

# Implementasi *Opinion Mining* (Analisis Sentimen) untuk Ekstraksi Data Opini Publik pada Perguruan Tinggi

Imam Fahrur Rozi, Sholeh Hadi Pramono dan Erfan Achmad Dahlan

**Abstrak**—*Sentiment analysis* atau *opinion mining* merupakan topik riset yang penting dan sedang marak dilakukan saat ini. *Opinion mining* merupakan cabang penelitian dari *text mining*. Fokus dari *opinion mining* adalah melakukan analisis opini dari suatu dokumen teks. Terdapat tiga buah subproses dari *opinion mining* yaitu, *document subjectivity*, *opinion orientation* dan *target detection*. Dalam dunia bisnis, *opinion mining* banyak digunakan untuk menganalisis secara otomatis opini pelanggan tentang produk dan pelayanannya.

Pada penelitian ini dikembangkan sistem *opinion mining* untuk menganalisis opini publik pada perguruan tinggi. Pada subproses *document subjectivity* dan *target detection* digunakan *Part-of-Speech (POS) Tagging* menggunakan *Hidden Markov Model (HMM)*. Pada hasil proses *POS Tagging* kemudian diterapkan *rule* untuk mengetahui apakah suatu dokumen termasuk opini atau bukan, serta untuk mengetahui bagian kalimat mana yang merupakan objek yang menjadi target opini. Dokumen yang dikenali sebagai opini selanjutnya diklasifikasikan ke dalam opini negatif dan positif (subproses *opinion orientation*) menggunakan *Naïve Bayes Classifier (NBC)*. Dari pengujian didapatkan nilai *precision* dan *recall* untuk subproses *document subjectivity* adalah 0.99 dan 0.88, untuk subproses *target detection* adalah 0.92 dan 0.93, serta untuk subproses *opinion orientation* adalah 0.95 dan 0.94.

**Kata Kunci**—Analisis Sentimen, *Opinion Mining*, *POS Tagging*, *Hidden Markov Model*, *Naïve Bayes Classifier*.

## I. PENDAHULUAN

ANALISIS sentimen atau *opinion mining* merupakan proses memahami, mengekstrak dan mengolah data tekstual secara otomatis untuk mendapatkan informasi sentimen yang terkandung dalam suatu kalimat opini. Analisis sentimen dilakukan untuk melihat pendapat atau kecenderungan opini terhadap sebuah masalah atau objek oleh seseorang, apakah cenderung berpandangan atau beropini negatif atau positif. Salah satu contoh penggunaan analisis sentimen dalam dunia nyata adalah identifikasi kecenderungan pasar dan opini pasar terhadap suatu objek barang. Besarnya pengaruh dan manfaat dari analisis sentimen menyebabkan penelitian

dan aplikasi berbasis analisis sentimen berkembang pesat. Bahkan di Amerika terdapat sekitar 20-30 perusahaan yang memfokuskan pada layanan analisis sentimen [1].

Penelitian di bidang *opinion mining* mulai marak pada tahun 2002. Turney pada tahun 2002 melakukan penelitian dengan tema *opinion mining* dengan menggunakan data berupa data *review* konsumen atas suatu produk. Metode yang digunakan adalah *Semantic Orientation* (Orientasi Semantik) menggunakan *Pointwise Mutual Information (SO-PMI)*. Hasil terbaik yang dicapai adalah 84% akurasi terhadap data *review* kendaraan bermotor dan 66% untuk data *review* film [2]. Pang *et.al.* pada tahun 2002 mengklasifikasikan *review* dari film pada level dokumen yang memiliki pendapat positif atau negatif dengan menggunakan teknik *supervised learning*. Sekumpulan dari *review* film yang sebelumnya telah ditentukan menjadi baik positif ataupun negatif digunakan sebagai data latihan untuk beberapa algoritma *machine learning* yang sudah ada. Akurasi yang didapatkan berkisar antara 72% sampai 83% [3].

*Opinion mining* bisa dianggap sebagai kombinasi antara *text mining* dan *natural language processing*. Salah satu metode dari *text mining* yang bisa digunakan untuk menyelesaikan masalah *opinion mining* adalah *Naïve Bayes Classifier (NBC)*. *NBC* bisa digunakan untuk mengklasifikasikan opini ke dalam opini positif dan negatif. *NBC* bisa berfungsi dengan baik sebagai metode pengklasifikasi teks. Penelitian tentang penggunaan *NBC* sebagai metode pengklasifikasi teks telah dilakukan oleh SM Kamaruzzaman dan Chowdury Mofizur Rahman [4] serta Ashraf M Kibriya *et.al.* [5] pada tahun 2004. Dari proses pengujian secara kualitatif disebutkan bahwa teks bisa diklasifikasikan dengan akurasi yang tinggi.

