ANALISIS SENTIMEN TERHADAP TOKOH PUBLIK MENGGUNAKAN ALGORITMA *SUPPORT VECTOR MACHINE* (SVM)

I. Taufik¹ dan S.A. Pamungkas²

¹Program Studi Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Syarif Hidayatullah Jakarta ²⁾ Badan Pengkajian dan Penerapan Teknologi (BPPT) Jakarta Email:

Abstract: Sentiment analysis is a computational study of people's opinions. The sentiment analysis will cluster text in sentences or documents to find out the opinions in these sentences or documents, either positive or negative. In this research, we discusses sentiment analysis for public figure on Twitter. We used data tweet with keywords "Ahok" and "@teman_ahok". We processed the tweets and then classified it using the support vector machine algorithm. There are four kernel parameters in this algorithm: linear kernel, sigmoid kernel, gaussian kernel and polynomial kernel. The performance of this algorithm will be seen using precision, accuracy, and recall. The result shows that the linear kernel has the best level of precision is about 80%. The sigmoid kernel has the best recall rate of about 85%. The sigmoid kernel has the best accuracy rate of about 81%.

Keywords: Sentiment Analysis, Support Vector Machines, Text Mining.

Abstrak: Sentiment analysis atau analisis sentimen adalah studi komputasional dari opini-opini orang. Analisis sentimen akan mengelompokkan teks yang ada dalam kalimat atau dokumen untuk mengetahui pendapat yang dikemukakan dalam kalimat atau dokumen tersebut, bisa berupa positif atau negatif. Skripsi ini membahas tentang sentimen seseorang di Twitter terhadap tokoh publik. Data yang digunakan berupa data tweet dengan kata kunci "Ahok" dan "@teman_ahok". Tweet yang didapat kemudian diolah dengan melakukan text preprocessing kemudian diklasifikasikan dengan menggunakan algoritma support vector machine. Ada empat parameter kernel dalam algoritma ini: kernel linear, kernel sigmoid, kernel gaussian, dan kernel polinomial. Kinerja algoritma ini menggunakan presisi, akurasi, dan recall. Hasil menunjukkan bahwa Kernel linear memiliki tingkat presisi yang paling baik sekitar 80%. Kernel sigmoid memiliki tingkat akurasi yang paling baik sekitar 85%. Kernel sigmoid memiliki tingkat akurasi yang paling baik sekitar 81%.

Kata kunci: Sentiment Analysis, Support Vector Machines, Text Mining.

PENDAHULUAN

Pada saat ini situs *microblogging* telah menjadi alat komunikasi yang sangat populer di kalangan pengguna internet. Dimana jutaan pesan yang muncul setiap hari di situs web populer yang menyediakan layanan *microblogging* seperti Twitter, Tumblr dan Facebook. Penulis pesan tersebut menulis tentang kehidupan mereka, berbagai opini tentang berbagai topik dan membahas isu-isu yang terjadi saat ini. Format pesan yang bebas dan aksesibilitas dari berbagai *platform* yang mudah, pengguna internet cenderung untuk beralih dari blog atau milis ke layanan *microblogging* [1].

Twitter merupakan salah satu situs *microblogging* dengan pengguna lebih dari 29,5 juta di Indonesia dan 383 juta *tweet* per hari [10]. Twitter memungkinkan penggunanya untuk berbagi pesan menggunakan teks pendek yang disebut *tweet*. Twitter dapat menjadi sumber data pendapat dan sentimen masyarakat yang dapat digunakan secara efisien untuk pemasaran atau studi sosial [8].

Studi komputasional dari opini-opini pengguna internet, sentimen dan emosi melalui entitas dan atribut yang dimiliki dan diekspresikan dalam bentuk teks disebut dengan *Sentiment Analysis* atau *Opinion Mining* [7]. Analisis sentimen akan mengelompokkan polaritas dari teks ke dalam kalimat atau dokumen untuk mengetahui pendapat yang dikemukakan dalam bentuk kalimat atau dokumen tersebut bersifat positif, negatif atau netral [9].

Beberapa penelitian telah diakukan terkait sentimen analysis. Aliandu [2] telah melakukan sentimen publik yang disampaikan melalui tweet berbahasa Indonesia. Penelitian ini menggunakan Algoritma Naive Bayes dan juga menggunakan emoticon untuk memudahkan anotasi terhadap kelas sentimen dari data training. Romelta [9] menggunakan dua buah algoritma pembelajaran yaitu Support Vector Machine dan Naive Bayes untuk menggali opini Customs terhadap produk smartphone di Twitter. Pada penelitian lain, Vidya dkk. [10] melakukan sentimen analysis terhadap reputasi provider handphone dengan menggunakan SVM, Naive Bayes dan Decision Tree.

Pada penelitian ini akan dilakukan *sentimen analysis* terhadap tokoh publik dengan menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM). Data diambil dari Twitter yang dipisahkan menjadi *data training* dan *data testing*. Data training digunakan untuk memperoleh parameter-parameter yang digunakan pada proses pengklasifikasian menggunakan Algoritma SVM sedangkan data testing digunakan untuk mengevaluasi hasil pengklasifikasian. Interpretasi penelitian ini hanyalah semata-mata berdasarkan metode dan tidak dipengaruhi oleh opini-opini dan tujuan politik lainnya.

METODOLOGI PENELITIAN

Data Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini diambil dari Twitter dari salah satu tokoh publik dengan kata kunci "@temanAhok" dan "Ahok" dan data *stopword*. Data Twitter diambil dari tanggal 1-30 Mei 2016, sedangkan data *stopword* diambil dari internet. Data *stopword* terdiri dari 1490 kata.

Pengolahan Data

Pengolahan data dilakukan melalui proses berikut:

- 1. Proses preprocessing yang dilakukan pada penelitian ini melalui 4 tahapan yaitu case folding, tokenizing, filtering dan stemming. Tahapan preprocessing akan menghasilkan kumpulan atribut atau keyword dalam bentuk term (kata per kata).
- Tahap tokenizing. Pada tahap ini, karakter-karakter tertentu seperti tanda baca dihilangkan. Sedangkan karakter spasi digunakan sebagai delimiter untuk memecah kalimat menjadi kumpulan kata.
- 3. Proses filtering menggunakan stop-list dengan 532 daftar kata stopword. Jika dalam suatu data terdapat stopword, maka secara otomatis kata-kata tersebut akan dihapus. Kemudian kata-kata yang terdapat dalam proses filtering diubah ke dalam bentuk kata dasar dengan

menggunakan aturan tertentu (stemming). Pada penelitian ini, proses stemming dilakukan menggunakan Algoritma Porter.

4. Pembobotan kata. Misalkan terdapat sekumpulan $term\ t_j=(t_1,t_2,...,t_m)$ dan dokumen $d_i=(d_1,d_2,...,d_n)$. Pembobotan kata dilakukan dengan rumus berikut :

$$W_{ij} = tf_{ij} \cdot idf$$

$$W_{ij} = tf_{ij} \cdot \log\left(\frac{n}{df}\right)$$

dengan W_{ij} bobot $term(t_j)$ terhadap dokumen (d_i) , tf_{ij} jumlah kemunculan $term(t_j)$ dalam (d_i) , n jumlah semua dokumen yang ada dalam database, dan df banyaknya dokumen yang mengandung term.

5. Normalisasi. Normalisasi adalah sebuah cara untuk menormalkan vektor dokumen sehingga proses tidak terpengaruh oleh perbedaan panjang dokumen. Proses normalisasi panjang dokumen tersebut dinamakan Cosine Normalization. Sehingga bobot normalisasi panjang dokumen untuk setiap term mempunyai nilai antara 0-1. Normalisasi didapatkan dengan rumus:

$$x_{ij} = \frac{W_{ij}}{\sqrt{W_{i1}^2 + W_{i2}^2 + \dots + W_{im}^2}}$$
(1)

dengan x_{ij} bobot hasil normalisasi *term* (t_j) terhadap dokumen (d_i) dan W_{ij} bobot *term* (t_j) terhadap dokumen (d_i) .

