

Analisis Sentimen dengan Klasifikasi Rocchio pada Data Twitter Bahasa Indonesia

Jeanette Claudya Weya Pantouw(G64144029)*, Julio Adisantoso

Abstrak/Abstract

Penelitian ini menganalisis sentimen masyarakat terhadap kementerian dan pendidikan di Indonesia. Untuk itu dalam pengumpulan data kata kunci "kementerian", "pendidikan", "sekolah", dan "Indonesia" digunakan untuk menjangkau data terkait isu ini. Penelitian ini melakukan klasifikasi orientasi sentimen dalam 3 jenis yaitu positif, negatif dan netral menggunakan. Penelitian analisis sentimen sebelumnya juga dilakukan oleh Adityawan (2014) mengenai klasifikasi *Naïve Bayes* pada pesan twitter menggunakan data seimbang belum menunjukkan akurasi yang cukup baik yaitu 66.42% untuk model Multinomial dan 71.09% untuk model Bernoulli. Untuk itu pada penelitian ini, akan dilakukan penelitian menggunakan metode yang berbeda, yaitu metode berbasis vektor untuk menganalisis apakah hasil klasifikasi metode berbasis vektor memiliki akurasi yang lebih baik dari berbasis peluang. Penelitian ini akan menganalisis hasil perbandingan antara metode klasifikasi konvensional yaitu *Multinomial Naïve Bayes* dengan metode klasifikasi Rocchio. Metode Rocchio akan digunakan untuk mengklasifikasikan data tweet, dengan menggunakan pendekatan berdasarkan kedekatan (*similarity*).

Kata Kunci

Analisis sentimen; Kementerian; Multinomial; Pendidikan; Rocchio

*Alamat Email: jeanclaudyawp@gmail.com

PENDAHULUAN

Latar Belakang

Analisis sentimen adalah bidang ilmu yang menganalisis opini, penilaian serta sentimen terhadap suatu isu tertentu (Liu 2012). Analisis sentimen juga dapat digunakan sebagai penentuan keputusan terhadap suatu isu atau masalah. Opini – opini yang selanjutnya akan digunakan sebagai data untuk penentuan keputusan terhadap isu yang ada. Analisis sentimen juga memegang peranan pada pengolahan opini yang mengandung polaritas, yaitu memiliki nilai sentimen yang positif ataupun negatif (Novantirani *et al.* 2014). Sosial media merupakan tempat yang memungkinkan semua orang untuk mengekspresikan opini mereka ke publik (Liu 2012). Menurut Semiocast, lembaga riset media sosial yang berpusat di Paris, Prancis, jumlah pemilik akun Twitter di Indonesia merupakan yang terbesar kelima di dunia, dan berada pada posisi ketiga negara yang paling aktif mengirim pesan Twitter (tweet) perhari (Tempo 2012). Banyaknya pengguna Twitter dan adanya kemudahan dalam penyampaian opini melalui media ini, maka data opini berupa tweet tersebut yang kemudian dapat menjadi peluang dan dapat dimanfaatkan sebagai bahan penilaian, tingkat kepuasan dan evaluasi (Novantirani, 2014). Hal ini mendorong beberapa instansi atau kelompok ter-

tentu untuk mendapatkan suatu informasi terkait isu yang akan dianalisis.

Opini masyarakat dari twitter inilah yang akan digunakan selanjutnya menjadi data penelitian ini. Data tweet yang kemudian akan diolah menjadi data yang mengandung sentimen. Penelitian ini melakukan analisis terhadap data tweet terkait isu mengenai kementerian dan pendidikan. Data tweet inilah yang akan digunakan sebagai bahan penelitian untuk penilaian, tingkat kepuasan serta evaluasi kinerja pemerintahan khususnya di bidang kementerian dan pendidikan. Isu inilah yang akan menjadi kata kunci pengambilan data yang akan diolah selanjutnya. Pada penelitian Institute for Development of Economics and Finance (Indef) pada tahun 2015, berhasil menjangkau 12 juta tweet terkait pemerintahan dan 150 ribu diantaranya memiliki tema pembangunan (Tempo 2015). Banyaknya jumlah tweet terkait pemerintahan khususnya dibidang kementerian dan pendidikan inilah yang mendorong dilakukannya penelitian ini dengan menyertakan kata tersebut tersebut sebagai kata kunci dalam pengumpulan data.

