



Penerapan Deep Sentiment Analysis pada Angket Penilaian Terbuka Menggunakan K-Nearest Neighbor

Jane Riany*, Mohammad Fajar, Musfirah Putri Lukman

Teknik Informatika, STMIK KHARISMA Makassar

Abstract

Manually assessment and analysis process for open questionnaire requires high cost. Therefore, the aims of this study are to apply the deep sentiment analysis of the course assessment questionnaire using K-Nearest Neighbor (KNN) and to measure the level of accuracy. Data collected through literature study on a number of related research, interviews about how to process the questionnaire, and test the proposed deep sentiment analysis scheme using Ms. Excel. The implementation process was done with categorizing test data into three (3) deep categories, i.e: how to teach, lecture time, and expectation. The three categories are then processed deeply by firstly doing preprocessing without stemming process, weighting the word using TF-IDF, and calculating the degree of similarity between the training data and test data, determining the value of the coefficient (k) and making the classification and determination of whether data is positive or negative sentiment. Evaluation results show that the implementation of Deep Sentiment analysis of the questionnaire can improve accuracy. The proposed system is able to classify the test data into three (3) categories deep sentiment analysis, with the average success rate of finding information system (recall) is 95,6%, the average level of accuracy (precision) is 59,4%, and the level of harmonization of the both parameters (average f measure) is 73,3%.

Keywords: Deep Sentiment Analysis, Questionnaire, TF-IDF, K-Nearest Neighbor, KNN

Abstrak

Proses penilaian dan analisis angket terbuka secara manual membutuhkan biaya yang tinggi. Olehnya itu, penelitian ini bertujuan untuk menerapkan deep sentiment analysis pada angket penilaian terbuka menggunakan K Nearest Neighbor (KNN). Data angket yang digunakan yaitu angket penilaian perkuliahan terhadap dosen di STMIK KHARISMA Makassar yang diisi oleh setiap mahasiswa diakhir semester. Pengumpulan data dilakukan melalui wawancara dan uji coba deep sentiment analysis menggunakan Ms.Excel. Proses penerapan deep sentiment analysis dilakukan dengan mengkategorikan data uji kedalam tiga kategori yaitu: cara mengajar, waktu perkuliahan, dan harapan. Selanjutnya kategori tersebut diproses secara mendalam (deep) dengan melakukan preprocessing tanpa stemming, pembobotan kata menggunakan Term Frequence-Inverse Document Frequence, menghitung tingkat kemiripan antara data latih dan data uji, menentukan koefisien dan melakukan klasifikasi serta penentuan apakah data bermakna positif atau negatif. Evaluasi menunjukkan sistem mampu mengklasifikasikan data uji ke dalam tiga kategori deep sentiment analysis dengan hasil pengujian rata-rata tingkat keberhasilan sistem menemukan informasi sebesar 95,6%, rata-rata tingkat ketepatan sebesar 59,4%, dan tingkat harmonisasi keduanya sebesar 73,3%.

Kata kunci: Deep Sentiment Analysis, Angket Penilaian, TF-IDF, K-Nearest Neighbor, KNN

© 2016 Jurnal SISFO.

Histori Artikel : Disubmit 25 Juli 2016; Diterima 23 September 2016; Tersedia online 25 September 2016

*Corresponding Author

Email address: jane_13@kharisma.ac.id (Jane Riany)

