

**ANALISIS SENTIMEN DATA TWITTER MENGGUNAKAN NAIVE BAYES DENGAN NEGATION HANDLING**

**DEPARTEMEN ILMU KOMPUTER**

**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM**

**INSTITUT PERTANIAN BOGOR**

**BOGOR**

**2016**

**ASWINDA PRIMA PUTRA**

**PERNYATAAN MENGENAI SKRIPSI DAN**

**SUMBER INFORMASI SERTA PELIMPAHAN HAK CIPTA**

Dengan ini saya menyatakan bahwa skripsi berjudul Analisis Sentimen Data Twitter menggunakan Naive Bayes dengan Negation Handling pada Data Twitter Bahasa Indonesia adalah benar karya saya dengan arahan dari komisi pembimbing dan belum diajukan dalam bentuk apa pun kepada perguruan tinggi mana pun. Sumber informasi yang berasal atau dikutip dari karya yang diterbitkan maupun tidak diterbitkan dari penulis lain telah disebutkan dalam teks dan dicantumkan dalam Daftar Pustaka di bagian akhir skripsi ini.

Dengan ini saya melimpahkan hak cipta dari karya tulis saya kepada Institut Pertanian Bogor.

Bogor, November 2016

*Aswinda Prima Putra*

NIM G64144007

**ABSTRAK**

ASWINDA PRIMA PUTRA. Analisis Sentimen Data Twitter menggunakan Naive Bayes dengan Negation Handling. Dibimbing oleh JULIO ADISANTOSO.

Analisis Sentimen dalam penelitian ini akan menggunakan data twitter berbahasa Indonesia. Klasifikasi yang akan digunakan dalam penelitian adalah multinomial naive bayes. Negation Handling memiliki peran untuk menambah akurasi dari klasifikasi sentimen. Dalam seleksi fitur pada penelitian ini akan ditambahkan metode Negation Handling dan diimplementasikan dengan data Twitter berbahasa Indonesia. Pada penelitian ini akan membandingkan apakah dengan penambahan metode Negation Handling pada data Twitter bahasa Indonesia dapat meningkatkan akurasi daripada tanpa menggunakan metode Negation Handling.

Kata kunci**:** analisis sentimen, klasifikasi, naïve bayes, negation handling, twitter

**ABSTRACT**

*ASWINDA PRIMA PUTRA. Sentiment Analysis with Rocchio Classification on Data Twitter Indonesian. Supervised by JULIO ADISANTOSO.*

Skripsi  
sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar  
Sarjana Komputer  
pada  
Departemen Ilmu Komputer

**ASWINDA PRIMA PUTRA**

**ANALISIS SENTIMEN DATA TWITTER MENGGUNAKAN NAIVE BAYES DENGAN NEGATION HANDLING**

**DEPARTEMEN ILMU KOMPUTER**

**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM**

**INSTITUT PERTANIAN BOGOR**

**BOGOR**

**2016**

Penguji : 1

2

Judul Skripsi : Analisis Sentimen Data Twitter menggunakan Naive Bayes dengan Negation Handling

Nama : Aswinda Prima Putra

NIM : G64144007

Disetujui oleh

|  |
| --- |
| Ir Julio Adisantoso, MKom  Pembimbing |

Diketahui oleh

Dr Ir Agus Buono, MSi MKom

Ketua Departemen

Tanggal Lulus:

**PRAKATA**

Puji dan syukur penulis panjatkan kepada Allah *subhanahu wa ta’ala* atas segala karunia-Nya sehingga karya ilmiah ini berhasil diselesaikan. Tema yang dipilih dalam penelitian yang dilaksanakan sejak bulan Agustus 2016 ini ialah Analisis Sentimen Data Twitter menggunakan Naive Bayes dengan Negation Handling pada Data Twitter Bahasa Indonesia.

Terima kasih penulis ucapkan kepada Bapak Ir. Julio Adisantoso MKom selaku pembimbing. Ungkapan terima kasih juga disampaikan kepada kedua orang tua saya. Terimakasih juga disampaikan kepada teman satu bimbingan serta teman-teman ekstensi Ilkom IPB angkatan 9 yang telah membantu dalam menyelesaikan penelitian ini.

Semoga karya ilmiah ini bermanfaat.

Bogor, Desember 2016

*Aswinda Prima Putra*

**DAFTAR ISI**

[DAFTAR TABEL 7](#_Toc467880756)

[DAFTAR LAMPIRAN 8](#_Toc467880757)

[PENDAHULUAN 1](#_Toc467880758)

[Latar Belakang 1](#_Toc467880759)

[Tujuan Penelitian 2](#_Toc467880760)

[Manfaat Penelitian 2](#_Toc467880761)

[Ruang Lingkup Penelitian 2](#_Toc467880762)

[METODE 2](#_Toc467880763)

[Pengumpulan Data 3](#_Toc467880764)

[Penentuan Sentimen Secara Manual 3](#_Toc467880765)

[Pembagian Data 3](#_Toc467880766)

[Indexing 4](#_Toc467880767)

[Tokenizing 4](#_Toc467880768)

[Normalisasi 4](#_Toc467880769)

[Penghapusan *Stopwords* 5](#_Toc467880770)

[Negation Handling 5](#_Toc467880771)

[Pemilihan Fitur 6](#_Toc467880772)

[Klasifikasi 6](#_Toc467880773)

[Lingkungan Pengembangan 9](#_Toc467880774)

[HASIL DAN PEMBAHASAN 10](#_Toc467880775)

[Pengumpulan Data 10](#_Toc467880776)

[Penentuan Sentimen Secara Manual 10](#_Toc467880777)

[Klasifikasi Naïve Bayes 12](#_Toc467880778)

[KESIMPULAN DAN SARAN 15](#_Toc467880779)

[Kesimpulan 15](#_Toc467880780)

[DAFTAR PUSTAKA 16](#_Toc467880781)

# DAFTAR TABEL

[1 Hasil *3-Fold Cross Validation* untuk entitas XL 8](file:///D:\skripsi%20tulisan\skripsi%20draft%20terbaru.docx#_Toc395709871)

[2 Hasil *3-Fold Cross Validation* 9](file:///D:\skripsi%20tulisan\skripsi%20draft%20terbaru.docx#_Toc395709872)

[3 *Confusion matrix* untuk hasil klasifikasi menggunakan *naïve Bayes* model Multinomial 11](#_Toc395709873)