Untuk dapat mengetahui informasi, data tweet perlu diolah yang selanjutnya dilakukan klasifikasi untuk mengetahui apakah isu tersebut masuk ke dalam sentimen positif, negatif, atau netral. Proses klasifikasi ini da-

pat dilakukan dengan beberapa metode. Metode klasifikasi yang umumnya digunakan yaitu berbasis peluang dan berbasis vektor. Untuk klasifikasi berbasis peluang metode yang dapat digunakan diantaranya *naïve bayes* dengan pemodelan *bernauli* dan *multivariant*. Sedangkan untuk klasifikasi berbasis vektor, metode yang dapat digunakan diantaranya *Rocchio algorithm*, *k-Nearest Neighbor*, *Descision Tree*, *Support Vector Machines*.

Penelitian analisis sentimen sebelumnya juga dilakukan oleh Adityawan (2014) mengenai klasifikasi Naïve Bayes pada pesan twitter menggunakan data seimbang belum menunjukkan akurasi yang cukup baik yaitu 66.42% untuk model Multinomial dan 71.09% untuk model Bernoulli. Untuk itu pada penelitian ini, akan dilakukan penelitian menggunakan metode yang berbeda, yaitu metode berbasis vektor untuk menganalisis apakah hasil klasifikasi metode berbasis vektor memiliki akurasi yang lebih baik dari berbasis peluang.

Penelitian ini menggunakan metode klasifikasi Rocchio dengan pendekatan kesamaan (*similarity*) dan menggunakan tiga kategori sentimen yaitu netral, positif, dan negatif. Metode ini yang kemudian akan digunakan apakah data tweet masuk ke dalam sentimen positif, negatif, atau netral. Rocchio dengan pendekatan *similarity* yang digunakan karena *similarity* menghitung berdasarkan kedekatan dokumen. Dari sinilah selanjutnya dapat diperoleh kesimpulan data tweet yang ada terkait isu mengenai kementerian dan pendidikan mendapatkan sentimen seperti apa di kalangan masyarakat.

Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang, perumusan masalah dalam penelitian ini adalah:

1. Apakah Rocchio dapat meningkatkan komputasi tanpa mengurangi akurasi?
2. Bagaimana metode Rocchio diimplementasikan pada data twitter berbahasa Indonesia?
3. Bagaimana perbandingan akurasi metode Rocchio dengan Multinomial naïve bayes ?

Tujuan

Tujuan penelitian ini adalah:

1. Apakah Rocchio dapat meningkatkan komputasi pada proses klasifikasi tanpa mengurangi akurasi?
2. Bagaimana metode Rocchio diimplementasikan pada analisis sentimen twitter berbahasa Indonesia?

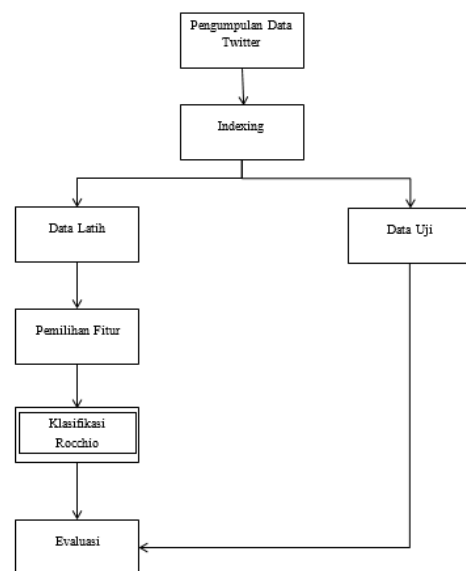
3. Bagaimana perbandingan akurasi hasil klasifikasi metode Rocchio jika dibandingkan dengan menggunakan Multinomial naïve bayes ?