1. Pendahuluan

Angket penilaian merupakan salah satu alat evaluasi yang telah umum digunakan, berisi daftar sejumlah pertanyaan yang diberikan kepada responden untuk memberikan penilaian atau balikan terhadap suatu objek atau suatu kegiatan dengan tujuan tertentu. Salah satu contohnya yaitu angket penilaian perkuliahan di STMIK KHARISMA Makassar yang digunakan untuk mengevaluasi proses belajar mengajar yang telah berjalan. Angket penilaian perkuliahan ini diberikan kepada mahasiswa untuk melakukan penilaian terhadap setiap dosen yang mengajarkan mata kuliah tertentu di setiap semester. Selain memberikan penilaian atau balikan dengan menjawab pertanyaan-pertanyaan angket dalam bentuk jawaban pilihan yang telah tersedia yang sering disebut angket tertutup. Melalui angket tersebut, mahasiswa juga diminta memberikan masukan, saran atau pendapat terkait dengan proses perkuliahan yang diikuti, yang disebut dengan angket terbuka. Tentunya, mahasiswa dapat memberikan penilaian yang positif atau negatif terhadap proses perkuliahan serta hal-hal terkait dengan proses belajar mengajar yang telah diikutinya, yang pada akhirnya dapat menggambarkan tingkat kepuasan mahasiswa terhadap proses perkuliahan di kampus. Akan tetapi, salah satu tantangan dalam pengolahan angket penilaian terbuka yaitu proses analisisnya, hal ini dikarenakan pada angket terbuka tersebut, isian responden dalam bentuk kalimat saran, masukan, atau berupa pendapat. Bukan merupakan pilihan-pilihan jawaban seperti halnya pada angket tertutup. Melakukan penilaian atau analisis satu persatu terhadap isian angket terbuka secara manual tentunya berdampak pada biaya (*cost*) yang tinggi, seperti waktu dan tenaga. Olehnya itu, diperlukan alat yang dapat digunakan untuk membantu proses penilaian angket terbuka, sehingga analisis hasilnya dapat dilakukan lebih cepat dan efisien. Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan Deep Sentiment Analysis menggunakan K-Nearest Neighbor (KNN) untuk membantu proses penilaian hasil angket terbuka. Data angket akan diekstrak dan dianalisis secara otomatis untuk kemudian ditentukan dan diklasifikasi informasi opini yang terkandung didalamnya. Pemilihan Deep Sentiment Analysis menggunakan KNN didasarkan pada tingkat akurasi yang baik dan efektif jika digunakan pada data latih (*training*) yang berjumlah besar dan mengandung informasi yang kurang atau tidak berarti (*noisy*). Sehingga dengan solusi yang diusulkan dalam penelitian ini, dapat diketahui apakah isian pada angket terbuka terhadap dosen tertentu bermakna positif atau negatif dan juga akurasi penilaiannya dapat ditingkatkan.

2. Tinjauan Pustaka/Penelitian Sebelumnya

Tinjauan pustaka/penelitian sebelumnya dari penelitian ini, meliputi:

2.1 Sentiment Analysis

Sentiment analysis atau *opinion mining* merupakan proses memahami, mengekstrak dan mengolah data tekstual secara otomatis untuk mendapatkan informasi sentimen yang terkandung dalam suatu kalimat opini. Analisis sentimen dilakukan untuk melihat pendapat atau kecenderungan opini terhadap sebuah masalah atau objek oleh seseorang, apakah cenderung berpandangan atau beropini negatif atau positif [1].

Tugas dasar dalam analisis sentimen yaitu mengelompokkan teks yang ada dalam sebuah kalimat atau dokumen kemudian menentukan pendapat yang dikemukakan dalam kalimat atau dokumen tersebut apakah bersifat positif, negatif atau netral [2]. Selain itu, Sentiment analysis juga dapat menyatakan perasaan emosional sedih, gembira, atau marah.

2.2 Preprocessing

Preprocessing adalah tahap awal dari text mining. Tahap ini mencakup semua rutinitas, dan proses untuk mempersiapkan data yang akan digunakan pada operasi *knowledge discovery* sistem *text mining* [3]. Tindakan yang dilakukan pada tahap ini adalah *Case Folding*, *Tokenizing*, *Stopwords Removal*, dan *Stemming*.

Case folding merupakan tahapan yang mengubah semua huruf dalam dokumen menjadi huruf kecil. Hanya huruf “a” sampai dengan “z” yang dapat diterima. Karakter selain huruf dihilangkan dan dianggap delimiter (pembatas) [4].