[4 *Confusion matrix* untuk hasil klasifikasi menggunakan *naïve Bayes*  
model Bernoulli 11](#_Toc395709874)

# DAFTAR LAMPIRAN

[1 Contoh *keyword* pada pengumpulan data 13](#_Toc396284395)

[2 Contoh tabel kamus kata dalam normalisasi teks 13](#_Toc396284396)

[3 Daftar kata buang pada *stoplist* (Ridha *et al.* 2002) 14](#_Toc396284397)

[4 Daftar kata tambahan normalisasi teks 15](#_Toc396284398)

[5 *Confusion matrix 3-fold cross validation* terbaik 16](#_Toc396284399)

[6 Contoh tabel kata dan frekuensi pada tiap sentimen 20](#_Toc396284400)

[7 Contoh tabel kata dan peluang pada tiap sentimen 21](#_Toc396284401)

# 

# PENDAHULUAN

## Latar Belakang

*Microblogging* saat ini telah menjadi alat komunikasi yang sangat populer di kalangan pengguna internet. Jutaan penggunanya membagikan opini mereka tentang bebagai macam aspek dari kehidupan mereka ataupun membahas isu-isu saat ini. Oleh karena itu microblogging merupakan sumber data yang sangat kaya untuk melakukan opinion mining dan analisis sentimen Pak dan Paroubek (2010). Berbagai macam perusahaan sering menggunakan *survey online* atau dengan kertas untuk mengumpulkan opini dari penggunanya. Namun dengan kemunculan *sosial media*, orang cenderung lebih memilih mengutarakan pendapatnya melalui facebook, twitter atau sosial media yang lainnya (Anwar Hridoy *et al.* 2015).

Salah satu situs *microblogging* yang populer adalah Twitter. Twitter merupakan situs web yang dioperasikan oleh Twitter, Inc yang memberikan jaringan sosial berupa microblog serta memiliki karakteristik dan format yang unik dengan simbol ataupun aturan khusus. Disebut microblog karena penggunanya hanya dapat mengirim dan membaca pesan blog seperti pada umumnya dengan batas maksimal sejumlah 140 karakter, pesan tersebut dikenal dengan tweet (Zhang et al. 2011). Twitter di-gunakan dalam penelitian ini karena sifat dari semua tweetnya bersifat publik. Berbeda dengan sosial media lain seperti facebook yang karakteristik dari post nya dapat dirubah menjadi privat atau hanya di lingkaran teman nya saja.

Sentimen analisis atau opinion mining adalah studi komputasional dari opini-opini orang, sentimen dan emosi melalui entitas dan atribut yang dimiliki yang diekspresikan dalam bentuk teks Liu (2012). Analisis sentimen akan mengelompokkan polaritas dari teks yang ada dalam kalimat atau dokumen untuk mengetahui pendapat yang dikemukakan dalam kalimat atau dokumen tersebut apakah bersifat positif, negatif atau netral (Pang et al. 2002). Salah satu teknik pembelajaran mesin untuk analisis sentimen adalah Naïve Bayes Classifier (NBC). NBC merupakan teknik pembelajaran mesin yang berbasis probabilistik. NBC adalah metode sederhana tetapi memiliki akurasi serta performansi yang tinggi dalam pengklasifikasian teks (Routray et al. 2013). Xhemali et al. (Xhemali et al.) melakukan perbandingan antara tiga metode. Metode-metode tersebut adalah Naïve Bayes, Pohon Keputusan, dan Neural Networks. Hasil penelitian secara keseluruhan menunjukkan bahwa Naïve Bayes classifier adalah pilihan terbaik untuk pelatihan domain. Penggunaan model Naïve Bayes Classifier ini dikarenakan proses yang sederhana dan mudah diaplikasikan pada berbagai keadaan sehingga tidak akan mengalami kegagalan secara keseluruhan pada hasilnya (Manning et al. 2008).

Negation Handling memiliki peran untuk menambah akurasi dari klasifikasi sentimen. Dalam penelitian Narayanan et al. (Narayanan et al.) Negation Handling Diimplementasikan dalan klasifikasi sentiment menggunakan naive bayes dan hasilnya me-nunjukkan peningkatan akurasi sebesar 10%. Data yang digunakan dalam penelitian tersebut adalah data review film dalam bahasa Inggris. Dalam penelitian ini metode Negation Handling akan diterapkan pada data Twitter berbahasa Indonesia.

**Perumusan Masalah**

Perumusan masalah pada penelitian ini adalah:

1. Bagaimana mengimplementasikan Metode Negation Handling pada analisis sentimen Twitter berbahasa Indonesia ?
2. Apakah metode Negation Handling dapat meningkatkan akurasi analisis sentimen dibandingkan tanpa menggunakan Negation Handling ?

## Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah:

1. Mengimplementasikan analisis sentimen dengan menggunakan metode Negation Handling pada data Twitter berbahasa Indonesia.
2. Membandingkan akurasi dari analisis sentimen dengan Negation Handling dan tanpa menggunakan Negation Handling.

.

# Manfaat Penelitian

Hasil penelitian diharapkan dapat membantu pengguna yang ingin mengetahui isu tertentu dari data Twitter dan memberikan informasi apakah isu tersebut mengandung sentiment positif, negatif, atau netral.

## Ruang Lingkup Penelitian

Ruang lingkup penelitian ini ialah:

1. Penelitian ini menggunakan data Twitter Bahasa Indonesia.
2. Pemilihan fitur menggunakan *Inverse* *Document Frequency* (IDF).
3. Klasifikasi menggunakan metode Naïve.

# METODE

.

Terdiri dari 8 tahapan penelitian yang akan dilakukan, yaitu pengumpulan data, sentimen manual, pembagian data, indexing, *negation handling* ,seleksi fitur, klasifikasi, dan evaluasi. Skema tahapan penelitian seperti yang terlihat pada Gambar 1.

Pengumpulan Data Twitter

Sentimen Manual

Pembagian Data

Indexing

Seleksi Fitur

Klasifikasi Naïve Bayes

Negation Handling

Evaluasi

Gambar 1 Metode penelitian

## Pengumpulan Data

Data yang digunakan adalah data Twitter berbahasa Indonesia. Data yang digunakan didapatan diperoleh dari Twitter API melalui aplikasi yang telah dibuat oleh Hawksey (2013)*,* dengan memasukkan kata kunci untuk penyaringan data ke situs *tags.hawksey.info*. Data yang akan diambil adalah data *tweet* dengan kata kunci tertentu terkait isu yang akan diambil datanya. Selain itu digunakan juga data dari penelitiian Adityawan (2012).