Sedangkan dari *natural language processing*, salah satu metode yang bisa digunakan untuk menyelesaikan masalah *opinion mining* adalah *Part-of-Speech (POS) Tagging*. *POS Tagging* digunakan untuk memberikan kelas kata (*tag*) secara gramatikal ke setiap kata dalam suatu kalimat teks. Beberapa penelitian yang ditujukan untuk mengembangkan sistem *POS Tagging* dalam bahasa Indonesia, diantaranya dilakukan oleh Femphy Pisceldo *et.al.* pada tahun 2009 [6] menggunakan *Maximum Entropy* dan Alfani Farizki *et.al.* [7] pada tahun 2010 menggunakan *Hidden Markov Model*. Akurasi yang didapatkan berkisar antara 85% hingga

Imam Fahrur Rozi adalah Mahasiswa Program Magister dan Doktor Teknik Elektro Universitas Brawijaya, Malang, Indonesia (email [imam.rozi@gmail.com](mailto:imam.rozi@gmail.com))

Sholeh Hadi Pramono adalah dosen di Teknik Elektro Universitas Brawijaya, Malang, Indonesia (Telp.0341-665144; email [sholehpramono@gmail.com](mailto:sholehpramono@gmail.com))

Erfan Achmad Dahlan adalah dosen Teknik Elektro Universitas Brawijaya, Malang, Indonesia (Telp.0341-665144; email [erfanad@yahoo.co.id](mailto:erfanad@yahoo.co.id))

96%.

Penelitian ini ditujukan untuk mengembangkan sistem *opinion mining* untuk mengolah data opini berbahasa Indonesia pada suatu perguruan tinggi. Sistem dirancang memiliki tiga subproses yaitu, subproses *document subjectivity*, *opinion orientation* dan *target detection*. Subproses *document subjectivity* ditujukan untuk mengenali subyektifitas suatu dokumen teks (dokumen teks mana yang termasuk opini dan tidak termasuk opini). Subproses *opinion orientation* digunakan untuk menentukan orientasi suatu kalimat opini, apakah termasuk ke dalam orientasi positif atau negatif. Subproses *target detection* digunakan untuk mengenali objek yang menjadi target opini dalam suatu dokumen. Dalam subproses *document subjectivity* dan *target detection* digunakan *Hidden Markov Model (HMM) based POS Tagging*. Hasil dari *POS Tagging* akan selanjutnya akan dianalisis menggunakan *rule* untuk menentukan dokumen mana yang termasuk opini dan untuk menentukan objek yang menjadi target opini. Dalam subproses *target detection* digunakan *Naïve Bayes Classifier (NBC)*.

## II. DASAR TEORI

### A. Hidden Markov Model (HMM) based Part-of-Speech (POS) Tagging

Dalam proses *POS Tagging* ini, data yang akan diobservasi adalah kumpulan kata atau kalimat, dan dari kalimat tersebut akan ditentukan tiap kata penyusunnya akan masuk ke dalam kelas kata atau *tag* apa yang tepat.

Untuk ilustrasi proses *HMM* dalam *POS Tagging*, diberikan contoh kalimat “*Secretariat is expected to race tomorrow*”. Dari kalimat tersebut akan ditentukan rangkaian *tag* yang paling tepat. Dengan menggunakan teori *Bayesian interpretation*, proses dimulai dengan mempertimbangkan semua urutan *tag* yang mungkin untuk kalimat tersebut. Dari semua kemungkinan urutan tersebut, kemudian akan dipilih urutan *tag* yang paling mungkin berdasar data observasi yang diberikan, dalam hal ini data observasi adalah kata (*words*) sejumlah  $n$  ( $w_1^n$ ). Dengan kata lain, dari semua kemungkinan urutan *tag* sejumlah  $n$  ( $t_1^n$ ), dipilih sebuah urutan *tag* yang menghasilkan  $p(t_1^n | w_1^n)$  yang tertinggi. Seperti ditunjukkan dalam persamaan (1).

$$\hat{t}_1^n = \operatorname{argmax}_{t_1^n} p(t_1^n | w_1^n) \quad (1)$$

Dari persamaan (1) dengan diberikan rangkaian *tag* ( $t_1^n$ ) dan rangkaian kata ( $w_1^n$ ), nilai  $p(t_1^n | w_1^n)$  masih belum bisa dihitung secara langsung. Dengan menggunakan teorema *Bayes*

$$p(x | y) = \frac{p(y | x) p(x)}{p(y)} \quad (2)$$

maka persamaan (1) menjadi,

$$\hat{t}_1^n = \operatorname{argmax}_{t_1^n} \frac{p(w_1^n | t_1^n) p(t_1^n)}{p(w_1^n)} \quad (3)$$

Penyebut dari persamaan (3) yaitu  $p(w_1^n)$  bisa dihilangkan. Hal ini dikarenakan dalam proses pencarian sebuah rangkaian *tag* yang paling sesuai dari semua kemungkinan rangkaian *tag*, perhitungan  $\frac{p(w_1^n | t_1^n) p(t_1^n)}{p(w_1^n)}$  akan dilakukan pada setiap rangkaian *tag*. Dan nilai  $p(w_1^n)$  akan bernilai tetap untuk setiap rangkaian *tag*.

Setelah penyebut dihilangkan, maka persamaan (3) menjadi,

$$\hat{t}_1^n = \operatorname{argmax}_{t_1^n} p(w_1^n | t_1^n) p(t_1^n) \quad (4)$$

Dari persamaan (4) bisa dikatakan bahwa rangkaian *tag* yang paling mungkin  $\hat{t}_1^n$  untuk suatu *string*  $w_1^n$  merupakan hasil perkalian antara dua buah nilai probabilitas. Probabilitas yang pertama adalah *prior probability*  $p(t_1^n)$  yang merupakan nilai probabilitas transisi suatu *state* dari *state* sebelumnya. Probabilitas yang kedua adalah *words likelihood*  $p(w_1^n | t_1^n)$ , yang menunjukkan nilai kemiripan atau kemungkinan suatu kata sebagai suatu *state*.