Tokenizing yaitu proses penguraian deskripsi yang semula berupa kalimat-kalimat menjadi kata-kata dan menghilangkan delimiter-delimiter seperti tanda titik (.), koma (,), tanda kutip (“”), tanda kurung (()), spasi dan karakter angka yang ada pada kata tersebut [5].

Stopword adalah kosakata yang bukan merupakan ciri (kata unik) dari suatu dokumen. Misalnya “di”, “oleh”, “pada”, “sebuah”, “karena” dan lain sebagainya. *Stopword* didefinisikan sebagai hal yang tidak relevan sehubungan dengan subjek utama dari database, meskipun mungkin sering terdapat dalam dokumen. *Stopword* termasuk penentu, konjungsi, preposisi dan sejenisnya [6].

Setelah melalui proses *stopword removal* tindakan selanjutnya yaitu proses *stemming*. *Stemming* adalah proses pemetaan dan penguraian berbagai bentuk (*variants*) dari suatu kata menjadi bentuk kata dasarnya (*stem*) [7].

2.3 Term Frequence – Inverse Document Frequency (TF-IDF)

Pembobotan dilakukan untuk mendapatkan nilai dari kata/term yang berhasil diekstrak. Metode yang paling umum digunakan untuk melakukan pembobotan terhadap term adalah pembobotan TF-IDF. Metode ini banyak diterapkan dalam pencarian teks (*text retrieval*) dan pemrosesan teks (*text preprocessing*) [8].

Metode TF-IDF ini merupakan metode pembobotan dalam bentuk sebuah metode yang merupakan integrasi antar term frequency (TF), dan inverse document frequency (IDF). Metode TF-IDF dapat dirumuskan sebagai berikut [9]:

$$w(t,d)=tf(t,d)*idf \quad (1)$$

$$idf = \log (N / df) \quad (2)$$

Dimana, $tf(t, d)$ adalah kemunculan kata t pada dokumen d , N adalah jumlah dokumen pada kumpulan dokumen. Dan df = jumlah dokumen yang mengandung term t .

2.4 Cosine Similarity

Metode *Cosine Similarity* adalah metode untuk menghitung kesamaan antara dua dokumen. Penentuan kesesuaian dokumen dengan query dipandang sebagai pengukuran (*similarity measure*) antara *vector* dokumen (D) dengan *vector query* (Q). Semakin sama suatu *vector* dokumen dengan *vector query* maka dokumen dapat dipandang semakin sesuai dengan *query* [9]. Rumus yang digunakan untuk menghitung *cosine similarity* adalah sebagai berikut:

$$cosSim(A,B)=\frac{\sum_{i=1}^n A_i.B_i}{\sqrt{(\sum_{i=1}^n A_i)^2} \cdot \sqrt{(\sum_{i=1}^n B_i)^2}} \quad (3)$$

Dimana, A adalah dokumen Uji, B adalah dokumen Latih. A_i dan B_i adalah nilai bobot yang diberikan pada setiap term pada dokumen.

Kedekatan *query* dan dokumen diindikasikan dengan sudut yang dibentuk. Nilai cosinus yang cenderung besar mengindikasikan bahwa dokumen cenderung sesuai *query*. Dalam proses membandingkan dokumen yang sesuai dengan dokumen yang telah ada atau dokumen lainnya, maka digunakan perhitungan dengan

rumus pada persamaan (3) untuk mengetahui angka similaritas dari dokumen tersebut [10], jika angka similaritas semakin tinggi, maka tingkat kemiripan antara dokumen test dan dokumen training semakin besar [9].

2.5 K Nearest Neighbor (KNN)

K-Nearest Neighbor merupakan metode untuk melakukan klasifikasi terhadap objek berdasarkan data training yang menggunakan jarak terdekat atau kemiripan terhadap objek tersebut. Pada fase pembelajaran, algoritma ini hanya melakukan penyimpanan vektor-vektor fitur dan klasifikasi dari data pembelajaran. Pada fase klasifikasi, fitur-fitur yang sama dihitung untuk data test (yang klasifikasinya tidak diketahui). Jarak dari vektor yang baru ini terhadap vektor data pembelajaran dihitung, dan diambil sejumlah K yang paling mendekati. Titik yang baru klasifikasinya diprediksi termasuk pada klasifikasi terbanyak dari titik-titik tersebut [3].