## Penentuan Sentimen Secara Manual

Data yang diperoleh dari sistem masih berupa data mentah post user yang belum ada sentimennya, untuk itu dilakukan pemberian sentimen secara manual. Pemberian sentimen dibagi menjadi 3 kelas, yaitu positif, negatif, dan netral. Setelah data memiliki sentimen, kemudian data dapat masuk ke tahap selanjutnya.

## Pembagian Data

Pembagian data latih dan data uji dilakukan menggunakan metode acak. Data yang memiliki sentimen yang akan diolah selanjutnya. Pembagian data uji dan data latih adalah dengan perbandingan sebesar 80:20.

## Indexing

Indexing merupakan proses persiapan yang dilakukan terhadap dokumen sehingga dokumen siap untuk diproses. Proses indexing dibagi menjadi dua proses, yaitu document indexing dan term indexing. Dari term indexing akan dihasilkan koleksi kata yang akan digunakan untuk meningkatkan performansi pencarian pada tahap selanjutnya. Selain itu, teknik indexing ini juga dilakukan agar hasil yang diperoleh lebih baik. Karena kebanyakan tweet hanya berisi tautan dan tidak menunjukkan sen-timen tertentu, dan penulisannya ditulis dalam bahasa asing yang bukan bahasa Inggris (Parikh dan Movassate, 2014). Tahap-tahap yang dilakukan didalam proses indexing meliputi tokenizing, pengahapusan stopwords, normalisasi kata, stemming, pembuatan term document matrix.

## Tokenizing

Tokenizing adalah pengambilan kata-kata (term) dari kumpulan dokumen menjadi kumpulan term dan juga membuang beberapa karakter seperti tanda baca. Contoh dari tokenisasi adalah seperti pada tabel 2.

|  |  |
| --- | --- |
| **Input** | Data Twitter |
| **Output** | data twitter |

Proses memotong dokumen atau kata menjadi bagian-bagian yang lebih kecil disebut token. token bisa berupa paragraf, kalimat, frasa kata tunggal sederhana dan konsep. teknik yang digunakan dalam proses tokenisasi adalah segmentasi dan memilah. Dalam tahap ini dokumen atau data post twitter diubah menjadi kumpulan term dengan cara menghilangkan mention, URL, tanda baca dan angka pada tweet dan mengubah setiap kata pada tweet menjadi huruf kecil.

## Normalisasi

Menurut Aziz (2013) tahap normalisasi kata dilakukan dengan penggantian kata yang tidak baku menjadi baku, karena kata yang sudah baku akan cenderung lebih kecil ambiguitas dalam pelafalannya dibanding dengan kata yang tidak baku. Misalnya, kata dengan dapat ditulis dengan ”dg” dan ”dgn”. Untuk itu perlu dilakukan nor-malisasi kata dengan cara mengganti kata yang tidak baku dengan kata yang sesuai konteknya (Sproat et al. 2001). Sebelumnya sudah dibuat terlebih dahulu sebuah kamus yang tidak baku dengan kata bakunya, agar memudahkan dalam fungsi penggantian dan kemudian menggantinya dengan kata baku yang telah ada di dalam kamus tersebut. Dataset kata tidak baku dan kata baku yang digunakan dari penelitian Aziz (2013) sebanyak 3719 baris data.

## Penghapusan *Stopwords*

*Stopwords* adalah sebuah kata-kata dalam bahasa tertentu yang sangat umum dan memiliki nilai informasi nol (Feinerer et al. 2008). Stopwords didefinisikan sebagai term yang tidak berhubungan (*irrelevant*) dengan dokumen meskipun kata tersebut sering muncul di dalam dokumen. Contoh *stopwords* dalam bahasa Indonesia : yang, juga, dari, dia, kami, kamu, aku, saya, ini, itu, atau, dll. Penghapusan *stopwords* dilakukan untuk menghilangkan kata dalam daftar kata buang (*stopwords*). Kata tersebut merupakan kata yang jika dihapus tidak mengubah makna dari tweet. Daftar *stopwords* didapatkan dari penelitian Tala (2003) sebanyak 759 kata.

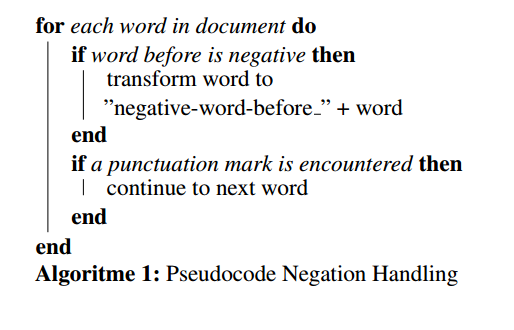
## Negation Handling

Negation Handling adalah salah satu faktor yang berkontribusi meningkatkan akurasi klasifikasi. Karena setiap kata digunakan sebagai fitur, kata ”baik” dalam frase ”tidak baik” akan mendapatkan peluang positif daripada negatif karena kata ”tidak” sebelumnya tidak dimasukkan dalam perhitungan karena term tersebut merupakan stopword.

Dalam penelitian Narayanan et al. (2013) Negation Handling diimplementasikan dalan klasifikasi sentiment menggunakan naive bayes dan hasilnya menunjukkan peningkatan akurasi sebesar 10%. Data yang digunakan dalam penelitian tersebut adalah data review film dalam Bahasa Inggris. Dalam penelitian tersebut kata “*good*” akan meningkatkan jumlah kelas positif dan kata “not\_good” yang sudah dilakukan negation handling masuk kedalam kelas negatif.

Ketika menemukan dokumen dengan kata “tidak baik”, maka kata “tidak” akan dihapus sehingga menghasilkan dokumen baru dengan sentiment sebaliknya dari sentiment awal. Sebagai contoh tweet “kamu anak tidak baik” akan menjadi “kamu anak tidak\_baik” dan merupakan tweet negatif lalu kata “tidak” akan dihapus sehingga tweet menjadi “kamu anak baik” dan menambah data latih tweet positif. Begitu juga sebaliknya tweet seperti “obat ini tidak berbahaya” yang bernilai positif akan menjadi “obat ini tidak\_berbahaya” dan akan menabah data latih bernilai negatif dengan dengan menghilangkan tidak menjadi “obat ini berbahaya”.