Untuk memudahkan perhitungan, *HMM POS Tagger* menggunakan dua buah asumsi. Asumsi yang pertama adalah probabilitas kemunculan suatu kata hanya tergantung pada *tag* nya, dan tidak tergantung dengan kata lain di sekitarnya atau *tag* lain di sekitarnya (persamaan (5)).

$$p(w_1^n | t_1^n) \approx \prod_{i=1}^n p(w_i | t_i) \quad (5)$$

Asumsi yang kedua adalah probabilitas suatu kemunculan *tag* hanya bergantung dari *tag* sebelumnya (persamaan (6)). Asumsi yang disebut sebagai *bigram*.

$$p(t_1^n) \approx \prod_{i=1}^n p(t_i | t_{i-1}) \quad (6)$$

Dengan menggunakan dua buah asumsi pada persamaan (5) dan (6) maka persamaan (4) akan menjadi,

$$\hat{t}_1^n \approx \operatorname{argmax}_{t_1^n} \prod_{i=1}^n p(w_i | t_i) p(t_i | t_{i-1}) \quad (7)$$

Untuk melakukan perhitungan probabilitas transisi *tag*  $p(t_i | t_{i-1})$  dan probabilitas kemiripan kata (*word likelihood*)  $p(w_i | t_i)$  diperlukan koleksi data teks yang telah diberikan *tag* sebelumnya (*corpus*). Untuk menghitungnya bisa digunakan persamaan (8) dan (9).

$$p(t_i | t_{i-1}) = \frac{C(t_{i-1}, t_i)}{C(t_{i-1})} \quad (8)$$

$$p(w_i | t_i) = \frac{C(t_i, w_i)}{C(t_i)} \quad (9)$$

### B. Naïve Bayes Classifier (NBC)

*NBC* merupakan algoritma pengklasifikasi yang sering digunakan permasalahan klasifikasi teks. Sebagai ilustrasi, misal data *training* dikategorikan menjadi beberapa  $k$  kategori  $C_j = \{C_1, C_2, C_3, \dots, C_k\}$ , dan *prior probability* untuk masing-masing kategori adalah  $p(C_j)$ , dimana  $j = 1, 2, 3, \dots, k$ .

Koleksi data disimbolkan  $d_i = (w_1, \dots, w_j, \dots, w_m)$ , dan kata atau fitur yang ada dalam dokumen adalah  $w_j$ , dimana  $j = 1, 2, 3, \dots, m$ , akan masuk ke dalam kategori  $C_j$ . Untuk mengklasifikasikan dokumen  $d_i$ , dilakukan dengan menghitung nilai probabilitas dari semua dokumen (*posterior probability*). *Posterior probability* suatu dokumen pada suatu kategori dapat dihitung dengan menggunakan persamaan,

$$p(C_j | d_i) = \frac{p(d_i | C_j) p(C_j)}{p(d_i)} \quad (10)$$

Klasifikasi teks menggunakan *NBC* dilakukan dengan memaksimalkan nilai dari persamaan (10). Karena untuk semua kategori yang diberikan, nilai penyebut  $p(d_i)$  bernilai sama atau konstan, maka bisa dihilangkan. Sehingga persamaan untuk menghitung nilai maksimal dari persamaan (10) menjadi,

$$\max_{C_j \in C} p(C_j|d_i) = \max_{C_j \in C} p(d_i|C_j)p(C_j) \quad (11)$$

Berdasarkan pada hipotesis *Bayesian* yang menyebutkan bahwa setiap kata atau fitur  $w_1, \dots, w_j, \dots, w_m$  dari  $d_i = w_1, \dots, w_j, \dots, w_m$  adalah tidak saling terkait, maka distribusi probabilitas total merupakan hasil perkalian (*product*) dari distribusi probabilitas tiap fitur atau kata, seperti ditunjukkan pada persamaan (12).

$$p(d_i|C_j) = p(w_1, \dots, w_j, \dots, w_m|C_j) \\ = \prod_{i=1}^m p(w_i|C_j) \quad (12)$$

Dengan memasukkan persamaan (12) ke persamaan (11), maka persamaan (11) menjadi,

$$\max_{C_j \in C} p(C_j|d_i) = \max_{C_j \in C} p(C_j) \prod_{i=1}^m p(w_i|C_j) \quad (13)$$

Persamaan (13) ini yang disebut sebagai Formula Pengklasifikasi. Nilai ( $C_j$ ) dapat dihitung dengan cara membagi jumlah dokumen training yang masuk ke dalam kategori  $C_j$  dengan jumlah total semua dokumen training  $n$  ( $p(C_j) = \frac{N_{C_j}}{N}$ , dimana  $N_{C_j}$  adalah jumlah dokumen yang masuk kedalam kategori  $C_j$  dan  $N$  adalah jumlah total dokumen). Sedangkan untuk menghitung nilai  $p(w_i|C_j)$ , cara yang paling mudah adalah  $p(w_i|C_j) = \frac{N_{C_j w_i} + 1}{N_{C_j} + V}$ , dimana  $N_{C_j w_i}$  jumlah kata  $w_i$  yang ada dalam dokumen training yang masuk ke dalam kategori  $C_j$ ,  $N_{C_j}$  adalah jumlah semua kata yang ada dalam dokumen training yang masuk kedalam kategori  $C_j$  (tanpa menghiraukan ada kata yang sama atau tidak),  $V$  adalah jumlah total jenis kata yang ada dalam dokumen training (kata yang sama hanya dihitung 1). Untuk menghindari nilai 0 maka pembilang ditambahkan 1, ini yang disebut *Laplace Smoothing* [13].

C. Precision dan Recall

*Precision* adalah rasio jumlah dokumen relevan yang ditemukan dengan total jumlah dokumen yang ditemukan oleh sistem. *Recall* adalah rasio jumlah dokumen relevan yang ditemukan kembali dengan total jumlah dokumen dalam kumpulan dokumen yang dianggap relevan. Nilai keduanya biasanya ditunjukkan dalam satuan persen (%). Persamaan untuk *precision* ditunjukkan pada persamaan (14) dan *recall* pada persamaan (15) [11].

TABEL I  
VARIABEL UNTUK PERHITUNGAN PRECISION DAN RECALL

	Relevan	Tidak Relevan
Ditemukan	<i>True positives (tp)</i>	<i>False positives (fp)</i>
Tidak ditemukan	<i>False negatives (fn)</i>	<i>False negatives (tn)</i>

$$Precision = \frac{\#(item\ yang\ relevan\ yang\ ditemukan)}{\#(item\ yang\ ditemukan)} \\ = P(relevan|ditemukan) \quad (14)$$

$$Recall = \frac{\#(item\ yang\ relevan\ yang\ ditemukan)}{\#(semua\ item\ yang\ relevan)} \\ = P(ditemukan|relevan) \quad (15)$$

Dengan memperhatikan Tabel I, persamaan (14) dan (15) dapat disederhanakan menjadi,

$$precision = tp/(tp + fp) \quad (16)$$

$$recall = tp/(tp + fn) \quad (17)$$

III. METODE PENELITIAN

A. Data

Pada penelitian ini digunakan data sekunder, yaitu data yang berasal dari referensi atau penelitian sebelumnya. Data sekunder yang digunakan dalam penelitian ini sebagai berikut:

1) Data kelas kata (*tag*)

Data ini digunakan sebagai acuan *tag* atau kelas kata yang akan digunakan dalam proses *POS Tagging*. Data kelas kata (*tag*) ini diperoleh dari hasil penelitian yang telah dilakukan sebelumnya [7].

2) Data training *POS Tagging*

Data training *POS Tagging* ini berupa *tagged corpus* yang di dalamnya terdapat kumpulan kalimat, dimana masing-masing kata yang menyusun kalimat tersebut telah diberikan *tag* atau kelas kata. Data ini digunakan dalam proses *training Hidden Markov Model (HMM)* dalam proses *POS Tagging*. Data ini didapatkan dari hasil penelitian yang telah dilakukan oleh Universitas Indonesia (UI) sebagai salah satu wakil dari Indonesia dalam proyek *Pan Localization (PANLION)* [10]. *Tagged Corpus* berbahasa Indonesia untuk proses *POS Tagging* yang disediakan dari *PANLION* merupakan hasil adaptasi dari *tagged corpus Penn Treebank* yang berbahasa Inggris.

Selain menggunakan *tagged corpus* UI, pada penelitian ini juga digunakan *tagged corpus* hasil modifikasi peneliti terhadap *tagged corpus* yang digunakan pada penelitian tahun 2010 [7].

3) Data training *POS Tagging*

Data *training* yang digunakan dalam proses klasifikasi opini merupakan *corpus* opini yang telah dikategorikan dalam opini positif maupun negatif. Data ini didapatkan dengan mengumpulkan data opini melalui media *online*. Data tersebut kemudian dikategorikan ke dalam kategori opini negatif atau positif secara manual. Data ini digunakan dalam proses training *Naïve Bayes Classifier (NBC)*.

B. Metode Pengolahan Data

Sistem yang akan dikembangkan terdiri dari tiga subproses yaitu *document subjectivity*, *opinion orientation* dan *target detection*.

1) Document Subjectivity

Untuk mengetahui apakah suatu kalimat termasuk kalimat opini atau bukan, pertama kali dilakukan *POS Tagging* untuk menentukan *tag* atau kelas kata pada setiap kata yang menyusun suatu kalimat. Kemudian hasil *POS Tagging* akan dianalisis menggunakan aturan kebahasaan (*rule*) untuk mengetahui susunan kata dalam kalimat yang mencerminkan opini. Proses *POS Tagging* dilakukan dengan menggunakan metode *HMM*.

2) Opinion Orientation

Penentuan apakah suatu kalimat termasuk kedalam

opini positif atau negatif bisa digolongkan sebagai proses pengklasifikasian. Dalam hal ini adalah pengklasifikasian suatu dokumen termasuk kedalam kelas positif atau kelas negatif. Dalam penelitian ini digunakan salah satu metode dari *supervised machine learning* yaitu *NBC*.

### 3) Target Detection

Pada subproses ini digunakan metode *POS Tagging* dan *rule* seperti pada subproses *document subjectivity*. Perbedaannya terletak pada susunan *rule* yang digunakan, yaitu aturan kebahasaan untuk menentukan objek yang menjadi target opini.

### C. Metode Pengujian

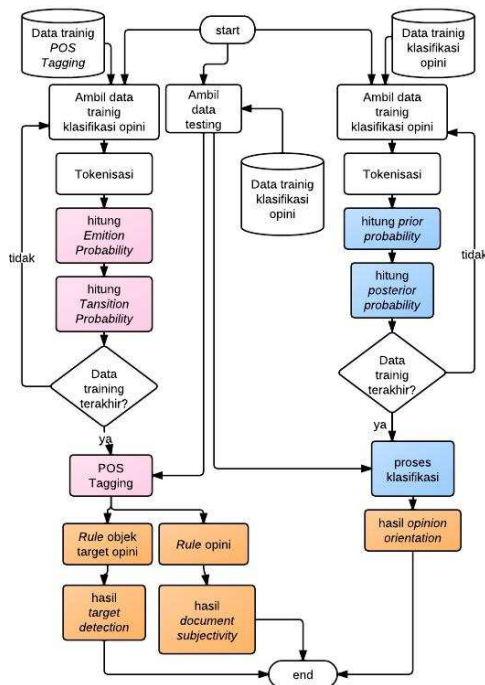
Skenario pengujian dalam penelitian ini diantaranya:

- Pengujian subproses : pengujian ini diterapkan pada masing-masing subproses analisis sentimen, yaitu *document subjectivity*, *opinion orientation* dan *target detection*.
- Pengujian integrasi: pengujian ini dilakukan pada hasil penggabungan subproses *document subjectivity*, *opinion orientation* dan *target detection*.
- Pengujian ditujukan untuk mendapatkan nilai *precision* dan *recall*. Baik pada pengujian subproses maupun pengujian integrasi, keduanya akan dicari nilai *precision* dan *recall*.

## IV. PERANCANGAN

### A. Perancangan Diagram Alir Sistem

Alur proses sistem secara global ditunjukkan pada Gambar 1.



Sistem akan menyimpan data training POS Tagging dan data training klasifikasi opini di dalam basisdata.

Proses inti di dalam sistem ini adalah POS Tagging menggunakan HMM dan klasifikasi orientasi opini menggunakan NBC. Baik HMM based POS Tagging maupun NBC, keduanya diawali oleh proses training menggunakan training dataset.

TABEL II  
POS TAG

POS Tag	Arti	Contoh
OP	Kurung Buka	{
CP	Kurung Tutup	}
GM	Garis Miring	/
;	Titik Koma	;
:	Titik Dua	:
"	Tanda Kutip	" dan "
.	Tanda Titik	.
,	Tanda Koma	,
-	Garis	-
...	Tanda Pengganti	...
JJ	Kata Sifat	Baik, Bagus
RB	Kata Keterangan	Sementara, Nanti
NN	Kata Benda	Kursi, Kulkas
NNP	Benda Bernama	Toyota, Sony
NNG	Benda Berpemilik	Motornya
VBI	Kata Kerja Intransitif	Pergi
VBT	Kata Kerja Transitif	Membeli
IN	Preposisi	Di, Dari, Ke
MD	Modal	Bisa
CC	Kata Sambung Setara	Dan, Atau, tetapi
SC	Kata Sambung Tidak Setara	Jika, Ketika
DT	Determiner	Para, Ini, Itu
UH	Interjection	Wah, Aduh, Oi
CDO	Kata Bilangan Berurut	Pertama, Kedua, Ketiga
CDC	Kata Bilangan Kolektif	Berdua
CDP	Kata Bilangan Pokok	Satu, Dua, Tiga
CDI	Kata Bilangan Tidak Biasa	Beberapa
PRP	Kata Ganti Orang	Saya, Mereka
WP	Kata tanya	Apa, Siapa, Dimana
PRN	Kata Ganti Bilangan	Kedua-duanya
PRL	Kata Ganti Lokasi	Sini, Situ
NEG	Negasi	Bukan, Tidak
SYM	Simbol	#, %, ^, &, *
RP	Particle	Pun, Kah
FW	Kata Asing	Word

Proses *training* pada *HMM based POS Tagging* dilakukan dengan menghitung nilai *emission probability* dan *transition probability*. Hasil perhitungan dari proses *training* tersebut yang digunakan sebagai model acuan untuk menentukan *tag* atas suatu kata dalam suatu kalimat dari data *testing*. Untuk menentukan hasil akhir subproses *document subjectivity* dan *target detection*, hasil dari proses *POS Tagging* selanjutnya akan diproses menggunakan *rule* untuk mendeteksi struktur kalimat opini dan mendeteksi objek yang menjadi target dari suatu kalimat opini.

Proses *training* pada *NBC* dilakukan dengan menghitung nilai *prior probability* dan *posterior probability*. Hasil tersebut yang dijadikan model acuan pada saat proses klasifikasi suatu data *testing*.

### B. Perancangan Tag (Kelas Kata)

*Tag* yang digunakan dalam penelitian ini ditunjukkan pada Tabel II. *Tag* tersebut mengacu pada daftar *tag* yang telah digunakan pada penelitian sebelumnya [7].

### C. Perancangan Rule

Untuk menentukan kalimat mana yang termasuk opini atau bukan, diperlukan *rule* untuk mengolah data hasil proses *POS Tagging*. *Rule* opini yang digunakan dalam penelitian ini ditunjukkan pada Tabel III.

TABEL III  
RULE OPINI

No	Rule	Contoh
1	RB JJ	sangat bagus, dengan bagus, benar-benar bagus, seperti jelek, begitu bagus, demikian bagus, agak bagus, amat bagus, sungguh bagus, terlampau bagus, tentu jelek, pasti lambat, selalu lambat, kadang-kadang buruk, terkadang sulit, memang benar, semoga lebih baik
2	RB VB	semoga berjalan, semoga membawa hikmah, seandainya datang, jika memilih
3	NN JJ	bukunya bagus, pakaiannya rapi, perkataannya halus, jalannya jelek
4	NN VB	Pelajarannya membosankan, perakataannya menjengkelkan
5	JJ VB	mudah difahami, gampang dimaafkan, cepat beradaptasi
6	CK JJ	bagus atau baik, tetapi malas
7	JJ BB	sama bagus
8	VB VB	membuat merinding, membikin pusing
9	JJ RB	indah sekali, bagus sekali
10	VB JJ	membikin bingung
11	NEG JJ	tidak seindah, tidak semudah
12	NEG VB	tidak mengerti, tidak memahami, bukan mengajar
13	PRP VBI	saya menyukai, kita suka
14	PRP VBT	kita suka
15	VBT NN	memiliki kedekatan, memiliki kepekaan
16	MD VBT	Perlu mengambil referensi
17	MD VBI	Perlu dikembangkan

Sedangkan *rule* untuk mendeteksi kata atau frasa yang menjadi objek dari suatu kalimat opini ditunjukkan pada Tabel IV.

Kedua *rule* tersebut dirancang berdasarkan hasil observasi yang dilakukan oleh peneliti.

TABEL IV  
RULE OBJEK TARGET OPINI

No	Rule	Contoh
1	NN	meja, komputer
2	NNG	laboratoriumnya
3	NN (kata benda) yang berimbunan, tetapi kata dasarnya bukan kata sifat (JJ)	kebutuhan, kedekatan (bukan)
4	NN NN	kantin kampus
5	Frasa kata benda yang dihubungkan oleh kata sambung (CC) atau preposisi (IN)	kantin dan musholla, komputer di lab

## V. PENGUJIANDAN PEMBAHASAN

### A. Pengujian

Pengujian subproses *document subjectivity* dan *target detection* dilakukan dengan menggunakan 575 data teks dan 2 macam *tagged dataset* (*dataset POS Tagging*). Data teks yang digunakan dalam pengujian *document subjectivity* dan *target detection* dikumpulkan dengan menggunakan kuisisioner *online*. *Tagged dataset* yang

digunakan dalam pengujian ini yaitu:

- *Dataset* yang dikeluarkan oleh Universitas Indonesia yang pernah digunakan pada penelitian tahun 2009 [6].
- *Dataset* yang dirumuskan sendiri oleh peneliti, yang merupakan hasil modifikasi *dataset* yang telah digunakan pada penelitian tahun 2010 [7].

Hasil pengujian *document subjectivity* menggunakan *dataset* hasil modifikasi yang dilakukan oleh peneliti ditunjukkan pada Tabel V.

TABEL V  
HASIL PENGUJIAN *DOCUMENT SUBJECTIVITY* DENGAN *DATASET* HASIL MODIFIKASI PENELITIAN

	Dikenali sebagai opini oleh pakar (ekspektasi pakar)	
	True	False
Dideteksi sebagai opini oleh sistem (hasil observasi sistem)	501 (a)	2 (b)
	70 (c)	2 (d)

TABEL VI  
HASIL PENGUJIAN *DOCUMENT SUBJECTIVITY* DENGAN *DATASET* UI

	Dikenali sebagai opini oleh pakar (ekspektasi pakar)	
	True	False
Dideteksi sebagai opini oleh sistem (hasil observasi sistem)	411 (a)	2 (b)
	160 (c)	2 (d)

Tabel VI merupakan hasil pengujian menggunakan *dataset* dari UI.

Dari Tabel V nilai *precision* dan *recall* sebagai berikut:

$$Precision = 501 / (501+2) = 0.99$$

$$Recall = 501 / (501+70) = 0.88$$

Dari Tabel VI nilai *precision* dan *recall* sebagai berikut:

$$Precision = 411 / (411+2) = 0.99$$

$$Recall = 411 / (411+160) = 0.72$$

TABEL VII  
HASIL PENGUJIAN *TARGET DETECTION* DENGAN *DATASET* HASIL MODIFIKASI PENELITIAN

	Dikenali memiliki target "Sarana dan Prasarana" (ekspektasi pakar)	
	True	False
Dideteksi memiliki target "Sarana dan Prasarana" (hasil observasi sistem)	219 (a)	1 (b)
	5 (c)	350 (d)

TABEL VIII  
HASIL PENGUJIAN *TARGET DETECTION* DENGAN *DATASET* UI

	Dikenali memiliki target "Sarana dan Prasarana" (ekspektasi pakar)	
	True	False
Dideteksi memiliki target "Sarana dan Prasarana" (hasil observasi sistem)	209 (a)	18 (b)
	15 (c)	333 (d)

Hasil pengujian *target detection* menggunakan *dataset*

hasil modifikasi peneliti ditunjukkan pada Tabel VII. Dan Hasil pengujian *target detection* menggunakan *dataset* UI ditunjukkan pada Tabel VIII. Dari Tabel VII nilai *precision* dan *recall* sebagai berikut:

$$\text{Precision} = 219 / (219+1) = 0.99$$

$$\text{Recall} = 219 / (219+5) = 0.97$$

Dari Tabel VIII nilai *precision* dan *recall* sebagai berikut:

$$\text{Precision} = 209 / (209+18) = 0.92$$

$$\text{Recall} = 209 / (209+15) = 0.93$$

Pengujian *opinion orientation* dilakukan dengan menggunakan 87 data yang dikumpulkan melalui kuisisioner *online*. *Dataset* yang digunakan dalam proses *training* berasal dari data opini yang juga dikumpulkan menggunakan kuisisioner *online* sejumlah 575 data. Hasil pengujian ditunjukkan pada Tabel IX.