Algoritma metode KNN sangat sederhana dan bekerja berdasarkan jarak terpendek dari *query instance* ke *data training sample* untuk menentukan KNNya. *Training sample* diproyeksikan ke ruang berdimensi banyak, dimana menjadi bagian-bagian berdasarkan klasifikasi *training sample*. Sebuah titik pada ruang ini ditandai kelas tertentu, jika kelas tersebut merupakan klasifikasi yang paling banyak ditemui pada k buah tetangga terdekat dari titik tersebut. Dekat atau jauhnya tetangga biasanya dihitung berdasarkan *Euclidean Distance*. Untuk pengklasifikasian *text*, penentuan *Euclidean distance*-nya menggunakan *cosine similarity* [11]. Pada metode ini selain memiliki kelebihan seperti tangguh terhadap training data yang *noisy* dan efektif apabila training data berjumlah besar, juga mempunyai beberapa kekurangan diantaranya perlu ditentukan nilai K yang paling optimal yang menyatakan jumlah tetangga terdekat dan biaya komputasi yang cukup tinggi karena perhitungan jarak harus dilakukan pada setiap *query instance* secara bersama-sama dengan seluruh instan dari data latih [9].

Semakin besar nilai *Euclidean distance*-nya akan semakin jauh tingkat kemiripan antara data uji dan dokumen *training*-nya dan sebaliknya jika nilai *Euclidean distance*-nya semakin kecil maka akan semakin dekat tingkat kemiripan antara data uji dan dokumen trainingnya. Namun dalam pengklasifikasian *text*, semakin besar nilai *cosine similarity*-nya akan semakin dekat tingkat kemiripan antara data uji dan data latihnya dan sebaliknya jika nilai *cosine similarity*-nya semakin kecil maka akan semakin jauh tingkat kemiripan antara data uji dan data latihnya [9].

2.6 Confusion Matrix

Ketika dataset memiliki hanya dua kelas, salah satu sering dianggap sebagai positif dan yang lain sebagai negatif. Dalam kasus ini entri dalam dua baris dan kolom *confusion matrix* dirujuk sebagai *true and false positives* dan *true and false negatives* [12], seperti pada Tabel 1.

Tabel 1. Confusion Matrix [12]

		Predicted	
		Positive	Negative
Actual	Positive	TP	FN
	Negative	FP	TN

True positives (TP) adalah jumlah record positif yang diklasifikasikan sebagai positif, *false positives* (FP) adalah jumlah record negatif yang diklasifikasikan sebagai positif, *false negatives* (FN) adalah jumlah

record positif yang diklasifikasikan sebagai negatif, *true negatives (TN)* adalah jumlah *record* negatif yang diklasifikasikan sebagai *negative* [13].

Untuk klasifikasi *text*, biasanya pengukuran akurasi menggunakan beberapa pengukuran lain, yaitu

$$Recall = \frac{TP}{(TP+FN)} \quad (4)$$

Recall berguna untuk mengukur tingkat keberhasilan sistem dalam menemukan kembali sebuah informasi, pada persamaan (4).

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

Precision berguna untuk mengukur tingkat ketepatan antara informasi yang diminta oleh pengguna dengan jawaban yang diberikan oleh sistem, seperti pada persamaan (5).

Untuk menggabungkan rumus *recall* dan *precision* menjadi sebuah rumus tunggal disebut *F Measure* atau *F1 Score* (6) [14].

$$F\ Measure = 2 \times \frac{Recall \times Precision}{Recall + Precision} \quad (6)$$

F-measure akan memiliki nilai yang besar hanya ketika *presisi* dan *recall* memiliki nilai yang besar, dan dapat dilihat sebagai cara untuk menemukan penyesuaian terbaik antara *presicion* dan *recall* [12].