Manfaat

Penelitian ini diharapkan dapat membantu entitas yang ingin mengetahui isu tertentu dari data Twitter. Penelitian ini juga diharapkan dapat memberikan informasi apakah isu tersebut mengandung sentiment positif, negatif, atau netral.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini diawal dengan pengumpulan data selanjutnya masuk tahap ke indexing, kemudian membagi data tersebut menjadi data latih dan data uji. Data latih kemudian akan di klasifikasikan menggunakan metode klasifikasi Rocchio. Tahapan terakhir yaitu mengevaluasi hasil klasifikasi metode rochchio dengan data uji. Skema tahapan analisis sentimen dapat dilihat pada Gambar 1



Gambar 1. Tahapan Penelitian Metode Klasifikasi Rocchio pada Sentimen Analisis Data Twitter

Pengumpulan Data

Tahapan dalam penelitian analisis sentimen ini yaitu diawali dengan pengumpulan data twitter. Data yang digunakan merupakan data *post user*. *Post* atau pesan dalam twitter dikenal dengan sebutan *tweet* (Zhang *et al.* 2011). Data yang akan diambil dari twitter adalah data dengan kata kunci “Kementerian”, “mentri”, “Pendidikan”, “Sekolah”, dan “Indonesia”. Kata kunci tersebut digunakan untuk mengambil data terkait opini – opini

masyarakat di bidang kementerian dan pendidikan. Pada tahap akuisisi data tweet, data diperoleh dari tags.hawksey.info. Data yang didapatkan berupa data excel dengan atribut seperti yang terlihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Struktur Data Response Twitter

Atribut	Keterangan
id_str	id dari <i>post</i> twitter
from_user	<i>username</i> pemakai twitter
text	<i>post</i> twitter
created_at	tanggal dan waktu <i>post</i> dibuat
geo_coordinates	koordinat tempat <i>user</i>
source	tautan profil <i>user</i>
profile_image_url	gambar profil dari <i>user</i>
user_followers_count	jumlah <i>follower user</i>
user_friends_count	jumlah teman <i>user</i>
user_location	lokasi dari <i>user</i>
status_url	link dari <i>post</i> twitter

Tabel 1 merupakan informasi struktur data Twitter yang diperoleh dari tags.hawksey.info. Data yang diperoleh dari sistem masih berupa data mentah *post user* yang belum ada sentimennya. Data dengan atribut *text* yang akan diambil untuk diproses selanjutnya. Data atribut *text* ini yang selanjutnya akan diolah sentimennya. Proses pengolahan data mentah menjadi sentimen dilakukan secara manual. Jumlah data yang digunakan pada penelitian ini sebanyak 6000 data yang sudah diberi sentimen. Dari data tersebut akan dibagi menjadi dua, yaitu data latih sebanyak 70% dan data uji sebanyak 30%.

Indexing

Setelah data didapatkan dan memiliki sentimen tahap selanjutnya yaitu *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 (Parikh dan Movassate 2014). Bahasa asing yang dimaksud dalam penelitian adalah kata – kata yang dalam penulisannya menggunakan penggabungan antara alfanumerik dan simbol – simbol lainnya. Ada beberapa tahapan yang dilakukan

didalam proses *indexing* diantaranya *tokenizing*, penghapusan *stopwords*, normalisasi kata, *stemming*, dan pembuatan *document term matrix*.

Tokenizing

Tahap awal dalam proses *indexing* adalah *tokenizing*. Pada tahap ini setiap data *post twitter* yang berupa kata – kata akan diubah menjadi kumpulan term, dengan tidak menyertakan mention, URL, tanda baca, dan angka pada *tweet*. Selain itu, semua data pada *tweet* juga akan diubah menjadi huruf kecil. 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. Sebagai contoh, jika ada masukkan teks “Pendidikan Indonesia”, maka hasil keluaran dari proses *tokenizing* adalah seperti yang disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Tokenizing

Input	Pendidikan Indonesia
Output	Pendidikan Indonesia

Tabel 2 merupakan contoh hasil proses *tokenizing*, setiap kalimat yang ada akan dipilah menjadi potongan – potongan kata. Pada penelitian ini *tokenizing* dilakukan dengan menggunakan kode dari Nette yang didapat dari <https://github.com/nette/tokenizer>.

