

**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.

Penelitian ini melakukan klasifikasi sentimen dalam 3 jenis yaitu positif, negatif dan netral menggunakan metode klasifikasi multinomial Naïve Bayes. Analisis Sentimen dalam penelitian ini menggunakan data twitter berbahasa Indonesia dengan data seimbang. Karena pemberian sentimen dilakukan secara subyektif maka dalam penelitian ini dilakukan clustering dengan menggunakan k-means untuk melihat kumpulan data, lalu dilakukan pemberian sentimen ulang pada data tweet yang berbeda dengan cluster yg didapatkan. Setelah dilakukan pemberian sentimen ulang, data yang masih berbeda dengan cluster akan dihapus. Didapatkan peningkatan akurasi sebesar 25%. Negation Handling memiliki peran untuk menambah akurasi dari klasifikasi sentimen. Percobaan yang dilakukan menunjukkan dengan menggunakan Negation Handling menurunkan akurasi 7.36%, presicion sebesar 10.31% dan recall sebesar 13.01%

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

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, M.Kom  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**

[PENDAHULUAN 1](#_Toc469134639)

[Latar Belakang 1](#_Toc469134640)

[Tujuan Penelitian 2](#_Toc469134641)

[Manfaat Penelitian 2](#_Toc469134642)

[Ruang Lingkup Penelitian 2](#_Toc469134643)

[METODE 2](#_Toc469134644)

[Pengumpulan Data **Error! Bookmark not defined.**](#_Toc469134645)

[Penentuan Sentimen Secara Manual **Error! Bookmark not defined.**](#_Toc469134646)

[Pembagian Data **Error! Bookmark not defined.**](#_Toc469134647)

[Indexing 4](#_Toc469134648)

[Tokenizing 5](#_Toc469134649)

[Normalisasi 5](#_Toc469134650)

[Negation Handling 5](#_Toc469134651)

[Penghapusan *Stopwords* 6](#_Toc469134652)

[Pemilihan Fitur 7](#_Toc469134653)

[Klasifikasi 7](#_Toc469134654)

[Lingkungan Pengembangan 10](#_Toc469134655)

[HASIL DAN PEMBAHASAN 11](#_Toc469134656)

[Pengumpulan Data 11](#_Toc469134657)

[Penentuan Sentimen Secara Manual 11](#_Toc469134658)

[Pembagian Data 11](#_Toc469134659)

[Indexing 12](#_Toc469134660)

[Negation Handling 12](#_Toc469134661)

[Pembuangan Stopword 12](#_Toc469134662)

[Seleksi fitur 13](#_Toc469134663)

[Evaluasi Klasifikasi 14](#_Toc469134664)

[Clustering 16](#_Toc469134665)

[Evaluasi 18](#_Toc469134666)

[KESIMPULAN DAN SARAN 21](#_Toc469134667)

[Kesimpulan 21](#_Toc469134668)

[Saran 21](#_Toc469134669)

[DAFTAR PUSTAKA 22](#_Toc469134670)

# 

# PENDAHULUAN

## Latar Belakang

*Microblogging* saat ini telah menjadi alat komunikasi yang sangat populer di kalangan pengguna internet. Jutaan penggunanya membagikan opini tentang bebagai macam aspek dari kehidupan 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 media sosial, orang cenderung lebih memilih mengutarakan pendapatnya melalui facebook, twitter atau media sosial yang lainnya (Anwar *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 digunakan dalam penelitian ini karena sifat dari semua tweetnya bersifat publik. Berbeda dengan sosial media lain seperti facebook yang karakteristik dari *posting* 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. (2009) 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).

Penelitian Pang et al (2002) menunjukkan klasifikasi menggunakan naïve bayes menghasilkan akurasi yang kurang baik dibandingkan dengan menggunakan klasifikasi seperti SVM dan maximum entropy. Dalam penelitiannya klasifikasi menggunakan SVM menghasilkan hasil paling baik diantara Maximum entropy dan Naïve Bayes. Dalam penelitian Adityawan (2014) menggunakan data Twitter berbahasa Indonesia juga masih menghasilkan akurasi yang kurang baik yaitu sebesar 71.06% Multinomial Naïve Bayes dan 66.42% untuk Bernoulli, sedangkan dalam penelitian Narayanan (2013) klasifikasi Naïve Bayes dengan penambahan fitur Negation Handling, seleksi fitur Mutual Information dan N-Gram menunjukkan akurasi yang lebih baik daripada menggunakan klasifikasi SVM. Dalam penelitian tersebut penambahan fitur Negation Handling memberikan peningkatan akurasi paling banyak dibandingkan dengan seleksi fitur Mutual Information dan N-Gram sebesar 10%. Maka dari itu klasifikasi Naïve bayes dengan penambahan fitur Negation Handling akan diterapkan pada penelitian ini dengan menggunakan 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 menggunakan data Twitter berbahasa Indonesia dan tidak menangani tweet dengan polaritas yang ambigu.

# METODE

Penelitian ini terdiri atas 6 tahap yaitu praproses (pengumpulan data, pembagian data), indexing(tokenisasi, normalisasi kata, Negation Handling, pembuangan *stopword*), seleksi fitur, klasifikasi, evaluasi, dan clustering. Skema tahapan penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.