3. Metodologi

Implementasi analisis sentimen ini menggunakan Ms. Excel, dengan langkah-langkah sebagai berikut:

- 1) Melakukan preprocessing.
- 2) Pembobotan kata dengan metode TF-IDF.
- 3) Mengukur jarak kedekatan antara data uji dengan data latih dengan metode cosine similarity.
- 4) Mengklasifikasikan data uji dengan metode K-Nearest Neighbor untuk menentukan hasil analisis sentimen.

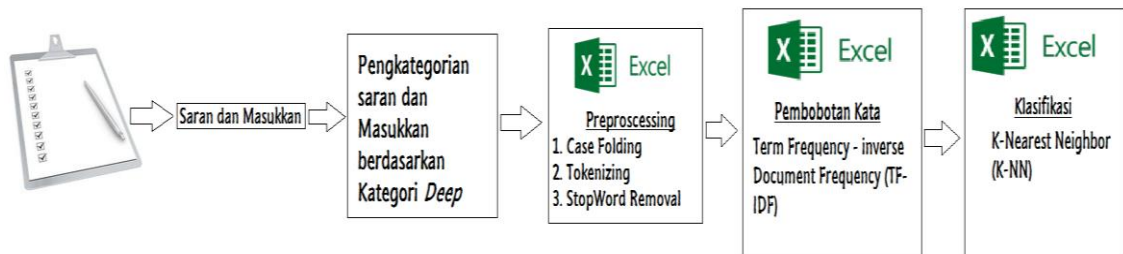
Untuk proses implementasi dan pengujian, digunakan :

- 1) *Stopword List (Stoplist)*, *stopword list* Bahasa Indonesia yang digunakan berjumlah 754 kata yang bersumber dari daftar *stoplist* penelitian *A Study of stemming effects on information retrieval* in Bahasa Indonesia [10].
- 2) Data Uji (*data test*). Peneliti mengumpulkan angket penilaian perkuliahan yang telah diisi oleh mahasiswa, kemudian hasil isian atau data uji dimasukkan dan disimpan ke dokumen MS. excel.
- 3) Data uji (*test data*) yang telah diklasifikasikan ke dalam klasifikasi sentimen positif dan negatif secara manual yang akan digunakan pada proses pengukuran akurasi.
- 4) Data latih (*Training data*), data training diperoleh dari hasil pengumpulan masukan atau saran yang telah ada sebelum penelitian ini dibuat yang kemudian dikategori kedalam kategori cara pengajaran (kategori 1), beserta data latih *deep sentiment* kategori 1 yang telah diklasifikasikan kedalam sentimen positif dan negatif.
- 5) Data latih (*Training data*), data training diperoleh dari hasil pengumpulan masukan atau saran yang telah ada sebelum penelitian ini dibuat yang kemudian dikategori kedalam kategori waktu perkuliahan

(kategori 2), beserta data latih *deep sentiment* kategori 2 yang telah diklasifikasikan kedalam sentimen positif dan negatif.

- 6) Data latih (*Training data*), data training diperoleh dari hasil pengumpulan masukan atau saran yang telah ada sebelum penelitian ini dibuat yang kemudian dikategori kedalam kategori harapan (kategori 3), beserta data latih *deep sentiment* kategori 3 yang telah diklasifikasikan kedalam sentimen positif dan negatif.

3.1 Pemodelan Sistem



Gambar. 1. Permodelan Sistem Penerapan *Deep Sentiment Analysis*

Pada Gambar 1, diperlihatkan mengenai tahapan-tahapan pengolahan saran atau masukan, pertama saran atau masukan dikategorikan berdasarkan 3 kategori deep dengan cara melakukan pengecekan apakah dalam data uji terdapat kata yang merupakan kategori 1 atau kategori 2 atau kategori 3. Kemudian di *preprocessing*, dalam tahapan ini saran atau masukan pertama-tama di *case folding*, setelah di *case folding* kemudian data di *tokenizing*. Dan tahap terakhir dari *preprocessing* ialah *stopword removal*, Setelah melalui tahapan *preprocessing*, saran atau masukan masuk ke tahapan pembobotan kata, dengan metode TF-IDF. Setelah itu diklasifikasikan dengan menggunakan metode KNN.



Gambar. 2. Grafik Presentase Hasil Implementasi Klasifikasi

4. Hasil dan Pembahasan

Metode-metode yang telah dijelaskan, selanjutnya diimplementasikan ke dalam Makro Ms. Excel. Adapun hasil Implementasi dan pengujiannya, sebagai berikut:

Analisis penilaian angket terbuka terhadap proses perkuliahan dapat dilakukan secara otomatis. Dari Gambar 2, dapat dilihat bahwa presentase hasil klasifikasi untuk data uji dari saran atau masukan yang diberikan pada kategori cara pengajaran yang berjumlah 13 data uji, sebesar 69% positif dan 31% negatif, pada kategori waktu perkuliahan yang berjumlah 8 data uji, sebesar 50% negatif dan 25% positif, dan pada kategori harapan yang berjumlah 8 data uji sebesar 100% positif. Sehingga terlihat dari hasil pengujian ini mayoritas mahasiswa tidak puas terhadap cara pengajaran dan waktu perkuliahan dosen.

Pada pengujian keakurasian penerapan deep sentiment analysis menggunakan KNN pada kategori 1 cara pengajaran, kategori 2 waktu perkuliahan, dan kategori 3 harapan penulis menggunakan rumus *confusion matrix* pada Tabel 2, Tabel 3, Tabel 4, dan Tabel 5.

Tabel 2 Tabel Hasil Pengujian *Deep Sentiment Analysis* Kategori 1

	Recall	Precision	F Measure
K=7	1	0,75	0,8751429
K=9	1	0,6	0,75
K=11	1	0,6	0,75
K=15	0,666667	0,666667	0,666667
K= end of data	0,66667	0,666667	0,666667
Rata-Rata	0,86667	0,656667	0,8098901

Dari Tabel 2 dapat dilihat bahwa nilai K =7 memiliki nilai *f measure* paling besar yakni 0,8571429, dan nilai *precision* paling besar yakni 0,75, sedangkan nilai *recall* dari nilai K bernilai yakni 1.

Tabel 3. Tabel Hasil Pengujian *Deep Sentiment Analysis* Kategori 2

	Recall	Precision	F Measure
K=1	1	0,25	0,4
K=3	1	0,25	0,4
K=5	1	0,5	0,666667
K= end of data	1	0,5	0,666667
Rata-Rata	1	0,375	0,533333

Dari Tabel 3 dapat dilihat bahwa pada pengujian *deep sentiment analysis* kategori dua memiliki nilai *recall* yang sama sebesar 1 pada keempat nilai K, nilai *precision* tertinggi pada K=5 dan end of data sebesar 0,5 dan nilai K=5 dan *end of data* memiliki nilai *f measure* tertinggi sebesar 0,666667.