Dalam penelitian ini, kata “baik” yang sebelumnya ada “tidak” akan diproses dulu dengan Negation Handling sehingga menjadi “tidak\_baik”, lalu dengan menghilangkan kata “tidak” sehingga menghasilkan tweet baru dengen sentiment positif. Untuk menangani masalah ini dibuatlah algoritma untuk Negation Handling menggunakan representasi bentuk negasi dari Das & Chen (2001). Algoritma yang digunakan akan mengubah kata yang diikuti kata negatif menjadi bentuk ”tidak ” + kata. Pseudocode pada [1] yang digunakan



## Pemilihan Fitur

Seleksi fitur merupakan proses pemilihan subset dari term pada data training. Fitur yang terpilih pada seleksi fitur ini akan digunakan dalam klasifikasi teks. Tujuan dari seleksi fitur adalah membuat data latih yang digu-nakan clasifier lebih efisien dengan cara mengurangi ukuran kosakata yang efektif dan meningkatkan akurasi klasifikasi dengan menghilangkan fitur noise (Manning et al. 2008). Seleksi fitur secara umum dibagi menjadi unsupervised feature selection dan supervised feature selection (Garnes, 2009). Unsupervised feature selection adalah sebuah metode seleksi fitur yang tidak meng-gunakan informasi kelas dalam data pelatihan ketika memilih fitur untuk classifier. Salah satu contoh seleksi fitur yang tidak menggunakan informasi kelas dalam pemilihan fiturnya adalah IDF. Metode seleksi fitur selanjutnya adalah supervised feature selection yaitu metode yang menggunakan informasi kelas dalam data latihnya. contoh dari *supervised feature selection* adalah MI dan *chi-square*. Pada penelitian ini pemilihan fitur IDF yang akan digunakan.

***Inverse document frequency* (IDF)**

DF merupakan banyaknya dokumen yang mengandung *term*. Ukuran nilai kepentingan suatu term dari dokumen yang digunakan sebagai penciri adalah nilai DF yang besar, namun nilai dari DF memiliki rentang nilai yang  
lebar. *Inverse document frequency* (IDF) adalah inverse dari nilai DF, sehingga ukuran kepentingan suatu *term* dari dokumen yang akan digunakan penciri yang memiliki nilai kecil dengan rentang yang tidak begitu jauh. Menurut Witten (1999) kata yang jarang atau paling sedikit muncul justru harus diperhatikan sebagai kata yang lebih penting dari pada kata yang paling sering muncul dalam dokumen. Nilai dari IDF dapat dihitung dengan formula

(1)

dengan N adalah banyaknya dokumen dan adalah banyaknya dokumen didalam koleksi yang mengandung term tertentu.

## Klasifikasi

Penelitian ini menggunakan tiga kelas sentimen yaitu, positif, negatif, dan netral. Data selanjutnya akan dikategorikan pada tahapan ini. Klasifikasi memiliki peranan yang penting untuk menganalisis sentimen terhadap data latih. Klasifikasi ada analisis sentimen bertujuan untuk mengkategorikan setiap data terhadap data pencirinya.Pengelompokan suatu dokumen kedalam suatu kategori tertentu merupakan tujuan dariklasifikasi (Manning et all. 2008). Fungsi klasifikasi  
secara umum yaitu:

**γ : X 🡪 C** (2)

Persamaan (2) merupakan fungsi untuk memetakan suatu dokumen ke dalam kategori tertentu, dengan X adalah kumpulan dokumen dan C merupakan kategori. Metode klasifikasi terbagi menjadi dua, yaitu metode klasifikasi berbasis vektor dan peluang. Metode klasifikasi yang digunakan pada penelitian ini adalah metode klasifikasi berbasis peluang yaitu klasifikasi Multinomial Naïve Bayes. Model klasifikasi ini digunakan karenaproses yang sederhana dan pengaplikasiannya yang mudah pada berbagai keadaan (Manning et al. 2008).

Secara garis besar pada pendekataan berbasis peluang, penentuan kelas pada sebuah dokumen atau data adalah dengan cara menghitung peluang keberadaan data tersebut dalam suatu kelas. Naïve Bayes merupakan contoh pendekatan berbasis peluang. Sedangkan pada pendekatan berbasis vektor, penentuan kelas pada sebuah data dilakukan dengan cara menghitung jarak data tersebut ke *centroid* suatu kelas. Metode yang dapat digunakan pada pendekatan ini adalah metode *Rocchio algorithm*, k-*Nearest Neighbor, Descision Tree,* dan *Support Vector Machines.*

Metode *Naïve Bayes* menghitung probabilitas dari suatu dokumen untuk masuk ke suatu kategori berdasarkan pada kehadiran dari kata yang sama di dalam dokumen lain yang telah ada di dalam kategori tersebut. Kelemahan dari metode ini adalah akurasinya yang rendah dari pada model lainnya. Metode Rocchio membandingkan dokumen terhadap suatu daftar term positif dan negatif bagi setiap katagori dan mengklasifikasikan sesuai dengan kehadiran atau bobot dari term-term tersebut. Metode rocchio memiliki komputasi yang tidak rumit sederhana dan mudah, tetapi kelemahan dari metode ini adalah akurasi yang rendah (Bashiri *et al*, 2005). Pada *kNearest Neighbor* klasifikasi ini mencari sebanyak k dokumen paling mirip dan menempatkan dokumen ke kategori di mana k dokumen tersebut ditempatkan sebelumnya, metode ini memiliki kinerja yang baik, terutama dengan penempatan banyak kategori, tetapi waktu klasifikasi relatif lama karena pada setiap proses klasifikasi harus menentukan k tetangga terdekat dan sangat sulit untuk mendapatkan nilai k yang optimal. Metode *Decision Tree* memisahkan dokumen - dokumen secara hirarki di dalam struktur pohon, di mana setiap node merupakan term yang relevan dan ujung setiap cabang adalah kategori. Metode ini lebih mudah dipahami, mudah untuk menyusun aturan keputusan, dan dapat mengurangi kompleksitas komputasi, tetapi metode ini memiliki kelemahan yaitu jika pada penentuan root terdapat kesalahan maka hal ini akan menyebabkan kesalahan juga pada node level di bawahnya. Sedangkan pada *Support Vector Machines,* metode menggambar antara term yang berkontribusi dan tidak terhadap suatu dokumen yang akan ditempatkan ke suatu kategori tertentu. Kategori didasarkan pada kehadiran dari term yang berkontribusi. Metode ini merupakan yang terbaik meskipun sangat mudah terjadi *error* dalam data *training*.

**Metode *Naïve Bayes***

Pada model *Multinomial Naïve Bayes,* jumlah kemunculan *term* pada dokumen ikut diperhitungkan, setiapdokumen diwakili oleh kemunculan *term* dari dokumen. Pada model ini, dapat diasumsikan jika kemunculan masing-masing *term* t bersifat independen antara satu *term* dengan yang lainnya. Dengan menggunakan nilai dari P(*c/d*) peluang suatu dokumen *d* di dalam kelas *c* dapat ditulis sebagai (Manning *et al.* 2009)

(3)

dengan P(tk|c) adalah peluang dari suatu *term* tk muncul pada dokumen *d* yang diketahui memiliki kelas *c.* Pendugaan parameter  ̂P (tk|c) dihitung dengan formula

(4)

dengan Tct adalah jumlah kemunculan *term t* dalam dokumen *training* yang berada di kelas *c.*  adalah jumlah seluruh *term* yang muncul berulang kali pada dokumen yang sama (Manning *et al.* 2009). *Term* tidak selalu muncul pada salah satu kelas saat dilakukan klasifikasi sehinggga nilai yang dihasilkan adalah nol. Untuk mengatasi permasalahan tersebut, digunakan *laplace smoothing,* yaitu menambahkan frekuensi *term* sebanyak 1 sehingga perhitungan dari menjadi (Manning *et al.* 2009).

(5)

**Evaluasi**

Tahap evaluasi dilakukan untuk mengetahui tingkat akurasi  
dari hasil penggunaan tahapan dan klasifikasi yang dilakukan dengan atau tanpa menggunakan negation handling. Pengujian penelitian ini dilakukan pada data uji terhadap data latih yang digunakan. Menurut Manning (2008) terdapat dua parameter yang umum digunakan untuk mengukur kinerja sebuah sistem temu kembali informasi, yaitu precision dan recall. Pengukuran selanjutnya akan mengunakan nilai precision, recall, dan akurasi.

**Precision**

*Precision* adalah jumlah kelompok dokumen relevan dari total jumlah dokumen yang ditemukan oleh sistem. *Precision* direpresentasikan sebagai presentase dokumen yang di-retrieve yang benar-benar relevan, nilai precision didapat dengan

(6)

**Recall**

Recall adalah rasio jumlah dokumen relevan yang ditemukan kembali dengan total jumlah dokumen dalam kumpulan dokumen yang dianggap relevan. Nilai recall dapat dihitung dengan,

(7)

**Accuracy**

Setelah nilai precision dan recall didapatkan keakuratan hasil klasifikasi juga dinilai dari akurasinya, nillai akurasi dapat digitung dengan

(8)

selanjutnya akan menghasilkan nilai akurasi hasil klasifikasi yang berupa pembagian dari penjumlahaan nilai benar aktual positif, negatif , dan netral dengan semua jumlah data uji yang ada.

## Lingkungan Pengembangan

Spesifikasi perangkat keras dan perangkat lunak yang digunakan untuk penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Perangkat keras berupa komputer personal dengan spesifikasi sebagai berikut :
2. *Processor* AMD Phenom II X4 BE 3.2 GHZ
3. RAM 10 GB
4. *Harddisk* 2 TB HDD
5. VGA GTX 750 Ti
6. Perangkat lunak :
7. Sistem Operasi Windows 10
8. PHP 2.6
9. DBMS MySQL
10. *Web server* Apache 3.2.2

# HASIL DAN PEMBAHASAN

## Pengumpulan Data

Pengumpulan data twitter diperoleh dari *tags.hawksey.info* sebanyak 12000 data dengan kata kunci “IPB”, “Institut Pertanian Bogor” dan “*Bogor Agricultural University*”. Data tersebut diambil pada tanggal 10 september sampai dengan 16 september 2016, selanjutnya dilakukan pengumpulan data lagi pada tanggal 7 November 2016 sampai dengan tanggal 17 November 2016 dengan term “pilgub” dan “pilkadaDKI” dengan jumlah data sebanyak 358 data tweet. Kemudian dilakukan juga penambahan data dengan menambahkan data tweet lainnya sebanyak 1997 data tweet dari penelitian Adityawan (2014) dan data dari penelitian Aziz (2013) sebanyak 27275 data.

## Penentuan Sentimen Secara Manual

Untuk setiap data yang diambil dari *tags.hawskey.info* belum memiliki label sentimen, sehingga dilakukan penentuan sentimen secara manual dan pembersihan data duplikat yang menghasilkan sebanyak 2923 data tweet bersentimen untuk data dengan kata kunci “IPB”, “Institut Pertanian Bogor” dan “*Bogor Agricultural University*”. Masing – masing memiliki jumlah tweet tiap kelasnya sebesar 512 positif, 113 negatif, dan 2289 netral. Hal yang sama juga dilakukan untuk data dengan kata kunci “pilgub” dan “pilkadaDKI”, sehingga diperoleh 208 data tweet, dengan tiap kelasnya adalah sebanyak 60 sentimen positif, 48 sentimen negatif, dan 100 sentimen netral. Untuk data penelitian Adityawan (2014) diperoleh 1297 data dengan jumlah tweet tiap kelas sentimennya yaitu sebanyak 341 positif, 503 negatif, dan 453 netral. Data penelitian Aziz (2013) diperoleh sebanyak 405 data tweet di masing – masing kelasnya yang merupakan hasil pemotongan dari data asal yang berjumlah 27275 data. Kemudian dari keseluruhan data didapatkan sebanyak 1327 positif, 1069 negatif, dan 3247 netral. Data yang diperoleh kemudian digabungkan dan dilakukan pemotongan sehingga didapatkan jumlah data seluruhan yang digunakan adalah sebesar 3195, dengan masing – masing kelas sentimennya berjumlah 1065 data tweet.

## Pembagian Data

Data tweet yang digunakan yaitu sebanyak 3195 data tweet dengan pembagian data yang digunakan tiap kelasnya adalah sebanyak 1065 tweet positif, 1065 tweet negatif, dan 1065 tweet netral. Perbandingan data uji dan data latih adalah sebesar 80 : 20, dengan data latih sebanyak 852 dan data uji sebanyak 213.

**Indexing**

Data latih yang berjumlah 3195 data tweet kemudian dilakukan tokenisasi dengan membuang url, angka, dan simbol lainnya dengan mengantinya dengan spasi menggunakan fungsi regex. Data tweet juga selanjutnya akan diubah menjadi huruf kecil semua. pada proses ini data tweet belum dipecah menjadi token- token, hasil dari proses ini menghasilkan data tweet yang telah diubah menjadi huruf kecil tanpa simbol, tanda baca, numeric dan url.

Setelah ditokenisasi data menjadi … term

Kemudian kalimat tweet akan dinormalisasi menggunakan dataset sebanyak 3719 kata, sehingga diperoleh sebanyak 6559 kata yang dinormalisasi pada tahap ini. Proses pengantian kata ini sesuai dengan daftar kata normalisasi yang digunakan.

**Negation Handling**

Kalimat yang telah melewati proses normalisasi kemudian masuk ke proses negation handling. Pada proses ini dihasilkan 635 kata yang mengalami negation handling dengan jumlah data tweet yang mengalami negasi sebanyak 635 data tweet. Jumlah term negasi yang ada pada tweet positif berjumlah 142 term, dan 313 di tweet negative, 180 pada tweet netral. Negasi tersebut menghasilkan tweet positif sebanyak 313 dan tweet negative sebanyak 142.

Proses negation ini harus dilakukan sebelum memasuki tahap pembuangan stopword, karena jika dilakukan setelah pembuangan stopword maka kata – kata “tidak” akan dihapus karena termasuk dalam stopword. Adapun beberapa kata yang mengalami negation handling, seperti pada potongan data yang ditampilkan pada Tabel 3.

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Term | Positif | Negatif | Netral | Jumlah |
|  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |

Tabel 3. Term Negasi

**Pembuangan Stopword**

Setelah itu, kalimat tweet kemudian dilakukan proses pembuangan stopword menggunakan dataset sebanyak 763 kata dan terdapat sebanyak 15009 kata yang dihapus pada tahap ini. kalimat tweet kemudian dipecah menjadi token- token yang akan digunakan sebagai term pada proses selanjutnya, pada proses ini menghasilkan sebanyak 8051 token.

**Seleksi fitur**

Penelitian ini menggunakan seleksi fitur untuk mendapatkan penciri. Seleksi fitur yang digunakan adalah document frequency (DF) dengan nilai sebesar 2, yaitu term dengan nilai kemunculan diatas 2 saja yang digunakan. Dalan penelitian ini akan dilakukan percobaan sebanyak 10 kali sehingga nilai idf akan berbeda disetiap percobaan karena data latih yang digunakan berbeda secara acak. Hasil dari proses pemilihan fitur dapat dilihat pada Tabel 4.

Table pemotongan fitur

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | DF | Nilai IDF | Sebelum seleksi fitur | Setelah seleksi fitur |
| Percobaan 1 | 2 |  |  |  |
| Percobaan 2 | 2 |  |  |  |
| Percobaan 3 | 2 |  |  |  |
| Percobaan 4 | 2 |  |  |  |
| Percobaan 5 | 2 |  |  |  |
| Percobaan 6 | 2 |  |  |  |
| Percobaan 7 | 2 |  |  |  |
| Percobaan 8 | 2 |  |  |  |
| Percobaan 9 | 2 |  |  |  |
| Percobaan 10 | 2 |  |  |  |

Jika dilihat pada table terjadi pengurangan kata rata-rata sebesar …..% . Nilai IDF yang digunakan mempengaruhi kata unik yang akan digunakan tahap selanjutnya. Pada table .. merupakan jumlah term negasi sebelum dilakukan negasi dan setelah dilakukan negasi.

Table term negation handling seleksi fitur

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | DF | Nilai IDF | Sebelum seleksi fitur | Setelah seleksi fitur |
| Percobaan 1 | 2 |  |  |  |
| Percobaan 2 | 2 |  |  |  |
| Percobaan 3 | 2 |  |  |  |
| Percobaan 4 | 2 |  |  |  |
| Percobaan 5 | 2 |  |  |  |
| Percobaan 6 | 2 |  |  |  |
| Percobaan 7 | 2 |  |  |  |
| Percobaan 8 | 2 |  |  |  |
| Percobaan 9 | 2 |  |  |  |
| Percobaan 10 | 2 |  |  |  |

**Evaluasi Klasifikasi**

Penelitian ini melakukan percobaan sebanyak 10 kali untuk data dengan menggunakan negation handling dan tanpa menggunakan negation handling. Adapun nilai akurasi yang didapatkan terlihat seperti pada table

Tabel 2 Klasifikasi tidak menggunakan negation handling

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | Tanpa negation Handling | Dengan Negation Handling |
| Percobaan 1 | 63.12 | 63.12 |
| Percobaan 2 | 68.12 | 68.12 |
| Percobaan 3 | 71.12 | 71.12 |
| Percobaan 4 | 74 | 74 |
| Percobaan 5 | 75.12 | 75.12 |
| Percobaan 6 | 69.12 | 69.12 |
| Percobaan 7 | 65.57 | 65.57 |
| Percobaan 8 | 73.45 | 73.45 |
| Percobaan 9 | 72.24 | 72.24 |
| Percobaan 10 | 71.34 | 71.34 |

Untuk hasil klasifikasi tanpa menggunakan negation handling, jumlah klasifikasi yang benar dan salah dari akurasi yang didapatkan, dapat diperoleh dari tabel confusion matriks seperti yang ditampilkan pada tabel 4. Tabel 4 merupakan tabel confusion matriks dari hasil percobaan 5 dengan nilai akurasi tertinggi sebesar 75.12 %, yang merupakan nilai akurasi terbesar dari seluruh percobaan yang dilakukan.

Tabel confusion matriks tanpa negation handling

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Prediksi | Positif | Negatif | Netral |
| Fakta |
| Positif |  |  |  |
| Negatif |  |  |  |
| Netral |  |  |  |

Untuk hasil klasifikasi menggunakan negation handling, jumlah klasifikasi yang benar dan salah dari akurasi yang didapatkan, dapat diperoleh dari tabel confusion matriks seperti yang ditampilkan pada tabel 4, yang diperoleh dari hasil percobaan 5 dengan nilai akurasi 75.12 %, yang merupakan nilai akurasi terbesar dari seluruh percobaan yang dilakukan.

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Prediksi | Positif | Negatif | Netral |
| Fakta |
| Positif |  |  |  |
| Negatif |  |  |  |
| Netral |  |  |  |

Untuk nilai precision dan recall tanpa menggunakan negation handling dan tanpa menggunakan negation handling ditampilkan pada tabel … dan tabel … precision dan recall terbesar untuk percobaan tanpa menggunakan negation terdapat pada percobaan …., sedangkan untuk percobaan tanpa menggunakan negation handling terdapat pada percobaan ….

Tabel 4 Nilai Precision dan Recall Klasifikasi Naïve Bayes Tanpa Menggunakan Negation Handling

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | Precision Positif | Precision Negatif | Precision Netral | Recall Positif | Recall Negatif | Recall Netral |
| Percobaan 1 | 65.26 | 77.89 | 60.00 | 58.22 | 72.77 | 70.42 |
| Percobaan 2 | 67.07 | 75.13 | 59.27 | 52.58 | 69.48 | 76.53 |
| Percobaan 3 | 69.82 | 72.82 | 59.85 | 55.40 | 70.42 | 74.18 |
| Percobaan 4 | 70.41 | 75.81 | 65.76 | 64.79 | 66.20 | 79.34 |
| Percobaan 4 |  |  |  |  |  |  |
| Percobaan 4 |  |  |  |  |  |  |
| Percobaan 4 |  |  |  |  |  |  |
| Percobaan 4 |  |  |  |  |  |  |
| Percobaan 4 |  |  |  |  |  |  |
| Percobaan 4 |  |  |  |  |  |  |
| Percobaan 4 |  |  |  |  |  |  |

Tabel 5 Nilai Precision dan Recall Klasifikasi Naïve Bayes Menggunakan Negation Handling

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | Precision Positif | Precision Negatif | Precision Netral | Recall Positif | Recall Negatif | Recall Netral |
| Percobaan 1 | 62.73 | 81.21 | 63.39 | 64.79 | 62.91 | 75.59 |
| Percobaan 2 | 62.25 | 79.04 | 63.81 | 59.62 | 61.97 | 80.28 |
| Percobaan 3 | 64.50 | 75.29 | 62.08 | 60.56 | 60.09 | 78.40 |
| Percobaan 4 | 68.93 | 81.93 | 64.04 | 66.67 | 63.85 | 80.28 |

**Clustering**

Hasil akurasi dari klasifikasi belum menunjukan hasil yang baik, untuk itu dilakukan proses clustering dengan menggunakan k-means untuk melihat pengelompokan datanya.

Clustering akan dibuat dengan nilai k = 3. K bernilai tiga sesuai dengan nilai sentiment yaitu positif, negatif, dan netral. Adapun pelabelan clusternya dengan cara mencari frekuensi terbanyak sentiment setiap cluster tersebut. Jika cluster dengan nilai sentiment tweet lebih banyak yang positif makan label cluster tersebut adalah positif, begitu juga dengan negative dan netral.

Setelah dilakukan clustering kita akan mendapatkan data setiap cluster dan jumlah tweet sentiment positif, negatif, dan netral pada tiap cluster tersebut. Adapun hasil clustering yang didapatkan yaitu seperti yang ditampilkan pada tabel …

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| sentiment  Kmeans | Positive | negatif | netral | Jumlah |
| Positive | 293 | 275 | 182 | 750 |
| Negative | 566 | 617 | 410 | 1593 |
| Neutral | 206 | 173 | 473 | 852 |
| jumlah |  |  |  |  |

Hasil tersebut didapatkan dengan menggunakan nilai centroid awal secara random dan didapatkan centroid awal cluster 1 adalah tweet dengan sentimen netral yaitu “zahroni quot iphaaa ulala cetar membahana p quot sitiayukamsiah iya iphe sanggul jembatan ancol remfongs”, cluster 2 dengan sentiment netral yaitu “zahroni quot iphaaa ulala cetar membahana p quot sitiayukamsiah iya iphe sanggul jembatan ancol remfongs”, 2688

Terdapat 64 tweet yang memiliki hasil sentimen yang berbeda dengan hasil *clustering*. Data tweet tersebut yang kemudian akan dilakukan pertimbangan, untuk dilakukan sentimen ulang atau dihapus. Data yang memiliki hasil berbeda ini kemudian dilakukan sentimen ulang kembali secara manual dan didapatkan jumlah perubahan sentiment pada tabel ..

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| setelah  awal | Positive | negatif | netral |
| Positive | 0 | 16 | 12 |
| Negative | 7 | 0 | 5 |
| Neutral | 9 | 14 | 0 |

. Tabel .. menunjukan jumlah data setelah dilakukan pertimbangan.

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| sentiment  Kmeans | Positive | negatif | netral | Jumlah |
| Positive | 310 | 269 | 171 |  |
| Negative | 548 | 643 | 402 |  |
| Neutral | 196 | 170 | 486 |  |
| jumlah |  |  |  |  |

Lalu nilai cluster k-means dengan sentiment berbeda dengan clusternya akan dihapus karena dianggap sebagai noise. Total jumlah penghapusan sebanyak 1756 dengan tweet positif terhapus sebanyak 744, negative sebanyak 439 dan netral sebanyak 573.

Jumlah data tweet setelah dilakukan clustering sebanyak 1439, dengan tweet positif terhapus sebanyak 310, negative sebanyak 643 dan netral sebanyak 486.

### Evaluasi

Hasil dari proses clustering kemudian dilakukan evaluasi kembali dengan perlakuan sama dengan evaluasi pada tahap klasifikasi. Proses clustering menghasilkan …. data tweet, yang kemudian didapatkan nilai akurasi seperti yang ditampilkan pada tabel …. untuk akurasi klasifikasi tanpa menggunakan negation handling dan tabel …. Untuk akurasi menggunakan negation handling.