- 6. Klasifikasi menggunakan Algoritma *Support Vector Machine* (SVM). Cara kerja SVM adalah sebagai berikut:
 - a. Pembagian data menjadi data latih dan data uji. Pembagian data dilakukan secara acak. Data pertama sampai ke-420 dijadikan data latih sedangkan data ke-421 sampai data ke-630 dijadikan sebagai data uji. Data latih diigunakan untuk proses pelatihan dalam mencari nilai α dan b untuk digunakan pada fungsi keputusan (classifier). Sedangkan data uji digunakan untuk proses pengujian yang nantinya akan menghasilkan klasifikasi data apakah positif ataukah negatif. Data yang menyatakan tweet positif diberi label 1 sedangkan data yang menyatakan tweet negatif diberi label -1.
 - b. Kernelisasi data latih dengan menggunakan fungsi kernel linear $K(x_i, x_j) = (x_i, x_j)$. Pemilihan kernel linear dilakukan karena kernel linear adalah kernel terbaik untuk data teks. Fungsi kernel diatas akan menghasilkan matriks kernel. Setiap elemen matriks kernel $K(x_i, x_j)$ digunakan untuk menggantikan *dot-product* $x_i \cdot x_j$ dalam persamaan dualitas Lagrange:

$$\max L_{D}(\alpha) = \frac{1}{2} \left(\sum_{i=1}^{n} \alpha_{i} y_{i} x_{i} \right) \left(\sum_{i=1}^{n} \alpha_{i} y_{i} x_{i} \right) - \sum_{i=1}^{n} \alpha_{i} y_{i} \left(\left(\sum_{i=1}^{n} \alpha_{i} y_{i} x_{i} \right) x_{i} + b \right) + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{i} x_{i}$$

$$= \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} \alpha_{i} y_{i} \alpha_{j} y_{j} (x_{i} \cdot x_{j}) - \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} \alpha_{i} y_{i} \alpha_{j} y_{j} (x_{i} \cdot x_{j}) - b \sum_{i=1}^{n} \alpha_{i} y_{i} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_{i} x_{i}$$

$$= \sum_{i=1}^{n} \alpha_{i} - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} \alpha_{i} y_{i} \alpha_{j} y_{j} (x_{i} \cdot x_{j})$$

dengan kendala

$$\sum_{i=1}^{n} \alpha_i y_i = 0, \ \alpha_i \ge 0, i = 1, 2, \dots, n$$

- c. Dari proses pelatihan diperoleh nilai parameter α dan b.
- d. Setelah proses pelatihan selesai maka selanjutnya proses pengujian untuk melihat tinkat akurasi dan kesalahan dari sistem tersebut. kesalahan dari sistem tersebut. Umumnya, pengukuran kinerja klasifikasi dilakukan dengan matriks konfusi ($confussion\ matriks$). Matriks konfusi merupakan tabel pencatat hasil kerja klasifikasi. Tabel 1 merupakan contoh matriks konduksi yang melakukan klasifikasi masalah biner pada dua kelas yaitu kelas 0 dan kelas 1. Setiap sel f_{ij} dalam matriks menyatakan jumlah record (data) dari kelas i yang hasil prediksinya masuk ke kelas j. Misalnya sel f_{11} adalah jumlah data dalam kas 1 yang secara benar dipetakan ke kelas 1 dan f_{10} adalah data dalam kelas 1 yang dipetakan secara salah ke kelas 0.

