Analisa Sentiment Masyarakat terhadap Pemilu 2019 berdasarkan Opini di *Twitter* menggunakan Metode *Naive Bayes Classifier*

ISSN: 2527-9866

Rengga Asmara¹, M. Febrian Ardiansyah², M Anshori³
Departemen Teknik Informatika dan Komputer¹²³
Politeknik Elektronik Negeri Surabaya
Kampus ITS, Jl. Raya ITS, Keputih, Kec. Sukolilo, Surabaya, Jawa Timur, Indonesia¹²³
Email: rengga@pens.ac.id¹, mfardiansyah@pens.ac.id², anshori@it.student.pens.ac.id³

Abstrack - Many people expressed their opinions on the 2019 Election via Twitter. The habit of people posting tweets to assess candidates for election is one of the media that represents the community's response to candidates. Approaching the general election, usually there are certain parties who want to know the sentiments and responses to the candidate figures such as the survey institution. However, a system is very difficult to measure people's tendencies towards candidates because an opinion has a free language or a diverse expression language. We propose a new approach in the analysis of opinions about elections. This is opinion mining based on time. This study proposes an approach that will extract and process textstual data automatically to obtain sentiment information contained in opinion sentences. There are several stages for conducting sentiment analysis, including the data collection stage, the data preprocessing stage, the opinion sentiment analysis stage by using the naive bayes classifer method, then the last is the result visualization stage. This approach is time-based, so opinion analysis can be displayed based on time intervals. The results of this study indicate that the results of the accuracy of the naïve bayes classifier method are 62% with a recall value of 45% and precision is 41%.

Keywords - Sentiment Analisis, Twitter, Pemilu 2019, Naïve Bayes Classifier

Intisari - Banyak masyarakat menyampaikan opini mengenai Pemilu 2019 melalui Twitter. Kebiasaan masyarakat mem-posting tweet untuk menilai tokoh calon Pemilu adalah salah satu media yang merepresentasikan tanggapan masyarakat terhadap calon. Menjelang pemilihan umum, biasanya ada pihak-pihak tertentu yang ingin mengetahui sentimen dan tanggapan terhadap tokoh calon seperti lembaga survey. Namun, sebuah sistem sangat sulit untuk mengukur tendensi atau kecenderungan masyarakat terhadap calon karena sebuah opini memiliki bahasa yang bebas atau expression language yang beragam. Kami mengajukan pendekatan baru dalam analisis opini tentang pemilu yaitu dengan opinion mining berdasarkan waktu. Kami mengajukan pendekatan yang akan mengekstrak dan memproses data textstual secara otomatis untuk mendapatkan informasi sentiment yang terkandung di dalam kalimat opini. Ada beberapa tahap untuk melakukan analisis sentiment, diantaranya tahap pengumpulan data, preprocessing data, tahap analisis sentiment opinion dengan menggunakan metode naive bayes classifer, kemudian tahap visualisasi hasil. Pendekatan ini berbasis waktu, sehingga analisis opini dapat ditampilkan berdasarkan interval waktu. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa hasil akurasi metode naïve bayes classifier mencapai 62% dengan nilai recall sebesar 45 % dan presisi mencapai 41%.

Kata Kunci - Sentiment Analisis, Twitter, Pemilu 2019, Naïve Bayes Classifier

I. PENDAHULUAN

Indonesia merupakan salah satu negara yang menganut sistem Demokrasi. Hal ini di tandai dengan diadakannya pemilihan Presiden dan wakil Presiden setiap periode-nya [1]. Dan pada tahun 2019 mendatang akan diadakan pemilihan Presiden dan wakil Presiden.

Seorang tokoh politik yang ingin mengajukan diri sebagai calon Presiden dan wakil Presiden tentu akan melihat atau mempertimbangkan popularitas mereka berdasarkan opini masyarakat. Banyak sekali cara untuk menentukan popularitas atau kecenderungan masyarakat, salah satunya adalah dengan survei.

ISSN: 2527-9866

Disisi lain, pada era modern ini, masyarakat menggunakan media sosial untuk mengekspresikan pendapatnya mengenai suatu isu khususnya mengenai pemilu 2019. Dan Twitter menjadi salah satu media sosial yang terpopuler. Hal ini terbukti berdasarkan hasil survey oleh kominfo yang dilansir dari situs www.kominfo.go.id [2]. Saat ini terdapat lebih dari 500 juta pengguna aktif diseluruh dunia. Dan Indonesia menempati peringkat ke-5 sebagai pengguna Twitter terbesar [3]. Bisa dikatakan jika media sosial Twitter telah menjadi wadah masyarakat Indonsia untuk berkomunikasi dan menyelurkan pendapat. Terbukti status tweet para pengguna Twitter di Indonesia tidak hanya berisi kehidupan pribadi saja, banyak dari status yang mereka bagikan juga berisi komentar dan opini tentang pemilihan umum 2019 mendatang [4].

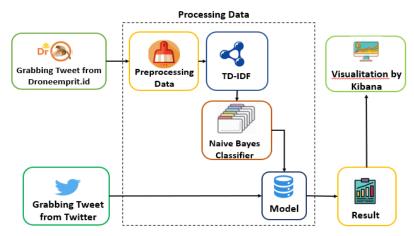
Sentiment analisis atau opinion mining adalah studi komputasional dari opini-opini orang, sentiment dan emosi melalui entitas dan artribut yang dimiliki dan diekspresikan dalam bentuk teks. Analisis sentimen dilakukan untuk melihat pendapat atau kecenderungan opini terhadap sebuah masalah atau objek oleh seseorang, apakah cenderung berpandangan atau beropini negatif atau positif [5]. Klasifikasi dokumen secara otomatis sekiranya diperlukan mengurangi biaya dan mempercepat pengaturan informasi. Twitter hanya memungkinkan pengguna menulis sebanyak 140 karakter, hal ini yang menyebabkan para pengguna sering menggunakan singkatan kata dan ejaan kata yang salah [6]. Cara penulisan yang salah tersebut mengakibatkan terjadi kelemahan pada proses Text Mining, dimana dapat menyulitkan fitur yang diambil serta mengurangi ketepatan klasifikasi. Ada beragam teknik klasifikasi dokumen, di antaranya adalah Naïve Bayes classifier, Decision Trees, dan Support Vector Machines. Salah satu metode yang paling populer digunakan dalam pengklasifikasian dokumen sekarang ini adalah metode Naïve Bayes classifier [7]. Metode Naïve Bayes classifier mempunyai kecepatan dan akurasi yang tinggi ketika diaplikasikan dalam basis data yang besar dan data yang beragam [8]. Hal serupa juga diungkapkan oleh [9] dalam penelitiannya, yaitu metode Naïve Bayes Classifier memiliki beberapa kelebihan antara lain, sederhana, cepat dan berakurasi tinggi.

Tujuan penelitian ini untuk melakukan analisis opini masyarakat terhadap calon pada Pemilu 2019 dengan cara *opinion mining* pada media sosial Twitter berbasis sentiment analisis. Penelitian ini memanfaatkan opini masyarakat terhadap Pemilu 2019, kemudian melakukan *mining* pada opini-opini tersebut dengan menganalisa sentiment pada opini dan memvisualisasikan hasil opini tersebut secara menarik. Analisa yang dihasilkan oleh sistem dapat membantu lembaga-lembaga survei yang ada terutama juga dapat menjadi pengetahuan untuk masyarakat terhadap seorang calon pada Pemilu 2019.

Dengan adanya sistem perangkat lunak yang mampu mengklasifikasikan opini maka proses klasifikasi opini dalam jumlah yang besar dapat dilakukan secara komputerisasi sebagai ganti dari proses klasifikasi manual [10]. Hal ini terutama dirasakan manfaatnya untuk lembaga-lembaga survei dalam kaitannya respon masyarakat terhadap Pemilu 2019. Kita dapat mengetahui kecenderungan masyarakat terhadap calon Pemilu 2019 dan menentukan apakah mereka dinilai positif atau negatif di media sosial Twitter.

II. SIGNIFIKANSI STUDI

Analisa Opini merupakan cara yang tepat untuk dapat mencari respon masyarakat di sosial media mengenai calon tokoh pemilu 2019. Proses Analisa opini ini tidak semata-mata hanya menampung opini masyarkat yang ada saja, namun opini tersebut akan di proses sedemikian rupa agar mudah dianalisa [11]. Berikut gambaran analisis opini pada penelitian ini.



ISSN: 2527-9866

Gambar 1 Desain Sistem

Alur pertama dimulai dari pengambilan data tweet yang sudah disediakan oleh web academic.droneemprit.id untuk beberapa query pencarian yang diinginkan dalam penelitian ini yaitu query tentang Prabowo, query tentang Jokowi, query tentang Sandiaga Uno, query tentang Maruf Amin. Data tweet dari academic.droneemprit.id ini akan dijadikan sebagai data training, Setelah proses crawling data selesai, dilakukan proses preprocessing. Data-data yang sudah diperoleh saat pengumpulan data tidak semuanya digunakan. Oleh karena itu perlu dilakukan proses seleksi terhadap data-data tersebut bisa disebut sebagai preprocessing. Preprocessing data adalah suatu proses atau langkah yang dilakukan untuk membuat data mentah menjadi data yang berkualitas [12].

Kemudian tahap selanjutnya adalah tahap selection fitur menggunakan metode tf-idf. Hasil dari tahap ini berupa nilai tf-idf dari setiap index per kata pada komentar. Fungsi dari tf-idf adalah untuk menganalisa hubungan antara sebuah frase/kalimat dengan sekumpulan dokumen. Tahap selanjutnya adalah proses opinion mining untuk menganalisa nilai sentimentnya menggunakan metode naïve bayes classifier. Model yang dihasillkan dari training data menggunakan metode naïve bayes classifier kemudian di testing pada data tweet langsung dari Twitter. Hasil dari opinion mining kemudian divisualisasikan pada tool kibana berupa nilai dari sentiment per waktu.

A. Preprocessing

Preprocessing merupakan proses awal pada *text mining* yang digunakan untuk memproses data mentah untuk siap diproses dengan menggunakan satu pendekatan tertentu. Tahap ini merupakan penerapan konsep dan teknik *data mining* untuk mencari pola dalam teks, yaitu proses penganalisian teks untuk mencari infomasi yang bermanfaat untuk tujuan tertentu. Tujuan dari tahap preprocessing ini adalah menghilangkan *noise*, menyeragamkan bentuk kata dan mengurangi volume kosa kata [13].

Berdasarkan ketidakteraturan struktur data teks, maka proses *text mining* memerlukan beberapa tahap awal yang pada intinya adalah mempersiapkan agar teks dapat diubah menjadi lebih terstruktur. Tahap *text preprocessing* adalah tahap awal dari *text mining*. Tahap ini mencakup semua rutinitas dan proses untuk mempersiapkan data yang akan digunakan pada operasi *knowledge discovery* sistem *text mining*. Tindakan yang dilakukan pada tahap ini adalah *toLowerCase*, yaitu mengubah semua karakter huruf menjadi huruf kecil dan *tokenizing* yaitu proses penguraian deskripsi yang semula berupa kalimat-kalimat menjadi kata-kata sekaligus menghilangkan *delimiter-delimiter* seperti tanda titik (.), koma (,), spasi dan karakter angka yang terdapat pada kata tersebut.

B. Pebobotan tf-idf

Data yang telah di-preprocessing pada penjelasan sebelumnya, data dapat diolah ketika sudah dalam bentuk numerik. Untuk mengubah menjadi numerik dapat menggunakan metode salah satunya TFIDF Weighting. Metode Term Frequency Invers Document Frequency (TF-IDF) merupakan metode yang digunakan menentukan seberapa jauh keterhubungan kata (term) terhadap dokumen dengan memberikan bobot setiap kata

$$TF(t,d) = 0.5 + 0.5 \frac{f(t,d)}{\max\{f(w,d): w \in d\}}$$
 (1)

ISSN: 2527-9866

Dimana (t,d) merupakan frekuensi kata t muncul pada dokumen d dan max $\{f(w,d):w \in d\}$ merupakan frekuensi maksimum dari term lain pada dokumen d. Sedangkan untuk menghitung IDF digunakan rumus sebagai berikut (Salton & Buckley, 1988):

$$IDF(t,d) = \log \frac{N}{Df(t,d)}$$
 (2)

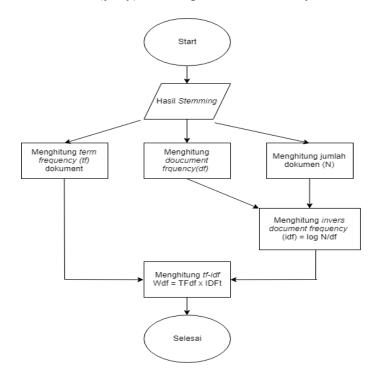
Dimana N merupakan jumlah dokumen dan Df(t,D) sebagai banyak dokumen dalam kumpulan dokumen D yang mengandung term t. Namun bila term tidak muncul, maka akan terdapat nilai 0 pada pembagian, sehingga perlu penanganan untuk menggantinya menjadi 1+Df(t,D).

Untuk menghitung TF-IDF dari kata, digunakan rumus :

$$TF - IDF(t, d, D) = tf(t, d)x idf(t, D)$$
(3)

Dari rumus diatas akan didapatkan nilai yang dapat dijadikan sebagai pembobotan kata pada saat dilakukan pengelompokan kata.

Pada proses pembobotan kata (tf-idf) akan digambarkan dalam flowchart berikut:



Gambar 2 Flowchart TF-IDF

Gambar 2 menggambarkan tahap pembobotan kata dengan menggunakan metode *term* frequency invers inverse document frequency (TF-IDF), dimana daftar term hasil stemming dilakukan perhitungan untuk mengetahui bobot perkata dengan menghitung jumlah term frequency document (tf) terlebih dahulu, kemudian menghitung menghitung nilai jumlah dokumen yang memiliki term (df), dan selanjutnya menghitung nilai idf dengan rumus log = N/df, dimana N merupakan jumlah seluruh dokumen yang ada. Setelah nilai TF dan IDF sudah didapat. Maka langkah terakhir adalah menentukan bobot kata dengan mengalikan TF dan IDF dengan rumus Wdt = TFdt x IDFt.

ISSN: 2527-9866

C. Naïve Bayes Classifier

Naïve Bayes Classifier merupakan sebuat metode klasifikasi yang berakar pada teorema bayes. Metode pengklasifikasian dengan menggunakan metode probabilitas dan statistik yang dikemukakan oleh ilmuwan inggris Thomas Bayes, yaitu memprediksi peluang di masa depan berdasarkan pengalaman di masa sebelumnya, sehingga dikenal sebagai teorema Bayes. Ciri utama dari Naïve Bayes Classifier ini adalah asumsi yang sangat kuat akan independensi dari masing masing kondisi atau kejadian.

Dengan metode ini, untuk setiap kelas keputusan, penghitungan probabilitasnya dengan syarat bahwa kelas keputusan adalah benar. Algoritma ini juga mengasumsikan bahwa atribut obyek adalah independen. Probabilitas yang terlibat dalam memproduksi perkiraan akhir dihitung sebagai jumlah frekuensi dari master table keputusan [7].

Naïve bayes classifier bekerja sangat baik dibanding dengan model classifier lainnya. Hal ini dibuktikan oleh Xhemali, Hinde, dan Stone dalam jurnalnya, yaitu dikatakan bahwa naïve bayes classifier memiliki tingkat akurasi yang lebih baik dibanding model classifier lainnya [8].

Keuntungan penggunaan metode Naïve Bayes Classifier adalah metode ini hanya membutuhkan jumlah data pelatihan (training data) yang kecil untuk menentukan estimasi parameter yang diperlukan dalam proses pengklasifikasian. Karena yang diasumsikan sebagai variable independent, maka hanya varian dari suatu variable dalam sebuah kelas yang dibutuhkan untuk menentukan klasifikasi, bukan keseluruhan dari matriks ko-varians. Secara garis besar model NBC (Naïve Bayes Classifier) adalah sebagai berikut:

$$P(X|Y) = \frac{P(X \cap Y)}{P(Y)}.$$
(4)

Dimana:

P(X|Y) = Persentase X dalam Y

 $P(X \cap Y) = Kata tertentu dalam class (tweet)$

P(Y) = Jumlah kemunculan kata berlabel tertentu (Positif, