Daftar Pustaka

- Arifin, A. Z., Sari, Y. A., Ratnasari, E. K., & Mutrofin, S. (2014). *Emotion Detection of Tweets in Indonesian Language using Non-Negative Matrix Factorization*. *I.J. Intelligent Systems and Applications*, 09, 54-61.
- Bouckaer, R. R., Frank, E., Hall, M., Kirkby, R., Reutemann, P., Seewald, A., et al. (2015). *WEKA Manual*. New Zealand: <http://www.cs.waikato.ac.nz>.
- Buntoro, G. A., Adji, T. B., & Purnamasari, A. E. (2014). *Sentiment Analysis Twitter dengan Kombinasi Lexicon Based dan Double Propagation*. *CITEE 2014*, 39-43.
- Chintala, S. (2012). *Sentiment Analysis using neural architectures*. *New York University*.
- Dang, Y., Zhang, Y., & Chen, H. (2010). A lexicon-enhanced method for sentiment classification: An experiment on online product reviews. *IEEE Intelligent Systems*, 25, 46-53.
- Fogell, J., & Long, R. (1997). *Spotlight on Special Educational Needs: Emotional and Behavioural Difficulties*. Tamworth: NASEN Enterprise.
- G. Vinodhini, & RM.Chandrasekaran. (2013). Performance Evaluation of Machine Learning Classifiers in Sentiment Mining. *International Journal of Computer Trends and Technology (IJCTT)*, 4 (6), 1783-1786.
- Go, A., Huang, L., & Bhayani, R. (2009). Twitter sentiment analysis. *Final Projects from CS224N*, 17.
- Haddi, E., Liu, X., & Shi, Y. (2013). The Role of Text Pre-processing in Sentiment Analysis. *Procedia Computer Science*, 17, 26-32.
- Kolb, D. A. (1984). *Experiential learning: Experience as the source of learning and development*.
- Mahasneh, A. M. (2013). Learning Styles as a Predictor of Emotional Intelligence Among Sample of Jordanian University Students. *European Journal of Business and Social Sciences*, 2 (2), 46-55.
- Mostafa, M. (2013). *More than words: Social networks "text mining for consumer brand sentiments"*.
- Pañ, S., Ni, X., Sun, J., Yang, Q., & Chen, Z. (2010). Cross-domain sentiment classification via spectral feature alignment. *International World Wide Web Conference Committee*, 751-760.
- Plutchik, R. (2001). The nature of emotions. *American Scientist*, 344-350.
- Ravichandran, M., & Kulanthaivel, G. (2014). Twitter Sentiment Mining (TSM) Framework Based Learners Emotional State Classification And Visualization For E-Learning System. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 69 (1), 84-90.
- Shen, L., Wang, M., & Shen, R. (2009). Affective e-Learning: Using "Emotional" Data to Improve Learning in pervasive learning environment. *Educational Technology & Society*, II (12), 176-189.
- Suliman, W. A. (2010). The Relationship Between Learning Styles, Emotional Social Intelligence, and Academic Success of Undergraduate Nursing Students. *The Journal Of Nursing Research*, 18 (2), 136-143.
- Sylwester, R. (1994). How Emotions Affect Learning. *Educational Leadership*, 52 (2), 60-65.
- Taylor, M., Baskett, M., Duffy, S., & Wren, C. (2008). Teaching HE students with emotional and behavioural difficulties. *Education + Training*, 50 (3), 231-243.
- Witten, I. H., & Frank, E. (2005). *Data mining: Practical machine learning tools and techniques* (2nd Edition ed.). San Francisco: Morgan Kaufmann.
- Yamatoto, Y., & Kumamoto, T. (2015). Multidimensional sentiment calculation method for Twitter based on emoticons. *International Journal of Pervasive Computing and Communications*, 11 (2), 212-232.



FINAL GRADE

/0

GENERAL COMMENTS

**Instructor**

---

PAGE 1

---

PAGE 2

---

PAGE 3

---

PAGE 4

---

PAGE 5

---

PAGE 6

---

PAGE 7

---

## ORIGINALITY REPORT

**29%**  
SIMILARITY INDEX

**19%**  
INTERNET SOURCES

**6%**  
PUBLICATIONS

**20%**  
STUDENT PAPERS

## PRIMARY SOURCES

<b>1</b>	<b>Submitted to Syiah Kuala University</b> Student Paper	<b>8%</b>
<b>2</b>	<b>www.neliti.com</b> Internet Source	<b>5%</b>
<b>3</b>	<b>Submitted to Universitas Diponegoro</b> Student Paper	<b>2%</b>
<b>4</b>	<b>citee2015.jteti.ft.ugm.ac.id</b> Internet Source	<b>2%</b>
<b>5</b>	<b>elib.unikom.ac.id</b> Internet Source	<b>1%</b>
<b>6</b>	<b>Submitted to Coventry University</b> Student Paper	<b>1%</b>
<b>7</b>	<b>Submitted to University of Florida</b> Student Paper	<b>1%</b>
<b>8</b>	<b>files.eric.ed.gov</b> Internet Source	<b>1%</b>
<b>9</b>	<b>Vinodhini, G., and R. M. Chandrasekaran.</b> <b>"Sentiment classification using principal</b>	<b>1%</b>

component analysis based neural network model", International Conference on Information Communication and Embedded Systems (ICICES2014), 2014.

Publication

10

Submitted to University of Technology, Sydney

Student Paper

1%

11

[www.cdtl.nus.edu.sg](http://www.cdtl.nus.edu.sg)

Internet Source

1%

12

[eprints.ums.ac.id](http://eprints.ums.ac.id)

Internet Source

1%

13

[disabilitystudies.syr.edu](http://disabilitystudies.syr.edu)

Internet Source

1%

14

[sistemas.deinf.ufma.br](http://sistemas.deinf.ufma.br)

Internet Source

1%

15

Banados, Jao Allen, and Kurt Junshean Espinosa. "Optimizing Support Vector Machine in classifying sentiments on product brands from Twitter", IISA 2014 The 5th International Conference on Information Intelligence Systems and Applications, 2014.

Publication

1%

16

Submitted to University of Sunderland

Student Paper

1%

17

Submitted to Queensland University of

1%

# Technology

Student Paper

---

18	<a href="http://arizona.openrepository.com">arizona.openrepository.com</a> Internet Source	1%
19	<a href="http://eltek.polinema.ac.id">eltek.polinema.ac.id</a> Internet Source	1%
20	<a href="http://media.neliti.com">media.neliti.com</a> Internet Source	1%

---

Exclude quotes Off

Exclude matches < 1%

Exclude bibliography Off