Pengumpulan data Twitter

Pembagian data

1. Praproses

2. Indexing

Tokenisasi

Nomalisasi

Negation Handling

3. Seleksi Fitur

Data Latih

Data Uji

Rocchio

*Naïve Bayes*

4. Klasifikasi

5. Evaluasi Klasifikasi

6. *Clustering*

Akurasi < 75 %

ya

tidak

Pembuangan Stopword

Gambar Metode Penelitian

## Praproses

Data yang digunakan adalah data Twitter berbahasa Indonesia. Data yang digunakan 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. Kata kunci yang digunakan dalam penelitian ini adalah “IPB”, “Institut Pertanian Bogor”, “Bogor Agricultural University”, “Pilgub”, dan “Pilkada DKI”. Struktur data yang didapatkan dari Hawskey (2013) seperti pada Tabel 1.

Data yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah data dengan atribut *text*. Data yang diperoleh masih berupa data yang belum ada sentimennya, untuk itu dilakukan pemberian sentimen secara manual. Pemberian sentimen dibagi menjadi 3 kelas, yaitu positif, negatif, dan netral. Selain data dari Hawskey (2013) data ditambahkan dengan data penelitian Adityawan (2014) sebanyak 1997 data dan Aziz (2013) sebanyak 27275 data.

Table Struktur Data Twitter

|  |  |
| --- | --- |
| Atribut | Keterangan |
| id\_str | id dari *post Twitter* |
| from\_user | *username* pemakai Twitter |
| text | *post* Twitter |
| created\_at | tanggal dan waktu *post* dibuat |
| geo\_coordinates | koordinat tempat user |
| Source | link profile user |
| profile\_image\_url | gambar profil dari user |
| user\_followers\_count | jumlah follower user |
| user\_friends\_count | jumlah teman user |
| user\_location | lokasi dari user |
| status\_url | link dari *post* Twitter |

Setelah semua data tweet terkumpul, kemudian dilakukan pembersihan data yaitu dengan cara menghilangkan tweet yang duplikat. Dalam proses ini *retweet* dengan simbol “RT” dianggap sebagai tweet duplikat jadi tweet tersebut akan dihapus. Tweet dengan Bahasa selain Bahasa Indonesia juga dihapus karena penelitian dikhususkan untuk data berbahasa Indonesia.

Pembagian data yang digunakan adalah data seimbang pada setiap sentimen karena pada penelitian Adityawan (2014) dengan data seimbang akurasi dari setiap sentimen akan seimbang atau tidak terlalu jauh. Data akan dibagi menjadi data latih dan data uji dengan presentasi 80% untuk data latih dan 20% untuk data uji pada setiap sentimennya. Pengambilan sampel data pada setiap sentimen dilakukan secara acak.

## 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 sentimen tertentu, dan penulisannya ditulis dalam bahasa asing yang bukan bahasa Inggris (Parikh dan Movassate, 2009). Tahap-tahap yang dilakukan didalam proses indexing meliputi tokenizing, pengahapusan stopwords, normalisasi kata, stemming, pembuatan term document matrix.

## Tokenisasi

Tokenisasi adalah proses untuk memotong dokumen menjadi bagian-bagian kecil yang disebtu token (Manning et al. 2009). Dalam proses tokenisasi karakter seperti tanda baca ataupun simbol juga akan dihapus. *Whitespace* (spasi, tab, *newline*) digunakan sebagai pemisah antar token yang akan dipotong.

Dalam penelitian ini proses tokenisasi akan dibagi menjadi dua bagian. Bagian pertama dalam proses tokenisasi adalah proses menghilangkan karakter diluar nilai ASCII 32 sampai 126 karena karakter diluar nilai ASCII tersebut bukan merupakan huruf latin dalam Bahasa Indonesia. Lalu proses selanjutnya adalah mengubah karakter menjadi huruf kecil dan menghapus URL. Dalam proses tokenisasi pertama ini tanda baca seperti “-)(\/=.,:;!?” tidak akan dihilangkan karena tanda baca tersebut akan digunakan dalam proses Negation Handling.

Proses tokenisasi yang kedua dilakukan setelah proses Negation Handling dan penghapusan *stopword*. Dalam proses ini akan dilakukan penyimpanan token unik ke dalam database “*bag-of-words*”. Dalam proses ini juga akan dilakukan penghitungan nilai tf positif, negatif, netral dan df dari setiap token unik.

## Normalisasi Kata

Normalisasi kata merupakan proses untuk mengubah kata tidak baku menjadi kata baku, karena dalam kata baku ambiguitas pelafalannya akan lebih kecil dibandingkan dengan kata tidak baku (Aziz. 2013). Tahap normalisasi kata juga dilakukan untuk mengurangi kata dengan arti yang sama, misal kata “ga”, “gak”, dan “nggak” mempunyai arti yang sama dengan “tidak”, jika tidak dilakukan normalisasi kata maka kata “ga”, “gak”, “nggak” dan “tidak” akan dianggap fitur yang berbeda.