Tabel 2 Klasifikasi tidak menggunakan negation handling

|  |  |
| --- | --- |
|  | Akurasi |
| Percobaan 1 | 63.12 |
| Percobaan 2 | 68.12 |
| Percobaan 3 | 71.12 |
| Percobaan 4 | 74 |
| Percobaan 5 | 75.12 |
| Percobaan 6 | 69.12 |
| Percobaan 7 | 65.57 |
| Percobaan 8 | 73.45 |
| Percobaan 9 | 72.24 |
| Percobaan 10 | 71.34 |

Tabel 3 Klasifikasi menggunakan negation handling

|  |  |
| --- | --- |
|  | Akurasi |
| Percobaan 1 | 63.12 |
| Percobaan 2 | 68.12 |
| Percobaan 3 | 71.12 |
| Percobaan 4 | 74 |
| Percobaan 5 | 75.12 |
| Percobaan 6 | 69.12 |
| Percobaan 7 | 65.57 |
| Percobaan 8 | 73.45 |
| Percobaan 9 | 72.24 |
| Percobaan 10 | 71.34 |

## Sama seperti proses evaluasi sebelumnya, nilai precision dan recall didapatkan dengan rincian seperti yang ditampilkan pada tabel … dan tabel …. Untuk tabel confusion matrik yang dihasilkan pada adalah seperti yang ditampilkan pada tabel … dan …

Tabel 4 Nilai Precision dan Recall Klasifikasi Naïve Bayes Tanpa Menggunakan Negation Handling

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | Precision Positif | Precision Negatif | Precision Netral | Recall Positif | Recall Negatif | Recall Netral |
| Percobaan 1 | 65.26 | 77.89 | 60.00 | 58.22 | 72.77 | 70.42 |
| Percobaan 2 | 67.07 | 75.13 | 59.27 | 52.58 | 69.48 | 76.53 |
| Percobaan 3 | 69.82 | 72.82 | 59.85 | 55.40 | 70.42 | 74.18 |
| Percobaan 4 | 70.41 | 75.81 | 65.76 | 64.79 | 66.20 | 79.34 |
| Percobaan 4 |  |  |  |  |  |  |
| Percobaan 4 |  |  |  |  |  |  |
| Percobaan 4 |  |  |  |  |  |  |
| Percobaan 4 |  |  |  |  |  |  |
| Percobaan 4 |  |  |  |  |  |  |
| Percobaan 4 |  |  |  |  |  |  |
| Percobaan 4 |  |  |  |  |  |  |

Tabel 5 Nilai Precision dan Recall Klasifikasi Naïve Bayes Menggunakan Negation Handling

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | Precision Positif | Precision Negatif | Precision Netral | Recall Positif | Recall Negatif | Recall Netral |
| Percobaan 1 | 62.73 | 81.21 | 63.39 | 64.79 | 62.91 | 75.59 |
| Percobaan 2 | 62.25 | 79.04 | 63.81 | 59.62 | 61.97 | 80.28 |
| Percobaan 3 | 64.50 | 75.29 | 62.08 | 60.56 | 60.09 | 78.40 |
| Percobaan 4 | 68.93 | 81.93 | 64.04 | 66.67 | 63.85 | 80.28 |

Untuk hasil klasifikasi tanpa menggunakan negation handling, jumlah klasifikasi yang benar dan salah dari akurasi yang didapatkan, dapat diperoleh dari tabel confusion matriks seperti yang ditampilkan pada tabel 4. Tabel 4 merupakan tabel confusion matriks dari hasil percobaan 5 dengan nilai akurasi 75.12 %, yang merupakan nilai akurasi terbesar dari seluruh percobaan yang dilakukan. Sedangkan untuk klasifikasi dengan menggunakan negation handling didapatkan nilai akurasi terbesar sebesar …..% yang diperoleh dari percobaan …., dengan nilai confusion matriks yang diperoleh seperti yang ditampilkan pada tabel.

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Prediksi | Positif | Negatif | Netral |
| Fakta |
| Positif |  |  |  |
| Negatif |  |  |  |
| Netral |  |  |  |

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Prediksi | Positif | Negatif | Netral |
| Fakta |
| Positif |  |  |  |
| Negatif |  |  |  |
| Netral |  |  |  |

# KESIMPULAN DAN SARAN

## Kesimpulan

.

# DAFTAR PUSTAKA

[Alexa]. 2013. *Top 500 sites on the web* [internet]. [diunduh 2014 januari 1]. Tersedia dari: http://www.alexa.com/topsites.

Aziz ATA. 2013. Sistem pengklasifikasian entitas pada pesan Twitter menggunakan ekspresi regular dan Naïve Bayes [skripsi]. Bogor (ID): Institut Pertanian Bogor.

Barnes JA. 1969. Graph theory and social networks: a technical comment on connectedness and connectivity. *Sociology.* 3(2): 215-232.

Hawksey M. 2013. *Twitter Archiving Google Spreadsheet TAGS v5* [internet]. [diunduh 2014 Januari 21]. Tersedia dari: http://mashe.hawksey.info/2013/02/twitter-archive-tagsv5/.

Manning CD, Raghavan P, Schütze H. 2008. *An Introduction to Information Retrieval*. Cambridge (UK): Cambridge University Press.

Meira JR, Zaki MJ. 2014. *Data Mining and Analysis Fundamental Concepts and Algorithms.* Cambridge (UK): Cambridge University Press.

Ridha A, Adisantoso J, Bukhari F. 2004. Pengindeksan otomatis dengan istilah tunggal untuk dokumen berbahasa Indonesia. *Prosiding Seminar Nasional Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi V, SNIKTI 2014*; [Waktu dan tempat pertemuan tidak diketahui]. hlm 328-335.

Saumi RR. 2012. *Apa itu sosial media* [internet]. [diunduh 2014 April 24]. Tersedia dari: http://www.unpas.ac.id/apa-itu-sosial-media/.

[Semiocast]. 2012. *Top 20 Cities By Number Of Tweets* [Internet]*.* [diunduh 2013 Des 20]. Tersedia dari: http://semiocast.com/publications/2012\_07\_30\_Twitter\_reaches\_half\_a\_billion\_accounts\_140m\_in\_the\_US.

Sproat S, Black AW, Chen S, Kumar S, Ostendorf M, Richards C. 2001. Normalization of non-standard words. *Computer Speech and Language*. 15:287-333.doi:10.1006/csla.2001.0169.

[Tempo]. 2012. Indonesia Pengguna Twitter Terbesar Kelima Dunia [internet]. [diunduh 2013 Des 1]. Tersedia dari: http://www.tempo.co/read/news/2012/02/02/07238132.