TABEL IX  
HASIL PENGUJIAN *OPINION ORIENTATION*

		Dikenali memiliki target "Sarana dan Prasarana" (ekspektasi pakar)	
		True	False
Dideteksi memiliki target "Sarana dan Prasarana" (hasil observasi sistem)	True	60 (a)	3 (b)
	False	4 (c)	30 (d)

Dari Tabel IX nilai *precision* dan *recall* sebagai berikut:

$$\text{Precision} = 60 / (60+3) = 0.95$$

$$\text{Recall} = 60 / (60+4) = 0.94$$

## B. Pembahasan

*Tagged dataset* digunakan dalam proses *training* atau *learning* pada *HMM*. *HMM* sendiri digunakan sebagai algoritma dalam proses *POS (Part-of-Speech) Tagging*. Pada sistem yang dikembangkan dalam penelitian ini, *POS Tagging* digunakan pada subproses *document subjectivity* dan *target detection*.

Dari hasil yang didapatkan dari proses pengujian subproses *document subjectivity*, nilai *precision* dari Tabel V sama dengan *precision* Tabel VI sedangkan *recall* dari Tabel V berbeda dengan *recall* dari Tabel VI. Tabel V merupakan data hasil pengujian *document subjectivity* menggunakan *dataset* yang pernah digunakan sebelumnya [7], yang telah dimodifikasi oleh peneliti, sedangkan Tabel VI merupakan data hasil pengujian menggunakan *dataset* dari Universitas Indonesia. Penggunaan 2 *dataset* tersebut berakibat pada perbedaan nilai *recall*. *Recall* Tabel V (0.88) lebih besar daripada *recall* Tabel VI (0.72). Hal ini menunjukkan bahwa akurasi sistem akan lebih baik jika menggunakan *dataset* hasil modifikasi peneliti. Meskipun *dataset* yang didapatkan dari hasil penelitian Universitas Indonesia berisi lebih banyak data daripada *dataset* hasil modifikasi peneliti, tetapi akurasi *tag* yang dihasilkan lebih kecil.

Sebagai contoh, dari penggunaan *dataset* UI didapatkan hasil *tagging* "terlalu/rb berbelit/nn dan/cc kurang/rb transparan/nn" sedangkan dengan menggunakan *dataset* hasil modifikasi peneliti didapatkan "terlalu/RB berbelit/VBT dan/CC kurang/RB transparan/JJ". Perbedaan terjadi pada *tag* kata "berbelit" dan "transparan". Dari *rule* opini yang digunakan, suatu frasa akan dideteksi sebagai indikator

opini jika terdapat urutan *tag* RB VBT dan RB JJ. Oleh karena itu, hasil *tagging* yang menggunakan *dataset* UI untuk kalimat yang bersangkutan tidak dideteksi sebagai kalimat opini.

Pengaruh *dataset* yang digunakan juga ditunjukkan dari hasil pengujian subproses *target detection*. Perhitungan nilai *recall* dan *precision* dari Tabel VII, dan VIII menjadi indikasi pengaruh penggunaan *dataset*. Nilai *precision* dan *recall* untuk Tabel VII masing-masing adalah 0.99 dan 0.97. Sedangkan nilai *precision* dan *recall* untuk Tabel VIII masing-masing adalah 0.92 dan 0.93. Sebagai contoh, dengan menggunakan *dataset* hasil modifikasi didapatkan "menurut/VBT saya/PRP wifi/NN di/IN polinema/NN itu/DT agak/JJ lambat/JJ", sedangkan menggunakan *dataset* UI didapatkan "menurut/nn saya/prp wifi/NN di/in polinema/nn itu/dt agak/rb lambat/nn". Dari hasil yang didapatkan dengan menggunakan *dataset* UI, kata benda (NN) yang didapatkan pertama adalah **menurut**, dan setelah itu dideteksi munculnya *tag* PRP. Karena dalam *rule* target, jika terdapat urutan *tag* NN PRP, maka jika setelah *tag* PRP masih terdapat *tag* NN, maka *tag* tersebut tidak akan diambil. Jadi yang diambil sebagai target adalah *tag* NN sebelum PRP yaitu kata **menurut**. Dan kata **menurut** ini tidak termasuk ke dalam kata kunci untuk kategori "Sarana dan Prasarana".

Dari hasil pengujian *opinion orientation* pada Tabel IX didapatkan nilai *precision* dan *recall* yang tinggi. Ini menunjukkan bahwa *NBC* sebagai metode pengklasifikasi dapat berfungsi dengan baik untuk menyelesaikan masalah *opinion orientation* pada *opinion mining* terutama pada kasus *dataset* yang digunakan dalam proses *training* dan *testing* *NBC* pada penelitian ini.

## VI. PENUTUP

### A. Kesimpulan

Dari proses pengujian dan analisis yang telah dilakukan, kesimpulan yang dapat diambil antara lain:

1. Implementasi *HMM* pada proses *POS Tagging* yang digunakan dalam subproses *document subjectivity* dan *target detection* dapat berfungsi dengan baik. Nilai *precision* dan *recall* untuk proses *document subjectivity* adalah 0.99 dan 0.88. Sedangkan nilai *precision* dan *recall* untuk proses *target detection* adalah 0.92 dan 0.93.
2. Nilai *precision* dan *recall* tertinggi didapatkan pada saat *tagged dataset* yang digunakan dalam proses *learning* *HMM* adalah *dataset* hasil modifikasi yang dilakukan sendiri oleh peneliti. Sehingga penggunaan *tagged dataset* yang baik dan representatif berperan penting pada akurasi hasil *POS Tagging*.
3. *NBC* dapat berfungsi dengan baik pada subproses *opinion orientation*. Akurasi *NBC* dalam mengklasifikasikan opini ke dalam opini negatif dan positif sangat baik. Hal ini bisa dilihat dari nilai *precision* dan *recall* yang didapatkan yaitu 0.95 dan 0.94.
4. *Rule* yang diterapkan pada subproses *document subjectivity* dan *target detection* memiliki peran yang sangat penting. Pada dua subproses tersebut,

*rule* digunakan untuk mengolah data hasil *POS Tagging*. Pada subproses *document subjectivity* misalnya, jika *rule* yang digunakan tidak representatif, maka akan berpengaruh pada akurasi opini yang terdeteksi.

#### B. Saran

Dari hasil pengujian, analisis dan kesimpulan yang telah dirumuskan, terdapat beberapa hal yang disarankan untuk penelitian selanjutnya. Saran tersebut diantaranya:

1. Pada subproses *opinion orientation* bisa digunakan metode selain *NBC* seperti *Support Vector Machine (SVM)* sebagai metode pengklasifikasi. *SVM* dianggap sebagai metode pengklasifikasi yang memiliki akurasi lebih baik daripada *NBC*, meskipun lebih kompleks dari segi implementasi.
2. Perlu dilakukan pengamatan lebih lanjut terhadap struktur kalimat yang memiliki nuansa sentimen atau opini. Hasil pengamatan tersebut digunakan sebagai referensi untuk merumuskan *rule* yang akan digunakan pada subproses *document subjectivity*.
3. Perlu ditambahkan *dataset* baik *dataset* yang digunakan pada proses *learning HMM (tagged dataset)* maupun *dataset* yang digunakan pada proses *learning NBC (dataset yang berisi kalimat opini yang telah diklasifikasikan)*.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] Liu, B. 2010. *Handbook of Natural Language Processing, chapter Sentiment Analysis and Analysis, 2nd Edition*. Chapman & Hall / CRC Press
- [2] Turney, Peter D. 2002. *Thumbs Up or Thumbs Down? Semantic Orientation Applied to Unsupervised Classification of Reviews*. presented at the Association for Computational Linguistics 40 Anniversary Meeting, New Brunswick, N.J.
- [3] Pang, Bo, Lee, L dan Vaithyanathan, S. 2002. *Thumbs up? Sentiment classification using machine learning techniques*. Proceedings of the 7th Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP-02).
- [4] Kamaruzaman, S.M., Chowdhury M.R. 2004. *Text Categorization using Association Rule and Naive Bayes Classifier*. Asian Journal of Information Technology, Vol. 3, No. 9, pp 657-665, Sep. 2004
- [5] Kibriya Ashraf M., Frank Eibe, Pfahringer Bernhard, Holmes Geoffrey . 2004. *Multinomial Naïve Bayes for Text Categorization Revisited*. Australian joint conference on artificial intelligence No 17.
- [6] Femphy Pisceldo, Manurung, R., Adriani, Mirna. 2009. *Probabilistic Part-of-Speech Tagging for bahasa Indonesia*. Third International MALINDO Workshop, collocated event ACL-IJCNLP 2009, Singapore, August 1, 2009.
- [7] Wicaksono, Alfian F dan Purwarianti, Ayu. 2010. *HMM Based Part-of-Speech Tagger for Bahasa Indonesia*. Proceeding of the Fourth International MALINDO Workshop (MALINDO2010). Agustus 2010. Jakarta, Indonesia
- [8] Jurafsky, Daniel dan Martin, H. James. 2007. *Speech and Language Processing: An Introduction to Natural Language Processing, Computational Linguistics, and Speech Recognition*. Prentice-Hall.
- [9] Liu, B. 2010. *Handbook of Natural Language Processing, chapter Sentiment Analysis and Analysis, 2nd Edition*. Chapman & Hall / CRC Press.
- [10] PAN Localization Project. <http://www.pan10n.net>, diakses pada 10 Desember 2011.
- [11] Manning, D. Christopher, Prabhakar Raghavan dan Hinrich Schütze. 2009. *An Introduction to Information Retrieval*. Cambridge University Press
- [12] Fink, R. Clayton. 2011. *Coarse- and Fine-Grained Sentiment Analysis of Social Media Text*. Johns Hopkins APL Technical Digest, Vol. 30 No. 1.
- [13] Liu, B. 2010. *Handbook of Natural Language Processing, chapter Sentiment Analysis and Analysis, 2nd Edition*. Chapman & Hall / CRC Press.