Pada penelitian ini dataset kata baku diperoleh dari penelitian Aziz (2013) dengan jumlah data 3719 baris, Contoh daftar kata normalisasi dapat dilihat pada Lampiran 1.

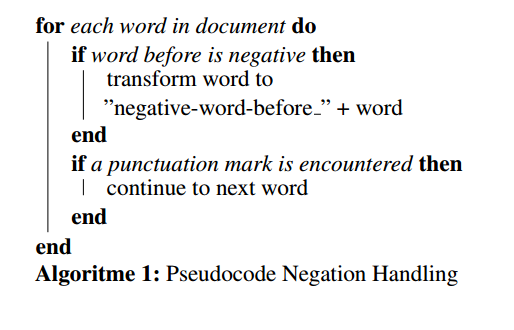
## 

## Negation Handling

Dalam penelitian Narayanan (2013), Negation Handling dapat meningkatkan akurasi dari klasifikasi secara signifikan yaitu sebesar 9.03%. Data yang digunakan dalam penelitian Narayanan (2013) dari dataset review film dari *Internet Movie Data base (IMDb)* dalam Bahasa Inggris dengan jumlah 25.000 data untu data laith dan 25.000 untuk data uji. Dalam penelitiannya sentiment yang digunakan yaitu sentimen positif dan negatif.

Setiap kata dala dokumen akan digunakan sebagai fitur, misalnya kata “baik” dalam kalimat “tidak baik” akan memberikan kontribusi sentiment positif daripada sentimen negatif karena kata “tidak baik” merupakan fitur yang tepisah sehingga memberikan kontribusi peluang sentimen masing-masing daripada memberikan satu kontribusi peluang yaitu negatif.

Untuk menyelesaikan masalah tersebut Narayanan (2013) menggunakan *state variable* atau *bootstrapping* untuk menangani negasi tersebut. Dalam penelitiannya *state variable* yang digunakan adalah “\_”. Jika ada kata “tidak” akan digabungkan dengan kata selanjutnya menjadi “tidak\_” + kata. Kata tersebut tidak akan digabungkan jika kata setelah “tidak” adalah tanda baca atau kata “tidak” lagi. Pseudocode yang digunakan dalam penelitian ini adalah seperti [1]



Dalam penelitan Narayanan (2013) juga menyebutkan kemungkinan jumlah fitur negasi tidak cukup banyak untuk melakukan klasifikasi yang benar, sehingga semisal ada kata “0baik” dalam dokumen positif, maka jumlah fitur “baik” dalam kelas positif akan bertambah dan juga fitur “tidak\_baik” dalam kelas negatif akan bertambah. Modifikasi tersebut dapat menambah akurasi sebesar 1% dalam penelitian Narayanan (2013).

Dalam penelitian ini proses Negation handling akan dilakukan setelah proses normalisasi karena kata seperti “ga”, “gak”, “g” yang kata bakunya “tidak” tidak akan diubah menjadi bentuk negasi jika kata tersebut belum dinormalisasi menjadi kata “tidak”.

## Penghapusan *Stopwords*

*Stopwords* adalah sebuah kata-kata dalam bahasa tertentu yang sangat umum dan memiliki nilai informasi nol (Feinerer et al. 2008). Penghapusan *stopword* tidak akan mengubah makna atau informasi dari dokumen. Beberapa contoh dari *stopword* dalam Bahasa Indonesia adalah yang, juga, dari, dia, kamu, aku, saya. Daftar kata *stopword* yang digunakan dalam penelitian ini didapatkan dari penelitian Tala (2003) sebanyak 759 kata.

## Pemilihan Fitur

Pemilihan fitur merupakan proses pemilihan subset dari term yang mewakili informasi penting dari sebuah dokumen. Tujuan dari pemilihan fitur adalah mengurangi ukuran kosakata dan meningkatkan hasil dari klasifikasi (Manning et al. 2008). Pemilihan fitur dibagi menjadi dua yaitu *unsupervised feature selection* dan *supervised feature selection* (Garnes, 2009). *Supervised feature selection* yaitu metode yang menggunakan informasi kelas dalam data latihnya. Contoh dari *supervised feature selection* adalah MI dan *chi-square*. *Unsupervised feature selection* adalah sebuah metode pemilihan fitur yang tidak menggunakan informasi kelas dalam data latihnya ketika memilih fitur untuk klasifikasi. Salah satu contoh pemilihan fitur yang tidak menggunakan informasi kelas dalam pemilihan fiturnya adalah *Inverse document frequency* (IDF).

*Inverse document frequency* (IDF) adalah *inverse* dari nilai *Document frequency* (DF). 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.

Pada penelitian ini pemilihan fitur IDF dipilih karena metode ini efisien, mudahdan memiliki hasil yang akurat (Robertson 2005).

## 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 – ganti namanya

Data latih yang berjumlah 3195 data tweet kemudian dilakukan tokenisasi dengan membuang karakter ascii dengan nilai 32 sampai 126, url, angka, dan simbol lainnya dengan mengantinya dengan spasi menggunakan fungsi regex. Data dinormalisasi dengan menggunakan *dataset* normalisasi sebanyak 3719 kata, dari 3195 data tweet diperoleh sabanyak 6559 kata yang mengalami normalisasi.