Penghapusan Stopwords

Stopwords merupakan kata – kata atau term yang tidak berhubungan dan tidak memiliki makna atau informasi yang berhubungan dengan dokumen, walaupun kata tersebut sering muncul pada dokumen. *Stopwords* adalah sebuah kata-kata dalam bahasa tertentu yang sangat umum digunakan dan memiliki nilai informasi nol (Meyer et.al . 2008). Penghapusan kata tersebut tidak akan mengubah makna dan isi dari informasi tweet, beberapa contoh stopwords dalam bahasa Indonesia diantaranya: yang, juga, dari, dia, kami, kamu, aku, saya, ini, dan itu. Pada penelitian ini digunakan dataset daftar *stopword* yang didapatkan dari penelitian Tala (2003) sebanyak 759 kata. Dataset penelitian Tala inilah yang nantinya akan digunakan untuk menghapus *stopword* pada data *tweet*.

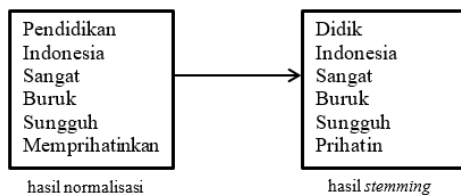
Normalisasi Kata

Normalisasi kata merupakan proses penggantian kata yang tidak baku menjadi kata baku. Normalisasi ini dilakukan untuk mempermudah proses penelitian pada

tahapan selanjutnya. Kata baku akan cenderung lebih kecil ambiguitas dibandingkan dengan kata yang tidak baku, untuk itu normalisasi dilakukan untuk mentranslasi kata tidak baku menjadi baku (Aziz 2013). Untuk itu perlu dilakukan normalisasi kata dengan cara mengganti kata yang tidak baku (Sproat et al. 2001). Pada penelitian ini proses pengantian kata tidak baku menjadi baku menggunakan dataset yang sudah ada. Dataset yang digunakan adalah sebuah kamus yang berisi kumpulan data tidak baku dengan kata bakunya. Hal ini dilakukan untuk memudahkan proses penggantian kata. Dataset kata tidak baku dan kata baku yang digunakan sebanyak 3719 baris data.

Stemming

Stemming merupakan proses transformasi kata – kata menjadi kata dasarnya dalam sebuah teks dokumen, hal ini juga digunakan untuk meningkatkan performa IR (Agusta, 2009). *Stemming* adalah proses konversi term ke bentuk umumnya. Tidak hanya ditransformasi menjadi kata dasar, tetapi kata – kata juga dapat ditransformasikan ke dalam bentuk sinonim kata tersebut. Sinonim adalah kata yang memiliki kesamaan makna tetapi berbeda dari sudut pandang morfologis. Contoh stemming dapat dilihat pada gambar 2



Gambar 2. Stemming

Tahap *stemming* bertujuan untuk mengurangi jumlah kata dan mendapatkan kata dasar yang benar-benar sesuai. Untuk itu penghapusan kata dan berbagai variasi lainnya seperti *prefix* dan *suffix* perlu dilakukan. Penelitian ini menggunakan algoritma Nazief dan Adriani (1996) dan kamus kata dasar yang digunakan sebanyak 28.526 kata.

Pembuatan Document Term Matrix (DTM)

Term Document Matrix (TDM) dilakukan untuk menghitung jumlah kemunculan kata pada dokumen (Nadilah 2016). Cara yang paling umum untuk merepresentasikan teks ke dalam bentuk matrik adalah melalui pembuatan DTM. DTM dapat diekspor dari korpus dan digunakan sebagai mekanisme *bag-of-words*. Pendekatan ini menghasilkan matrik dengan id dokumen sebagai baris dan

term sebagai kolom. Setiap elemen matrik yang ada merupakan representasi dari frekuensi kemunculan kata. Sebagai contoh ada dua dokumen dengan id 1 dan 2 mempunyai kata yang sama yaitu “Saya suka makan nasi dan saya suka ayam goreng” dan “ayam goreng”. Tabel 3 menunjukkan contoh DTM yang terbentuk. .

Tabel 3. Document Term Matrix

ID	saya	suka	makan	nasi	dan	ayam
1	2	2	1	1	1	1
2	0	0	0	0	1	1

Sedangkan pada penelitian ini, kolom matriks menunjukkan kata yang ada pada data *tweet*, dan baris matriks menunjukkan indeks dari dokumen pada kumpulan korpus. Pada penelitian ini satu tweet menandakan satu dokumen.

Pembagian Data

Data yang dihasilkan setelah proses *indexing* dibagi menjadi dua subset data yaitu data latih dan data uji dengan perbandingan 70:30. Sebanyak 70 persen data latih dan 30 persen data uji. Data latih ini akan digunakan untuk tahapan selanjutnya sementara data uji digunakan untuk melakukan pengujian terhadap sistem klasifikasi yang telah dibuat dalam penelitian ini.

Pemilihan Fitur

Pemilihan fitur merupakan proses pemilihan term yang mewakili informasi penting dari suatu dokumen atau teks. Adanya pemilihan fitur ini dapat meningkatkan akurasi karena adanya seleksi pada *term* yang bukan merupakan pencari (Manning et al. 2008). Menurut Garnes (2009) pemilihan fitur secara umum dibagi menjadi dua metode, yaitu *unsupervised feature selection* dan *supervised feature selection*. Metode *Unsupervised feature selection* tidak menggunakan informasi kelas dalam data latih ketika memilih fitur untuk *classifier*, contohnya adalah *Inverse Document Frequency* (IDF).

Sedangkan *Supervised feature selection* adalah metode seleksi fitur yang menggunakan informasi kelas dalam data latih, sehingga *set pre-classified* harus tersedia agar seleksi fitur dapat dilakukan.

Pada penelitian ini pemilihan fitur yang akan digunakan yaitu IDF. IDF dipilih karena metode ini efisien, mudah dan memiliki hasil yang akurat (Robertson 2005).

Inverse document frequency (IDF)

Inverse Document Frequency (IDF) merupakan salah satu metode yang digunakan dalam pemilihan fitur. Se-

belum masuk ke tahapan klasifikasi, pembobotan dilakukan pada setiap data yang ada untuk dapat menghitung kesamaan dan jarak antar data training dengan data uji. Pada Penelitian ini untuk menghitung bobot setiap kata dalam dokumen digunakan skema pembobotan IDF.

Inverse document frequency (IDF) adalah *inverse* atau kebalikan dari nilai DF. Hal ini dikarenakan *term* yang sering muncul di dokumen dianggap sebagai *term* umum, sehingga tidak penting nilainya, sehingga ukuran kepentingan suatu *term* dari dokumen yang akan digunakan penciri yang memiliki nilai kecil dengan rentang yang tidak begitu jauh. Sebaliknya *term* yang jarang muncul pada dokumen perlu diperhatikan dalam pembobotan. 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. Banyaknya dokumen d yang mengandung *term* t tertentu disebut DF. Ukuran kepentingan suatu *term* dari dokumen yang digunakan sebagai penciri adalah nilai DF yang besar, namun nilai dari DF memiliki rentang nilai yang lebar. Nilai IDF dapat diperoleh dengan formula

$$idf_t = \log\left(\frac{N}{df_t}\right) \quad (1)$$

variabel N adalah banyaknya dokumen dan sedangkan df adalah banyaknya dokumen didalam koleksi yang mengandung *term* tertentu, sehingga dapat dikatakan bahwa IDF merupakan frekuensi *term* atau data yang jarang muncul dalam suatu dokumen.

Klasifikasi

Pada analisis sentimen klasifikasi digunakan untuk mengkatégorikan setiap data yang ada ke kelas pencirinya. Salah satu tujuan dari klasifikasi teks atau dokumen adalah penggolongan atau mengelompokkan suatu dokumen ke dalam suatu kategori tertentu (Manning *et al.* 2008). Klasifikasi juga bertujuan untuk memprediksi karakteristik dari suatu objek. Klasifikasi juga dapat digunakan untuk mendeteksi sentimen terhadap suatu isu. Data hasil indexing akan diklasifikasikan terhadap analisis sentiment. Pada penelitian ini terdiri 3 kelas sentimen yang digunakan, yaitu positif, negatif, dan netral. Fungsi klasifikasi secara umum untuk memetakan suatu dokumen ke dalam kategori tertentu yaitu

$$\gamma: X \rightarrow C \quad (2)$$

secara umum fungsi ini yang akan dipakai untuk mengelompok data ke dalam himpunan kelas atau kategori

yang ada, dengan X adalah kumpulan dokumen dan C merupakan kategori. Fungsi klasifikasi terbagi menjadi dua metode yaitu, berbasis vektor dan berbasis peluang (Manning *et al.* 2008).

Secara garis besar pada pendekatan 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*, *Decision 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 akurasi yang rendah dari pada model lainnya. Metode Rocchio membandingkan dokumen terhadap suatu daftar *term* positif dan negatif bagi setiap kategori dan mengklasifikasikan sesuai dengan kehadiran atau bobot dari *term-term* tersebut. Metode *rochio* 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*.

Naïve bayes dan *Rocchio* sama-sama memiliki kelemahan dari segi akurasi, dan kecepatan dalam segi komputasi yang relatif sama hanya saja kedua metode ini memiliki basis yang berbeda. *Naïve bayes* berbasis peluang dan *Rocchio* berbasis vektor. Untuk itu pada penelitian ini akan membandingkan kedua metode ini, manakah diantara kedua metode ini yang memiliki tingkat hasil akurasi lebih baik untuk klasifikasi.

Metode Naive Bayes

Model klasifikasi Multinomial dan Bernoulli merupakan metode klasifikasi berbasis peluang yang paling sering digunakan. Model klasifikasi ini banyak digunakan karena mudah diaplikasikan dan prosesnya sederhana (Manning *et al.* 2008). Pada model Multinomial Bernoulli setiap dokumen memiliki atribut yang menunjukkan ada atau tidaknya kata-kata atau *term* dalam dokumen tersebut, tetapi jumlah kemunculan *term* dalam dokumen tidak ikut diperhitungkan. Pada model Multinomial *Naïve Bayes*, jumlah kemunculan *term* pada dokumen ikut diperhitungkan, setiap dokumen 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.* 2008)

$$P(C|d) \propto P(c) \prod_{1 \leq k \leq nd} P(t_k|c) \quad (3)$$

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

$$P(t_k|C) = \frac{T_{ct}}{\sum_{t' \in V} T_{ct'}} \quad (4)$$

dengan T_{α} 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.* 2008).

Term tidak selalu muncul pada salah satu kelas saat dilakukan klasifikasi sehingga nilai $P(t_k|c)$ yang dihasilkan adalah nol. Untuk mengatasi permasalahan tersebut, digunakan *laplace smoothing*, yaitu menambahkan frekuensi *term* sebanyak 1 sehingga perhitungan dari $P(t_k|c)$ menjadi

$$P(t_k|C) = \frac{T_{ct}}{\sum_{t' \in V} T_{ct'} + B} \quad (5)$$

Metode Rocchio

Klasifikasi ini merupakan salah satu metode pembelajaran *supervised document classification*. Metode *Rocchio relevance feedback* adalah strategi reformulasi query paling populer karena sering digunakan untuk membantu user pemula suatu *information retrieval systems* (Joachims 2013). Dalam siklus *relevance feedback*, kepada user disajikan hasil pencarian dokumen, setelah itu user dapat memeriksa dan menandai dokumen yang benar-benar relevan. Klasifikasi yang digunakan pada penelitian ini adalah fungsi klasifikasi dengan basis vektor, yaitu metode klasifikasi Rocchio. Klasifikasi *rocchio* merepresentasikan data ke dalam sebuah vektor. Kedekatan kesamaan isi dihitung dari kedekatan sudut yang terbentuk antara bobot data *training* dan bobot data *test* menggunakan aturan *sodinus*. Untuk menghitung bobot setiap kata dalam dokumen digunakan skema pembobotan TFIDF (Term Frequency / Invers Document Frequency) karena komponen *heuristic* utama adalah dalam klasifikasi *rocchio* yaitu skema pembobotan *tfidf*, untuk itu metode pembelajaran *rocchio* disebut juga dengan TFIDF Classifiers (Joachims 1997). Pendekatan ini menggunakan perhitungan jarak atau kemiripan suatu data dengan pusat sebuah kelas. Metode ini membagi ruang vektor menjadi beberapa bagian berdasarkan *centroid* yang ada.

Pada penelitian ini setiap dokumen *training* direpresentasikan sebagai vektor. Setiap titik atau vektor dokumen *training* akan diberikan label sesuai dengan kategori kelasnya. Contohnya saja seperti pada Gambar 3



Gambar 3. Pelabelan pada kategori kelas

Teknik Rocchio menerapkan batas - batas tersebut dalam bentuk *centroid* untuk memberi batasan tersebut. Nilai *centroid* ini didapat dengan menghitung rata-rata jarak pada setiap data atau dokumen. *Centroid* dapat diperoleh dengan

$$\mu(c) = \frac{1}{D_c} \sum_{d \in D_c} v(d) \quad (6)$$

selanjutnya dari masing masing vektor dokumen akan

dicari nilai centroidnya dari setiap kelas yang ada menggunakan persamaan (10). Persamaan diatas digunakan untuk menghitung centroid dari kelas C, dimana Dc merupakan kumpulan dari dokumen di dalam korpus c, sedangkan v(d) merupakan vektor dokumen yang telah dinormalisasi. Terdapat dua cara untuk menentukan kemiripan dua vektor space model yaitu dengan mengukur jarak atau mengukur kemiripan. Untuk menentukan jarak kedekatan data uji ke dalam suatu kelas adalah dengan menghitung jarak antara kedua vektor menggunakan persamaan *Euclidean*, yang didefinisikan sebagai berikut

$$|d_1 - d_2| = \sqrt{\sum_{i=1}^m (x_i - y_i)^2} \quad (7)$$

sedangkan untuk menghitung kemiripan antara dua vektor dokumen, yaitu

$$\text{sim}(d_1, d_2) = \frac{v(d_1) \cdot v(d_2)}{|v(d_1)| |v(d_2)|} \quad (8)$$

Pada penelitian ini pendekatan yang akan digunakan untuk mencari kemiripan antara dua vector adalah pendekatan *similarity*, sedangkan untuk pembobotannya digunakan IDF. Pendekatan ini digunakan karena pendekatan *similarity* mencari kemiripan berdasarkan kesamaan, bukan berdasarkan kedekatan. Sedangkan pada pendekatan jarak, pengukuran dilakukan berdasarkan kedekatan. Kedekatan belum tentu menunjukkan kesamaan antar *term*. Untuk itulah pendekatan menggunakan *similarity* yang akan digunakan, yang selanjutnya diharapkan resiko kesalahan dalam pengambilan dokumen akan lebih sedikit terjadi.

Evaluasi

Tahapan evaluasi adalah tahapan untuk mengetahui tingkat akurasi dan kinerja dari hasil klasifikasi menggunakan metode Rocchio. Kinerja klasifikasi dievaluasi dengan cara menghitung nilai akurasi, *recall*, *precision*, dan *F-measure* dengan bantuan tabel *confusion matrix*. *Token* dari hasil seleksi fitur, akan dihitung peluangnya berdasarkan kelas-kelasnya dari dokumen Twitter. Setelah itu, membandingkannya dengan kelas aktual dari data uji dan kelas hasil prediksi dengan menggunakan *confusion matrix*. Menurut Manning *et al.* (2008) terdapat dua parameter yang umum digunakan untuk mengukur kinerja sebuah sistem temu kembali informasi, yaitu *precision* dan *recall*. Pengukuran efektivitas dilakukan untuk mengevaluasi system IR. Perlu adanya suatu tolak ukur yang digunakan untuk mengukur kualitas hasil

klasifikasi. Pengukuran selanjutnya akan menggunakan nilai *precision*, *recall*, akurasi, dan F1.

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, seperti yang ditunjukkan pada persamaan

$$\text{Precision} = \frac{\#(\text{relevant items retrieved})}{\#(\text{retrieved items})} \quad (9)$$

$$= P(\text{relevant} | \text{retrieved})$$

Recall

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

$$\text{Recall} = \frac{\#(\text{relevant items retrieved})}{\#(\text{relevant items})} \quad (10)$$

$$= P(\text{retrieved} | \text{relevant})$$

Akurasi

Setelah nilai *precision* dan *recall* didapatkan keakuratan hasil klasifikasi juga dinilai dari akurasinya, kemudian membandingkannya dengan kelas aktual dari data uji dan kelas hasil prediksi dengan menggunakan *confusion matrix* untuk menghitung akurasi digunakan rumus seperti berikut dan mengacu tabel *confusion matrix* pada Table 4.

Tabel 4. Tabel Kontigensi

	Positif	Netral	Negatif
Positif	TP	FNt1	FNg1
Netral	FP1	TNt	FNg2
Negatif	FP2	FNt2	TNg

Penelitian ini membagi tiga sentimen yaitu positif, netral, dan negatif. Untuk itu tabel *confusion matrix* akan memiliki kolom dan baris yang direpresentasikan seperti Tabel 4. Pada Tabel 4 TP menunjukkan semua prediksi yang benar untuk data aktual positif, FP1 dan FP2 adalah jumlah prediksi yang salah untuk data aktual positif, TNt adalah jumlah prediksi yang benar untuk data aktual netral, FNt1 dan FNt2 adalah jumlah prediksi yang salah untuk data aktual netral, TNg menunjukkan jumlah prediksi yang benar untuk data aktual

negatif, sedangkan FN_{g1} dan FN_{g1} menunjukkan jumlah prediksi yang salah untuk data aktual negatif. Dari Tabel 4 selanjutnya nilai akurasi dapat diperoleh dengan menggunakan formula

$$accuracy = (tp + tn) / (tp + fp + fn + tn) \quad (11)$$

selanjutnya akan menghasilkan nilai akurasi hasil klasifikasi yang berupa pembagian dari penjumlahan nilai benar actual positif, negatif, dan netral dengan semua penjumlahan nilai prediksi yang didapat.

F-measure

Pengukuran selanjutnya adalah dengan menggunakan F-measure yang merupakan *weighted harmonic mean* dari *precision* dan *recall*. Dimana $\alpha \in [0,1]$ dan $\beta^2 \in [0, \Psi]$ dengan

$$\begin{aligned} F &= \frac{1}{\alpha \frac{1}{p} + (1 - \alpha) \frac{1}{r}} \\ &= \frac{(\beta^2 + 1)PR}{\beta^2 P + R} \\ \text{where } \beta^2 &= \frac{1 - \alpha}{\alpha} \end{aligned} \quad (12)$$

Balanced F-measure menyamakan bobot dari *precision* dan *recall*, yang berarti membuat $\alpha = 1/2$ atau $\beta = 1$. Ketika menggunakan $\beta = 1$, persamaan 12 dapat disederhanakan menjadi persamaan

$$F_\beta = \frac{2PR}{P + R} \quad (13)$$

dimana P adalah *precision*, dan R adalah *recall*.

Jadwal Kegiatan

Penelitian ini akan dilakukan selama 4,5 bulan dengan rincian kegiatan seperti tercantum pada Tabel 5.

DAFTAR PUSTAKA

- Adityawan, E. 2014. "Analisis Sentimen Dengan Klasifikasi Naïve 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 naïve 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 Naïve 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.
- 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 Schütze. 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

Tabel 5. Rencana Jadwal Penelitian

Kegiatan	1		2				3				4				5			
	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4
Penyusunan Proposal Skripsi																		
Kolokium																		
Perbaikan proposal																		
Pengambilan data Twitter																		
Pembuatan sistem analisis sentimen																		
Penulisan draft skripsi																		
Uji sistem																		
Sidang skripsi																		
Perbaikan laporan penelitian																		

Naive Bayes model”. Department of Electronics Engineering, Indian Institute of Technology (BHU), Varanasi, India.

- Novantirani *et al.* 2014. “Analisis Sentimen pada Twitter untuk Mengenai Penggunaan Transportasi Umum Darat dalam Kota dengan Metode Support Vector Machine”. Universitas Telkom.
- 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 non-standard 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 Universiteit 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 Learning-based Methods for Twitter Sentiment Analysis”.