Tabel 1. Contoh Matriks Konfusi

f		Kelas hasil prediksi (j)					
Ji	ij	Kelas = 1	Kelas = 0				
Kelas asli	Kelas = 1	f_{11} (True Positive)	f_{10} (False Negative)				
(i)	Kelas = 0	f_{01} (False Positive)	f_{11} (True Negative)				

e. Berdasarkan isi matriks konfusi, dapat diketahui nilai presisi, recall dan akurasi dari hasil klasifikasi yang diperoleh. Untuk menghitung akurasi, presisi dan recall digunakan formula:

$$\begin{array}{ll} Presisi & = & \frac{f_{11}}{f_{11} + f_{01}}, \\ Recall & = & \frac{f_{11}}{f_{11} + f_{10}}, \\ Akurasi & = & \frac{f_{11} + f_{00}}{f_{11} + f_{10} + f_{01} + f_{00}}. \end{array}$$

HASIL DAN PEMBAHASAN

Data *training* pada penelitian ini berjumlah 420 data yang telah dilabeli sentimennya oleh penulis dan digunakan untuk proses *training* algoritma. Tabel 2 adalah contoh data *training* yang telah dilabeli sentimennya oleh penulis.

Tabel 2. Contoh Data Training

No	Tweet	Label Menurut Peneliti
1	@Ronni_Hermawan @basuki_btp @kangdede78	Positif
	Alhamdulillah warga Bekasi bisa ke Jakarta pp dgn bis TJ	
	hanya dgn 3500. Terimakasih Ahok	
2	@Reiza_Patters @temanAhok Kalo gue bilang Ahok bego	Negatif
	kalian mau apa? Gue punya KTP DKI hak gue buat nilai	
	Gubernur bego dan gagal.	
3	@RatnaSpaet @SiBonekaKayu @basuki_btp @Aktualco	Negatif
	itulah tipu daya ahok sungguh licik dan munafik	

Data testing yang digunakan pada penelitian ini berjumlah 210 dan telah dilabeli sentimennya. Ini dilakukan untuk mengevaluasi kinerja sistem. Tabel 3 adalah contoh data testing.

Tabel 3. Contoh *Data Testing*

No	Tweet
1	INILAH AHOK @basuki_btp MUSANG BERBULU DOMBA \nKAFIR BERBUSANA MUSLIM. pic.twitter.com/v8bdLXkZGC

Pada *preprocessing* text meliputi tahapan-tahapan *case folding* dijelaskan pada Tabel 4, *Tokenizing* pada Tabel 5, *Filtering* pada Tabel 6 dan *Stemming* pada Tabel 7.

Tabel 4. Proses case folding

No	Tweet	Casefolding
1	@Ronni_Hermawan_ @basuki_btp	@ronni_hermawan_ @basuki_btp
	@kangdede78 Alhamdulillah warga	@kangdede78 alhamdulillah warga
	Bekasi bisa ke Jakarta pp dgn bis TJ hanya	bekasi bisa ke jakarta pp dgn bis tj hanya
	dgn 3500. Terima kasih Ahok	dgn 3500. terima kasih ahok
2	@Reiza_Patters @temanAhok Kalo gue	@reiza_patters @temanahok kalo gue
	bilang Ahok bego kalian mau apa? Gue	bilang ahok bego kalian mau apa? gue
	punya KTP DKI hak gue buat nilai	punya ktp dki hak gue buat nilai
	Gubernur bego dan gagal.	gubernur bego dan gagal.
3	@RatnaSpaet @SiBonekaKayu	@ratnaspaet @sibonekakayu
	@basuki_btp @Aktualco itulah tipu daya	@basuki_btp @aktualco itulah tipu daya
	ahok sungguh licik dan munafik	ahok sungguh licik dan munafik
4	INILAH AHOK @basuki_btp MUSANG	inilah ahok @basuki_btp musang
	BERBULU DOMBA \nKAFIR	berbulu domba \nkafir berbusana
	BERBUSANA MUSLIM.	muslim. pic.twitter.com/v8bdlxkzgc
	pic.twitter.com/v8bdLXkZGC	

Tabel 5. Proses Tokenizing

No	Tweet	Tokenizing
1	@Ronni_Hermawan_ @basuki_btp	ronnihermawan
	@kangdede78 Alhamdulillah warga	basukibtp
	Bekasi bisa ke Jakarta pp dgn bis TJ	kangdede78
	hanya dgn 3500. Terima kasih Ahok	alhamdulillah
		warga
		bekasi
		bisa
		ke
		jakarta
		pp
		dgn
		bis
		tj
		hanya
		dgn
		3500
		terima
		kasih
		ahok

		T
2	@Reiza_Patters @temanAhok Kalo	reizapatters
	gue bilang Ahok bego kalian mau	temanahok
	apa? Gue punya KTP DKI hak gue	kalo
	buat nilai Gubernur bego dan gagal.	gue
		bilang
		ahok
		bego
		kalian
		mau
		apa
		gue
		punya
		ktp
		dki
		hak
		gue
		buat
		nilai
		gubernur
		bego
		dan
		gagal
3	@RatnaSpaet @SiBonekaKayu	ratnaspaet
	@basuki_btp @Aktualco itulah tipu	sibonekakayu
	daya ahok sungguh licik dan	basukibtp
	munafik	aktualco
		itulah
		tipu
		daya
		ahok
		sungguh
		licik
		dan
		munafik
4	INILAH AHOK @basuki_btp	inilah
	MUSANG BERBULU DOMBA	ahok
	KAFIR BERBUSANA MUSLIM.	basuki_btp
	pic.twitter.com/v8bdLXkZGC	musang
		berbulu
		domba
		kafir
		berbusana
1		
		muslim

Tabel 6. Proses Filtering

No	Tweet	Tokenizing
1	@Ronni_Hermawan_ @basuki_btp	alhamdulillah
	@kangdede78 Alhamdulillah warga	bekasi
	Bekasi bisa ke Jakarta pp dgn bis TJ	jakarta
	hanya dgn 3500. Terima kasih Ahok	bis

		tj
		3500
		terima
		kasih
2	@Reiza_Patters @temanAhok Kalo	bilang
	gue bilang Ahok bego kalian mau	bego
	apa? Gue punya KTP DKI hak gue	ktp
	buat nilai Gubernur bego dan gagal.	dki
		hak
		gubernur
		bego
		gagal
3	@RatnaSpaet @SiBonekaKayu	tipu
	@basuki_btp @Aktualco itulah tipu	daya
	daya ahok sungguh licik dan	sungguh
	munafik	licik
		munafik
4	INILAH AHOK @basuki_btp	inilah
	MUSANG BERBULU DOMBA	musang
	KAFIR BERBUSANA MUSLIM.	berbulu
	pic.twitter.com/v8bdLXkZGC	domba
		kafir
		berbusana
		muslim

Tabel 7. Proses Stemming

No	Tweet	Tokenizing
1	@Ronni_Hermawan_ @basuki_btp	alhamdulillah
	@kangdede78 Alhamdulillah warga	bekasi
	Bekasi bisa ke Jakarta pp dgn bis TJ	jakarta
	hanya dgn 3500. Terima kasih Ahok	bis
		tj
		3500
		terima
		kasih
2	@Reiza_Patters @temanAhok Kalo	bilang
	gue bilang Ahok bego kalian mau	bego
	apa? Gue punya KTP DKI hak gue	ktp
	buat nilai Gubernur bego dan gagal.	dki
		hak
		gubernur
		bego
		gagal
3	@RatnaSpaet @SiBonekaKayu	tipu
	@basuki_btp @Aktualco itulah tipu	daya
	daya ahok sungguh licik dan	sungguh
	munafik	licik
		munafik
4	INILAH AHOK @basuki_btp	ini
	MUSANG BERBULU DOMBA	musang
	KAFIR BERBUSANA MUSLIM.	bulu

pic.twitter.com/v8bdLXkZGC	domba
	kafir
	busana
	muslim

Pada proses ini dilakukan menghitung banyaknya *term* atau kata yang muncul pada *tweet* (tf), menghitung banyaknya *tweet* yang mengandung *term* tersebut (df), menghitung inverse dokumen *frequency* (idf), dan mengalikan tf dengan idf sebagai bobot dari *term* pada setiap *tweet*. Hasil pembobotan tertera pada Tabel 8.

Tabel 8. Hasil Pembobotan

<i>T</i>	tf				16	36 /36	idf	tf-idf			
Term	$\mathbf{t_1}$	\mathbf{t}_2	t_3	t_4	df	n/df	lui	$\mathbf{t_1}$	$\mathbf{t_2}$	t_3	t_4
alhamdulillah	1	0	0	0	1	4	0,60	0,60	0,00	0,00	0,00
bekasi	1	0	0	0	1	4	0,60	0,60	0,00	0,00	0,00
jakarta	1	0	0	0	1	4	0,60	0,60	0,00	0,00	0,00
bis	1	0	0	0	1	4	0,60	0,60	0,00	0,00	0,00
tj	1	0	0	0	1	4	0,60	0,60	0,00	0,00	0,00
3500	1	0	0	0	1	4	0,60	0,60	0,00	0,00	0,00
terima	1	0	0	0	1	4	0,60	0,60	0,00	0,00	0,00
kasih	1	0	0	0	1	4	0,60	0,60	0,00	0,00	0,00
bilang	0	1	0	0	1	4	0,60	0,00	0,60	0,00	0,00
bego	0	2	0	0	1	4	0,60	0,00	1,20	0,00	0,00
ktp	0	1	0	0	1	4	0,60	0,00	0,60	0,00	0,00
dki	0	1	0	0	1	4	0,60	0,00	0,60	0,00	0,00
hak	0	1	0	0	1	4	0,60	0,00	0,60	0,00	0,00
gubernur	0	1	0	0	1	4	0,60	0,00	0,60	0,00	0,00
gagal	0	1	0	0	1	4	0,60	0,00	0,60	0,00	0,00
tipu	0	0	1	0	1	4	0,60	0,00	0,00	0,60	0,00
daya	0	0	1	0	1	4	0,60	0,00	0,00	0,60	0,00
sungguh	0	0	1	0	1	4	0,60	0,00	0,00	0,60	0,00
licik	0	0	1	0	1	4	0,60	0,00	0,00	0,60	0,00
munafik	0	0	1	0	1	4	0,60	0,00	0,00	0,60	0,00
ini	0	0	0	1	1	4	0,60	0,00	0,00	0,00	0,60
musang	0	0	0	1	1	4	0,60	0,00	0,00	0,00	0,60
bulu	0	0	0	1	1	4	0,60	0,00	0,00	0,00	0,60
domba	0	0	0	1	1	4	0,60	0,00	0,00	0,00	0,60
kafir	0	0	0	1	1	4	0,60	0,00	0,00	0,00	0,60
busana	0	0	0	1	1	4	0,60	0,00	0,00	0,00	0,60
muslim	0	0	0	1	1	4	0,60	0,00	0,00	0,00	0,60

dengan t_i dokumen ke-i, df *document frequency*, n banyaknya data, dan idf *Inverse document frequency*.

Tahap normalisasi menggunakan Persamaan (1). Tabel 9 menjelaskan normalisasi yang didapat dari perhitungan pembobotan.

Tabel 9. Hasil Normalisasi

T	tf				J.C /J.C	: 16	tf-idf				
Term	\mathbf{t}_1	\mathbf{t}_2	t ₃	t ₄	df	n/df	idf	$\mathbf{t_1}$	\mathbf{t}_2	t_3	t_4
alhamdulillah	1	0	0	0	1	4	0,60	0,35	0,00	0,00	0,00
bekasi	1	0	0	0	1	4	0,60	0,35	0,00	0,00	0,00
jakarta	1	0	0	0	1	4	0,60	0,35	0,00	0,00	0,00
bis	1	0	0	0	1	4	0,60	0,35	0,00	0,00	0,00
tj	1	0	0	0	1	4	0,60	0,35	0,00	0,00	0,00
3500	1	0	0	0	1	4	0,60	0,35	0,00	0,00	0,00
terima	1	0	0	0	1	4	0,60	0,35	0,00	0,00	0,00
kasih	1	0	0	0	1	4	0,60	0,35	0,00	0,00	0,00
bilang	0	1	0	0	1	4	0,60	0,00	0,32	0,00	0,00
bego	0	2	0	0	1	4	0,60	0,00	0,63	0,00	0,00
ktp	0	1	0	0	1	4	0,60	0,00	0,32	0,00	0,00
dki	0	1	0	0	1	4	0,60	0,00	0,32	0,00	0,00
hak	0	1	0	0	1	4	0,60	0,00	0,32	0,00	0,00
gubernur	0	1	0	0	1	4	0,60	0,00	0,32	0,00	0,00
gagal	0	1	0	0	1	4	0,60	0,00	0,32	0,00	0,00
tipu	0	0	1	0	1	4	0,60	0,00	0,00	0,45	0,00
daya	0	0	1	0	1	4	0,60	0,00	0,00	0,45	0,00
sungguh	0	0	1	0	1	4	0,60	0,00	0,00	0,45	0,00
licik	0	0	1	0	1	4	0,60	0,00	0,00	0,45	0,00
munafik	0	0	1	0	1	4	0,60	0,00	0,00	0,45	0,00
ini	0	0	0	1	1	4	0,60	0,00	0,00	0,00	0,38
musang	0	0	0	1	1	4	0,60	0,00	0,00	0,00	0,38
bulu	0	0	0	1	1	4	0,60	0,00	0,00	0,00	0,38
domba	0	0	0	1	1	4	0,60	0,00	0,00	0,00	0,38
kafir	0	0	0	1	1	4	0,60	0,00	0,00	0,00	0,38
busana	0	0	0	1	1	4	0,60	0,00	0,00	0,00	0,38
muslim	0	0	0	1	1	4	0,60	0,00	0,00	0,00	0,38

Proses selanjutnya adalah melakukan kernelisasi menggunakan fungsi kernel linear yang didefinisikan sebagai $K(x_i, x_j) = (x_i, x_j)$ dengan

...

 $x_1 \cdot x_1' = 0.98$

 $x_1 \cdot x_2' = 0$

$$x_3$$
. $x_3' = 1.0125$.

Diperoleh matriks $K = \begin{bmatrix} 0.9516 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & 1.7325 \end{bmatrix}$. Hasil ini disubsitusikan ke persamaan:

$$maks L_D = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i y_i \alpha_j y_j (x_i, x_j)$$

dan diperoleh nilai parameter $\alpha_1 = 1$, $\alpha_2 = -0.56$, $\alpha_3 = -0.44$ dan b = 1.74.

Selanjutnya dilakukan pengujian analisis sentimen dengan data *training* berjumlah 420 dan data testing berjumlah 210 sehingga, total semua data berjumlah 630 data. Tabel 10 merupakan hasil pengklasifikasian menggunakan SVM.

No	Label Data	Nilai Probabilitas	
1	Positif	0,52	
2	Positif	0,93	
3	Positif	0,55	
4	Positif	0,54	
5	Positif	0,76	
:	:	:	
210	Positif	0,75	

Tabel 10. Hasil Pengklasifikasian SVM

Hasil analisa sentimen menggunakan Algoritma SVM dengan penggunaan data sebanyak 630 yang terbagi atas 420 *data training* dan 210 data testing dievaluasi dengan dihitung nilai akurasi, presisi dan *recallnya*. Tabel 11 menjelaskan tentang matriks konfusi hasil klasifikasi sentimen.

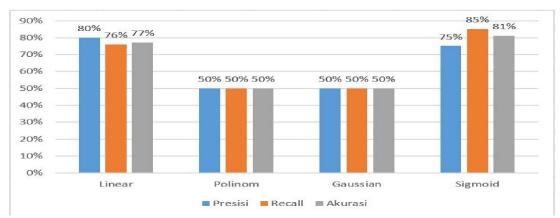
Tabel 11. Hasil Matriks Konfusi

		Kelas Hasil Prediksi		Total
		Negatif	Positif	Total
Kelas Asli	Negatif	75	27	105
	Positif	21	54	105

Hasil perhitungan SVM juga dapat dipengaruhi oleh pemilihan parameter. Parameter di sini bisa berarti nilai C atau nilai kernel. Hasil perbandingan terhadap parameter kernel. *Kernel linear, Kernel polinomial* dan juga *Kernel Radial* atau disebut juga *Kernel gaussian* dan *Kernel sigmoid* tertera pada Tabel 12.

Tabel 12. Perbandingan Evaluasi Kernel linear, Polinom, Gaussian dan Sigmoid.

	Linear	Polinom	Gaussian	Sigmoid
Presisi	80%	50%	50%	75%
Recall	76%	50%	50%	85%
Akurasi	77%	50%	50%	81%



Gambar 3. Perbandingan Kernel SVM

KESIMPULAN

Penelitian ini telah berhasil mengimplementasikan Algoritma SVM untuk analisa sentimen pada data *tweet* tentang tokoh publik dengan *keyword* "Ahok" dan "@teman_ahok". Hal ini diperlihatkan dengan hasil akurasi menggunakan data *tweet* sebanyak 630 data, dimana 420 data adalah data *training* dan 210 adalah data testing. Hasil menunjukkan bahwa *Kernel Linear* memiliki tingkat presisi paling baik sekitar 80% dilanjutkan dengan *Kernel Sigmoid* sekitar 75%. Untuk *Kernel Gaussian* dan Polinom nilai akurasinya sekitar 50%. Kernel sigmoid memiliki tingkat *recall* paling baik sekitar 85% dilanjutkan dengan Kernel Linear sekitar 76%. Untuk *Kernel Gaussian* dan Polinom nilai akurasinya sekitar 50%. Kernel Sigmoid memiliki tingkat akurasi paling baik sekitar 81% dilanjutkan dengan Kernel Linear sekitar 77%. Untuk *Kernel Gaussian* dan Polinom nilai akurasinya sekitar 50%.

REFERENSI

- [1] Agarwal, A., B. Xie., I. Vovsha, O. Rambow and R. Passonneau, 2011, Sentiment Analysis of Twitter Data, Language in Social Media, Oregon: *Association for Cumputational Linguistics*, pp. 30-38.
- [2] Aliandu, P., 2012, Analisis Sentimen Tweet Berbahasa Indonesia di Twitter, Thesis Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Gajah Mada. Yogyakarta.
- [3] Andrew, W. M., 2011, Support Vector Machine, Carniege: Carniege Melon University.
- [4] Berry, M. W. and J. Kogan, 2010, Text Mining Applications and Theory, Sussex: Wiley.
- [5] Feldman, R., and J. Sanger, 2007, *The Text Mining Handbook : Advance Approaches in Analyzing Unstructured Data*, New York: Cambride University Press.
- [6] Liu, B., 2012, Sentiment Analysis and Opinion Mining. San Rafael: Morgan & Claypool Publisher.
- [7] Maning, D.C., P. Raghavan, and H. Schutze, 2008, *Introduction to Information Retrieval*, Cambridge University Press.
- [8] Pang, B., L. Lee, and S. Vaithyanathan, 2002, Thumbs up? Sentiment Classification using Machine Learning Techniques, *Proceedings of EMNLP*, pp. 79-86.
- [9] Romelta, E., 2012, Opinion Mining di Twitter untuk Customer Feedback Smartphone dengan Pembelajaran Mesin, *Jurnal Sarjana Institut Teknologi Bandung Bidang Teknik Elektro dan Informatika*, Vol. 1, No 2.
- [10] Vidya, N.A., M.I. Fanany, dan I. Budi, 2015, Twitter Sentiment to Analyze Net Brand Reputation of Mobile Phone Providers, *Procedia Computer Science*, pp. 519-526.