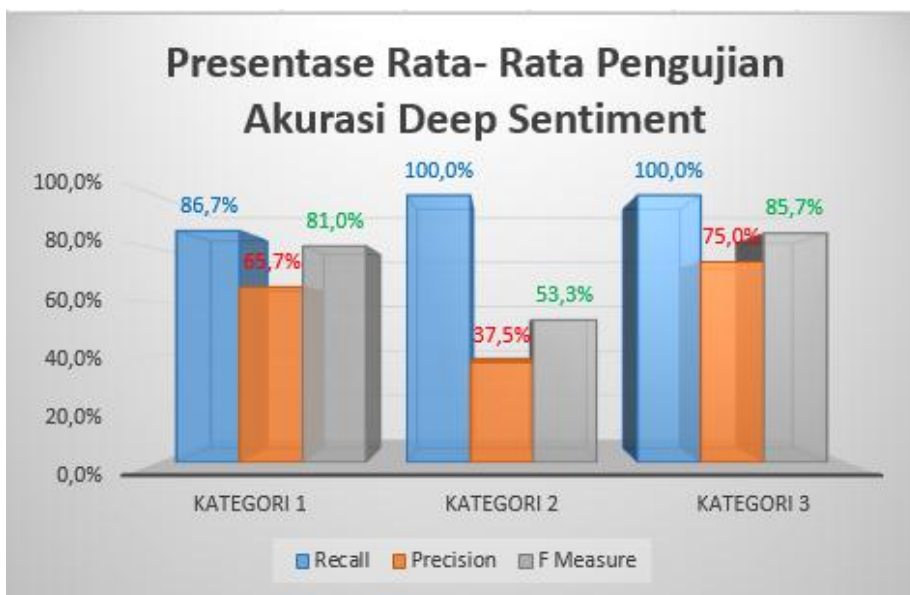
Tabel 4. Tabel Hasil Pengujian Deep Sentiment Analysis Kategori 3

	Recall	Precision	F Measure
K=7	1	0,75	0,85714286
K=9	1	0,75	0,85714286
K=11	1	0,75	0,85714286
K=15	1	0,75	0,85714286
K= end of data	1	0,75	0,85714286
Rata-Rata	1	0,75	0,85714286

Dari Tabel 4 dapat dilihat bahwa semua nilai K memiliki nilai *f measure* sama yakni 0,85714286, nilai *precision* juga sama yakni 0,75, serta nilai *recall* dari keempat nilai K bernilai sama yakni 1.

Tabel 5 Tabel Hasil Pengujian Rata-Rata Deep Sentiment Analysis

	Recall	Precision	F Measure
Kategori 1	0,86666667	0,65666667	0,80989011
Kategori 2	1	0,375	0,53333333
Kategori 3	1	0,75	0,85714287
Rata-rata	0,95555556	0,5938889	0,733455433



Gambar. 3. Grafik Presentase Hasil Pengujian Akurasi Deep Sentiment

Dari hasil pengujian yang disajikan dalam bentuk grafik seperti pada Gambar 3 dapat dilihat bahwa faktor yang mempengaruhi ketepatan sentiment analysis yaitu data latih. Semakin besar data latih semakin baik nilai $f\text{ measure}$, seperti yang dapat dilihat pada Tabel 5, dimana kategori 3 yang memiliki nilai $f\text{ measure}$ sebesar 85,7%; dan $f\text{ measure}$ berkurang seiring dengan berkurangnya data latih. Pada data latih yang memiliki proporsi jumlah data latih positif dan negatif seimbang seperti pada kategori 1 dapat dilihat bahwa nilai K tidak mempengaruhi nilai $f\text{ measure}$ dan hasil analisis sentimennya tidak cenderung terklasifikasi ke kelas yang lebih banyak jumlah data latihnya. Jika data latih memiliki proporsi data latih positif dan negatif tidak seimbang maka nilai K mempengaruhi nilai $f\text{ measure}$ hasil analisis sentimennya cenderung terklasifikasi ke kelas yang lebih banyak jumlah data latihnya dapat dilihat pada pengujian kategori 1 dan 3. Selain itu, hasil evaluasi juga memperlihatkan bahwa *pre-processing* tanpa *stemming* dapat digunakan dalam penelitian ini serta pengukuran tingkat kedalaman (*deep*) dapat dilakukan terhadap kategori tertentu dalam hal ini cara pengajaran, waktu, dan harapan. Hal ini berbeda dengan penelitian yang melibatkan proses stemming dan hanya melakukan klasifikasi opini negatif [1].