## Normalisasi Kata

Kata fitambahin apa, tambahin tabel atau apalah

## Tolower karena data di aziz ada yang depannya gede

## 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.

Tabel 3. Term Negasi

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Term | TF Positif | TF Negatif | TF Netral | TF | DF | IDF |
| tidak\_bisa | 1 | 91 | 3 | 95 | 91 | 1.102033931 |
| tidak\_ada | 2 | 24 | 8 | 34 | 31 | 1.56971363 |
| tidak\_mau | 0 | 8 | 3 | 11 | 11 | 2.019682638 |
| tidak\_tau | 0 | 0 | 6 | 6 | 6 | 2.282924073 |
| tidak\_pakai | 0 | 6 | 0 | 6 | 6 | 2.282924073 |
| tidak\_dapat | 1 | 4 | 1 | 6 | 6 | 2.282924073 |
| tidak\_di | 0 | 5 | 0 | 5 | 4 | 2.459015332 |
| tidak\_apa | 0 | 1 | 4 | 5 | 5 | 2.362105319 |
| tidak\_jalan | 0 | 4 | 0 | 4 | 4 | 2.459015332 |
| tidak\_aktif | 0 | 4 | 0 | 4 | 4 | 2.459015332 |

## 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. Dari seluruh rangkaian proses diatas, jumlah token terbanyak yang dihasilkan dari seluruh percobaan adalah sebanyak 26852 kata yang dihasilkan dari percobaan 9, sedangkan untuk total kata unik terbanyak sebanyak 7133 kata yang dihasilkan dari percobaan 3. Hasil keseluruhan percobaan untuk hasil tokenisasi yang diperoleh dari data latih dapat dilihat pada tabel 4.

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | Jumlah token unik | | Token positif | | Token negatif | | Token netral | | Jumlah Token (data latih) | |
| Percobaan 1 | | 7028 | | 8621 | | 8744 | | 8135 | | 25500 | |
| Percobaan 2 | | 7095 | | 8549 | | 8758 | | 8274 | | 25581 | |
| Percobaan 3 | | 7133 | | 8556 | | 8751 | | 8183 | | 25490 | |
| Percobaan 4 | | [Salin](http://localhost/phpmyadmin/tbl_change.php?db=sentiment-analysis&table=tokenizing_process&where_clause=%60tokenizing_process%60.%60id%60+=+27&clause_is_unique=1&sql_query=SELECT+*+FROM+%60tokenizing_process%60+ORDER+BY+%60id%60+ASC+&goto=sql.php&default_action=insert&token=fc6aab4f397d98ffba6d293019a012b)6981 | | 8537 | | 8765 | | 8178 | | 25480 | |
| Percobaan 5 | | 7038 | | 8543 | | 8791 | | 8239 | | 25573 | |
| Percobaan 6 | | 6952 | | 8692 | | 9041 | | 8254 | | 25987 | |
| Percobaan 7 | | 7122 | | 8785 | | 9002 | | 8301 | | 26088 | |
| Percobaan 8 | | 7044 | | 8755 | | 9014 | | 8357 | | 26126 | |
| Percobaan 9 | | 7055 | | 8700 | | 9807 | | 8345 | | 26852 | |
| Percobaan 10 | | 7010 | | 8508 | | 9606 | | 8350 | | 26464 | |

Karena dalam token yg dihasilkan ada term yg tidak digunakan seperti x, http, amp, at, rt. Maka kata tersebut dimasukkan kedalam stopword agar dihapus

## 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 5.

Table 5. Pemotongan fitur

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | DF | Nilai IDF | Sebelum seleksi fitur | Setelah seleksi fitur |
| Percobaan 1 | 2 | 0.587 | 7028 | 1520 |
| Percobaan 2 | 2 | 0.6 | 7095 | 1673 |
| Percobaan 3 | 2 | 0.9 | 7133 | 1573 |
| Percobaan 4 | 2 | 0.8891 | [Salin](http://localhost/phpmyadmin/tbl_change.php?db=sentiment-analysis&table=tokenizing_process&where_clause=%60tokenizing_process%60.%60id%60+%3D+27&clause_is_unique=1&sql_query=SELECT+*+FROM+%60tokenizing_process%60+ORDER+BY+%60id%60+ASC+&goto=sql.php&default_action=insert&token=fc6aab4f397d98ffba6d293019a012b)6981 | 1490 |
| Percobaan 5 | 2 | 0.908 | 7038 | 1434 |
| Percobaan 6 | 2 | 0.999 | 6952 | 1523 |
| Percobaan 7 | 2 | 0.984 | 7122 | 1517 |
| Percobaan 8 | 2 | 0.67 | 7044 | 1520 |
| Percobaan 9 | 2 | 0.60 | 7055 | 1586 |
| Percobaan 10 | 2 | 0.50 | 7010 | 1691 |
| Rata - Rata |  |  | 7036.83 | 1552.7 |

Jika dilihat pada table terjadi pengurangan kata rata-rata sebesar 78% . Nilai IDF dan DF yang digunakan mempengaruhi kata unik yang akan digunakan tahap selanjutnya. Pada table 6 merupakan jumlah term negasi sebelum dilakukan negasi dan setelah dilakukan negasi.