5. Kesimpulan

5.1 Simpulan

Hasil pengujian menunjukkan penerapan *Deep Sentiment analysis* menggunakan metode KNN dapat mengekstrak dan memahami secara otomatis makna positif maupun negatif yang ada pada data isian angket terbuka penilaian perkuliahan. Selain itu, tingkat akurasi penilaiannya dapat ditingkatkan. Hal ini terlihat dari hasil evaluasi, dimana sistem mampu mengklasifikasikan data uji ke dalam tiga kategori *deep sentiment analysis* dengan hasil pengujian rata-rata tingkat keberhasilan sistem menemukan informasi (*recall*) sebesar 95,6%, rata-rata tingkat ketepatan (*precision*) sebesar 59,4%, dan tingkat harmonisasi kedua parameter tersebut (rata-rata $f\text{ measure}$) 73,3%. Sehingga, penelitian ini memperlihatkan bahwa solusi yang diusulkan dapat dipertimbangkan untuk mereduksi biaya yang tinggi dalam proses penilaian atau analisis angket terbuka.

5.2 Saran

Untuk pengembangan selanjutnya diperlukan mekanisme yang dapat mengecek dan mempertimbangkan kemunculan kata baru yang ada dalam data uji tetapi tidak terdapat pada data latih. Karena kondisi ini, mengakibatkan data uji tidak dapat diklasifikasikan.

6. Daftar Rujukan

- [1] Pang, B., & Lee, L. 2002. Thumbs up? Sentiment Classification using Machine Learning. *Proceedings of EMNLP*, (pp. 78-86).
- [2] Dehhaff, M. 2010. Sentiment Analysis, Hard But Worth It!. [Online]. (update, 10 Maret 2010)
Available at: http://customerthink.com/sentiment_analysis_hard_but_worth_it/ [Accessed 25 Mei 2016]
- [3] Feldman, R., & Sanger, J. 2007. *The Text Mining Handbook*. New York: Cambridge University Press.
- [4] Triawati, C. 2009. Metode Pembobotan Statistical Concept Based untuk Klastering dan Kategorisasi Dokumen Berbahasa Indonesia. Universitas Telkom.
- [5] Weiss, S. M., Indurkha, N., Zhang, T., & Damerou, F. J. 2005. *Text Mining: Predictive Methods fo Analyzing Unstructured Information*. New York: Springer.
- [6] Dragut, E., Fang, F., Sistla, P., Yu, C., & Meng, W. 2009. Stop Word and Related Problems in Web Interface. Chicago: Computer Science Department University of Illinois.
- [7] Tala, F. Z. 2003. A Study Of Stemming Effects On Information Retrieval in Bahasa Indonesia. The Netherlands: Universiteit van Amsterdam.
- [8] Baharsyah, I., & Imam Cholissodin, B. 2014. Klasifikasi Deep Sentiment Analysis E-Complain Universitas Brawijaya Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor. Universitas Brawijaya Malang.
- [9] Luhulima, Yugo Yudasha, Marji, & Lailil Muflikhah. 2015. Sentiment Analysis Pada review Barang Berbahasa Indonesia Dengan Metode K-Nearest Neighbor (K-NN). Universitas Brawijaya Malang.
- [10] Putri, P. A., Ridok, A., & Indriati. (n.d.). Implementasi Metode Improved K-Nearest Neighbor Pada Analisis Sentimen Twitter Berbahasa Indonesia.

- [11] Yofiyanto, E., Arifin, A. Z., & Amallah, B. 2010. Klasifikasi Gigi Dan Premolar Pada Dental Panoramic Radiograph. *Seminar Tugas Akhir Periode Januari 2010*. Surabaya.
- [12] Bramer, M. 2013. *Principles of data mining second edition*. new york: spinger.
- [13] Maimon, O., & Rokach, L. 2010. *Data Mining And Knowledge Discovery Handbook*. New York: Springer.
- [14] Destuardi, & Sumpeno, S. (2009). Klasifikasi Emosi Untuk Teks Bahasa Indonesia Menggunakan Metode Naive Bayes. Seminar Nasional Pascasarjana IX. Surabaya.