Table 6. Term negation handling seleksi fitur

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | DF | Nilai IDF | Sebelum seleksi fitur | Setelah seleksi fitur |
| Percobaan 1 | 2 | 0.587 | 219 | 111 |
| Percobaan 2 | 2 | 0.6 | 231 | 184 |
| Percobaan 3 | 2 | 0.9 | 222 | 184 |
| Percobaan 4 | 2 | 0.8891 | 222 | 189 |
| Percobaan 5 | 2 | 0.908 | 225 | 182 |
| Percobaan 6 | 2 | 0.999 | 222 | 180 |
| Percobaan 7 | 2 | 0.984 | 237 | 179 |
| Percobaan 8 | 2 | 0.67 | 220 | 181 |
| Percobaan 9 | 2 | 0.60 | 236 | 178 |
| Percobaan 10 | 2 | 0.50 | 223 | 188 |
| Rata - Rata |  |  | 225.7 | 175.6 |

## 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 7.

Tabel 7. Hasil Akurasi Klasifikasi

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | Tanpa negation Handling | Dengan Negation Handling |
| Percobaan 1 | 70.58 | 61.92 |
| Percobaan 2 | 73.40 | 65.25 |
| Percobaan 3 | 71.36 | 63.37 |
| Percobaan 4 | 70.27 | 60.92 |
| Percobaan 5 | 71.99 | 61.89 |
| Percobaan 6 | 70.12 | 63.12 |
| Percobaan 7 | 71.57 | 60.57 |
| Percobaan 8 | 73.25 | 61.45 |
| Percobaan 9 | 72.24 | 60.24 |
| Percobaan 10 | 71.34 | 62.34 |
| Rata - Rata | 71.61 | 62.11 |

Dengan menggunakan Negation Hadling terjadi penurunan akurasi rata-rata sebesar 13.2% dari 10 percobaan yang dilakukan. 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 8. Tabel 8 merupakan tabel confusion matriks dari hasil percobaan 2 dengan nilai akurasi tertinggi sebesar 73.40 %, yang merupakan nilai akurasi terbesar dari seluruh percobaan yang dilakukan.

Tabel 8. confusion matriks tanpa negation handling

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Prediksi | Positif | Negatif | Netral |
| Fakta |
| Positif | 142 | 21 | 28 |
| Negatif | 38 | 158 | 16 |
| Netral | 33 | 34 | 169 |

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 9, yang diperoleh dari hasil percobaan 2 dengan nilai akurasi 65.25 %, yang merupakan nilai akurasi terbesar dari seluruh percobaan yang dilakukan.

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Prediksi | Positif | Negatif | Netral |
| Fakta |
| Positif | 145 | 36 | 35 |
| Negatif | 68 | 153 | 11 |
| Netral | 60 | 53 | 177 |

Untuk nilai precision dan recall tanpa menggunakan negation handling dan tanpa menggunakan negation handling ditampilkan pada tabel 10 dan tabel 11.

Tabel 10. 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 | 72.31 | 72.38 | 67.52 | 66.20 | 71.36 | 74.18 |
| Percobaan 2 | 74.35 | 74.53 | 71.61 | 66.67 | 74.18 | 79.34 |
| Percobaan 3 | 70.15 | 80.41 | 65.16 | 66.20 | 73.24 | 74.65 |
| Percobaan 4 | 69.27 | 76.88 | 65.53 | 66.67 | 71.83 | 72.30 |
| Percobaan 5 | 73.45 | 76.21 | 67.58 | 61.03 | 73.71 | 81.22 |
| Percobaan 6 | 71.35 | 71.53 | 69.61 | 65.67 | 71.18 | 74.34 |
| Percobaan 7 | 74.31 | 74.13 | 71.66 | 66.27 | 74.78 | 79.34 |
| Percobaan 8 | 73.32 | 73.23 | 69.41 | 63.47 | 73.18 | 75.24 |
| Percobaan 9 | 72.65 | 71.23 | 70.61 | 61.36 | 69.12 | 71.15 |
| Percobaan 10 | 71.42 | 71.25 | 70.11 | 66.67 | 71.28 | 73.34 |
| Rata-rata | 72.26 | 74.18 | 68.88 | 65.02 | 72.39 | 75.51 |

Tabel 11. Nilai Precision dan Recall Klasifikasi Naïve Bayes Menggunakan Negation Handling

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | Precision Positif | Precision Negatif | Precision Netral | Recall Positif | Recall Negatif | Recall Netral |
| Percobaan 1 | 61.92 | 70.31 | 63.06 | 56.01 | 48.56 | 58.58 |
| Percobaan 2 | 68.13 | 66.27 | 65.65 | 73.36 | 61.17 | 71.07 |
| Percobaan 3 | 65.38 | 70.51 | 56.91 | 50.75 | 61.69 | 81.22 |
| Percobaan 4 | 65.92 | 63.71 | 67.47 | 66.82 | 61.80 | 70.29 |
| Percobaan 5 | 61.89 | 67.02 | 65.12 | 56.65 | 47.37 | 58.33 |
| Percobaan 6 | 61.35 | 71.53 | 69.61 | 65.67 | 61.18 | 64.34 |
| Percobaan 7 | 64.31 | 64.13 | 61.66 | 66.27 | 64.78 | 69.34 |
| Percobaan 8 | 63.32 | 63.23 | 69.41 | 63.47 | 63.18 | 65.24 |
| Percobaan 9 | 62.65 | 71.23 | 60.61 | 61.36 | 69.12 | 71.15 |
| Percobaan 10 | 61.42 | 61.25 | 60.11 | 66.67 | 61.28 | 63.34 |
| Rata-rata | 63.63 | 66.92 | 63.96 | 62.7 | 60.01 | 67.29 |

Dari Tabel 10 dan Tabel 11, jika menggunakan negation handling terlihat menurunkan nilai precision dengan rata-rata penurunan precision positif sebesar 8.63%, *precision* negative sebesar 7.26% dan *precision* netral sebesar 4.92%. Dengan menggunakan Negation Handling juga menurunkan nilai Recall sebesar 2.32% untuk positif, untuk negatif 12.38% dan 8.28% untuk netral.

## 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 maka 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 12.

Tabel 12. Cluster data

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| sentiment  Kmeans | Positive | negatif | netral |
| Positive | 293 | 275 | 182 |
| Negative | 566 | 617 | 410 |
| Neutral | 206 | 173 | 473 |

Setelah dilakukan clustering data tweet dengan sentiment yang berbeda dengan kelas cluster akan dilakukan pertimbangan untuk disentimen ulang atau dihapus. Setelah dilakukan sentimen ulang kembali secara manual dan didapatkan jumlah perubahan sentiment pada tabel 13.

Tabel 13. Pemberian sentimen ulang

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

Tabel 14 menunjukan jumlah data setelah dilakukan sentiment ulang.

Tabel 14. Data setelah pemberian sentimen ulang

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

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. Didapatkan nilai akurasi seperti yang ditampilkan pada tabel 15.

Tabel 15. Akurasi hasil klasifikasi

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | Tanpa Negation Handling | Dengan Negation Handling |
| Percobaan 1 | 84.72 | 74.71 |
| Percobaan 2 | 79.86 | 74.34 |
| Percobaan 3 | 82.99 | 78.27 |
| Percobaan 4 | 84.38 | 78.47 |
| Percobaan 5 | 82.99 | 74.26 |
| Percobaan 6 | 76.04 | 70.83 |
| Percobaan 7 | 71.53 | 72.78 |
| Percobaan 8 | 72.92 | 75.83 |
| Percobaan 9 | 82.24 | 77.47 |
| Percobaan 10 | 81.34 | 75.26 |
| Rata - rata | 80.87 | 75.22 |

Dari 10 percobaan yang dilakukan dengan menggunakan Negation Handling menghasilkan akurasi yang lebih rendah dengan rata-rata penurunan sebesar 5.56%. daripada tanpa menggunakan negation handling. Untuk nilai precision dan recall tanpa menggunakan negation handling dan tanpa menggunakan negation handling ditampilkan pada tabel 10 dan tabel 11.

Tabel 10. 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 | 63.54 | 99.13 | 89.61 | 98.39 | 88.37 | 71.13 |
| Percobaan 2 | 55.86 | 97.22 | 91.3 | 100 | 81.4 | 64.95 |
| Percobaan 3 | 87.14 | 72.94 | 92.93 | 55.96 | 93.23 | 94.85 |
| Percobaan 4 | 69.07 | 77.59 | 75.4 | 61.47 | 67.67 | 97.94 |
| Percobaan 5 | 85.92 | 98.43 | 95.56 | 98.39 | 96.9 | 88.66 |
| Percobaan 6 | 61.39 | 98.17 | 89.74 | 100 | 82.95 | 72.16 |
| Percobaan 7 | 86.11 | 75.3 | 93.88 | 59.62 | 92.59 | 94.85 |
| Percobaan 8 | 72.45 | 81.82 | 79.49 | 68.27 | 73.33 | 95.88 |
| Percobaan 9 | 82.65 | 71.23 | 70.61 | 61.36 | 69.12 | 81.15 |
| Percobaan 10 | 71.42 | 71.25 | 70.11 | 66.67 | 71.28 | 83.34 |
| Rata-rata | 73.56 | 84.31 | 84.86 | 77.01 | 81.68 | 84.49 |

Tabel 11. Nilai Precision dan Recall Klasifikasi Naïve Bayes Menggunakan Negation Handling

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | Precision Positif | Precision Negatif | Precision Netral | Recall Positif | Recall Negatif | Recall Netral |
| Percobaan 1 | 67.33 | 75 | 80.87 | 59.13 | 72.79 | 95.88 |
| Percobaan 2 | 91.18 | 99.21 | 96.81 | 100 | 96.9 | 93.81 |
| Percobaan 3 | 55.86 | 97.22 | 91.3 | 100 | 81.4 | 64.95 |
| Percobaan 4 | 87.14 | 72.94 | 92.93 | 55.96 | 93.23 | 94.85 |
| Percobaan 5 | 69.07 | 77.59 | 75.4 | 61.47 | 67.67 | 97.94 |
| Percobaan 6 | 85.92 | 98.43 | 95.56 | 98.39 | 96.9 | 88.66 |
| Percobaan 7 | 61.39 | 98.17 | 89.74 | 100 | 82.95 | 72.16 |
| Percobaan 8 | 86.11 | 75.3 | 93.88 | 59.62 | 92.59 | 94.85 |
| Percobaan 9 | 62.65 | 71.23 | 60.61 | 61.36 | 69.12 | 71.15 |
| Percobaan 10 | 61.42 | 61.25 | 60.11 | 66.67 | 61.28 | 63.34 |
| Rata-rata | 72.81 | 82.63 | 83.72 | 76.26 | 81.48 | 83.76 |

Dari tabel 10 dan 11 didapatkan nilai precision positif turun sebesar 0.75%, *precision* negative sebesar 1.68% dan *precision* netral sebesar 1.14%. Dengan menggunakan Negation Handling juga menurunkan nilai Recall sebesar 0.75% untuk positif, untuk negatif 0.28% dan 0.73% untuk netral.

Tabel 16 merupakan data term negasi dari yang tf nya terbanyak.

Tabel 16. Tabel TF negasi

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Term | TF Positif | TF Negatif | TF Netral | TF | DF | IDF |
| tidak\_bisa | 1 | 91 | 3 | 95 | 91 | 1.102033931 |
| tidak\_ada | 2 | 24 | 8 | 34 | 31 | 1.56971363 |
| tidak\_mau | 0 | 8 | 3 | 11 | 11 | 2.019682638 |
| tidak\_tau | 0 | 0 | 6 | 6 | 6 | 2.282924073 |
| tidak\_pakai | 0 | 6 | 0 | 6 | 6 | 2.282924073 |
| tidak\_dapat | 1 | 4 | 1 | 6 | 6 | 2.282924073 |
| tidak\_di | 0 | 5 | 0 | 5 | 4 | 2.459015332 |
| tidak\_apa | 0 | 1 | 4 | 5 | 5 | 2.362105319 |
| tidak\_jalan | 0 | 4 | 0 | 4 | 4 | 2.459015332 |
| tidak\_aktif | 0 | 4 | 0 | 4 | 4 | 2.459015332 |

Dari tabel 16 data dengan tf tertinggi yaitu “tidak\_bisa”, “tidak\_ada”, dan “tidak\_mau” merupakan term yang terhapus stopword jika tidak dalam keadaan negasi. Tabel 17 merupakan term tanpa negation handling yang terkait dengan tabel 16.

Tabel 16. Tabel Term tanpa Negasi

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Term | TF Positif | TF Negatif | TF Netral | TF | DF | IDF |
| tau | 1 | 3 | 20 | 24 | 22 | 1.718652643 |
| pakai | 1 | 43 | 6 | 50 | 46 | 1.398317492 |
| jalan | 2 | 11 | 27 | 40 | 37 | 1.492873632 |
| aktif | 2 | 9 | 0 | 11 | 10 | 2.061075324 |

Dapat dilihat pada tabel 15 dan tabel 16 kata “tau” sebelum dilakukan negation menyumbang tf positif sebanyak 1 , negatif sebanyak 3 dan netral 20 sedangkan jika dilakukan negation handling menjadi positif sebanyak 0 negatif sebanyak 0 dan netral sebanyak 6, sehingga menurunkan peluang kata tersebut mewakili setiap sentimen. Berlaku juga untuk term lain seperti “pakai” yang seharusnya menyumbang tf negatif sebanyak 43, akan tetapi dengan negation handling turun menjadi 6, sehingga menurunkan peluang kata “pakai” tersebut pada sentiment negatif.

# KESIMPULAN DAN SARAN

## Kesimpulan

Penambahan fitur Negation Handling tidak memberikan peningkatan akurasi, *presicion* maupun *recall.* Hasil percobaan menunjukkan terjadinya penurunan akurasi sebesar 5.56%. Terdapat penurunan juga dalam *presicion* positif sebesar 0.75%, *precision* negative sebesar 1.68% dan *precision* netral sebesar 1.14%. Dengan menggunakan Negation Handling juga menurunkan nilai Recall sebesar 0.75% untuk positif, untuk negatif 0.28% dan 0.73% untuk netraldalam tweet berbahasa Indonesia dengan jumlah tweet sebanyak 3195 dan dengan data seimbang setiap sentimennya.

## Saran

Dalam penelitian selanjutnya dapat dilakukan dengan menggunakan data yang lebih banyak dan juga mempunyai tweet negasi yang lebih banyak sehingga meningkatkan peluang dari term negasi.

# DAFTAR PUSTAKA

Adityawan, E. 2014. “Analisis Sentimen Dengan Klasifikasi Na¨ıve Bayes Pada Pesan Twitter Menggunakan Data Seimbang”. Skripsi. Departemen Ilmu Komputer, Institut Pertanian Bogor.

Adriani, Mirna et al. 2007. “Stemming Indonesian: A Confix-stripping Approach”. 6 (4), pp. 1–33. ISSN: 1530-0226. DOI: 10.1145/1316457.1316459.

Agusta, Ledy. 2009. “Perbandingan Algoritma Stemming Porter dengan algoritma Nazief & Adriani untuk Stemming Dokumen Teks Bahasa Indonesia”. Universitas Kristen Satya Wacana.

Alkhatib, K, Najadat H, Hmeidi I, dan Shatnawi MKA. 2013. “Stock Price Prediction Using k-Nearest Neighbor (kNN) Algorithm”.

Anwar Hridoy, Syed Akib et al. 2015. “Localized twitter opinion mining using sentiment analysis” dalam*: Decision Analytics* 2 (1), pp. 1–19. ISSN: 2193-8636. DOI: 10.1186/s40165-015-0016-4.

Aziz, ATA. 2013. “Sistem pengklasifikasian entitas pada pesan twitter menggunakan ekspresi reguler dan na¨ıve Bayes”. Skripsi. Departemen Ilmu Komputer, Institut Pertanian Bogor.

Das, Sanjiv R. et al. 2001. “Yahoo! for amazon: Sentiment extraction from small talk on the web”. *8th Asia Pacific Finance Association Annual Conference*.

Dimastyo, JG. 2014. “Pengukuran Kinerja Spam Filter dengan Seleksi Fitur yang berbeda menggunakan Fungsi Klasifikasi Multinomial Na¨ıve Bayes”. Skripsi. Departemen Ilmu Komputer, Institut Pertanian Bogor.

Feinerer, Ingo, Kurt Hornik, dan David Meyer. 2008. “Text Mining Infrastructure in R” dalam: *Journal of Statistical Software* 25 (5), pp. 1–54.

Garnes. 2009. “Feature Selection for Text Categorisation”. Norwegia (NO): NTNU.

Liu, Bing. 2010. “Sentiment Analysis and Subjectivity, in Handbook of Natural Language Processing”. Chicago (US): University of Illinois.

Liu, Bing. 2012. *Sentiment Analysis and Opinion Mining*. Morgan dan Claypool Publishers. [Internet]. [Diunduh tanggal 11/08/2016 ]. Dapat diunduh dari: https: //www.cs.uic.edu/˜liub/FBS/SentimentAnalysisand-OpinionMining.pdf.

Manning, Christopher D., Prabhakar Raghavan, dan Hinrich Sch¨utze. 2008. *An Introduction to Information Retrieval.* Cambridge University Press Cambridge,

England.

Mudinas, Andrius, Dell Zhang, dan Mark Levene. 2012. “Combining Lexicon and Learning Based Approaches for Concept-level Sentiment Analysis”. *Proceedings of the First International Workshop on Issues of Sentiment Discovery and Opinion Mining*. WISDOM ’12. Beijing, China: ACM, 5:1–5:8. ISBN: 978-1-4503-1543-2. DOI: 10.1145/2346676.2346681.

Nadilah. 2016. “Asosiasi dan Geovisualisasi Antara Data Tweet Terkait Kebakaran Hutan dengan Data Cuaca di Provinsi Riau dan Kepulauan Riau”. Institut Pertanian Bogor.

Narayanan, V, I Arora, dan A Bhatia. 2013. “Fast and accurate sentiment classification using an enhanced Naive Bayes model”. Department of Electronics Engineering, Indian Institute of Technology (BHU), Varanasi, India.

Pak, Alexander dan Patrick Paroubek. 2010. “Twitter as a Corpus for Sentiment Analysis and Opinion Mining”. *Proceedings of the Seventh International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC’10)*. Ed. by Nicoletta Calzolari (Conference Chair) *et al*. Valletta, Malta: European Language Resources Association (ELRA). ISBN: 2-9517408-6-7.

Pang, Bo, Lillian Lee, dan Shivakumar Vaithyanathan. 2002. “Thumbs Up? Sentiment Classification Using Machine Learning Techniques”. *Proceedings of EMNLP*, pp. 79–86.

Robertson, Stephen. 2004. “Understanding inverse document frequency: On theoretical arguments for IDF” dalam: *Journal of Documentation* 60, p. 2004.

Routray, Preeti, Chinmaya Kumar Swain, dan Smita Praya Mishra. 2013. “Article: A Survey on Sentiment Analysis” dalam: *International Journal of Computer Applications* 76 (10). Full text available, pp. 1–8.

Seiberg, Nathan dan Edward Witten. 1999. “String theory and noncommutative geometry” dalam*: Journal of High Energy Physics* 1999 (09), p. 032.

Sproat, Richard et al. 2001. “Normalization of nonstandard words.” dalam: *Computer Speech & Language* 15 (3), pp. 287–333.

Tala, Fadillah Z. 2003. “A study of stemming effects on information retrieval in Bahasa Indonesia” dalam: *Institute for Logic, Language and Computation Universeit Van Amsterdam*.

Xhemali, Daniela, Christopher J. HINDE, dan Roger G. STONE. 2009. *Naive Bayes vs. Decision Trees vs. Neural Networks in the Classification of Training*

*Web Pages*.

Zhang et al. 2011. “Combining Lexicon-based and Learningbased Methods for Twitter Sentiment Analysis”.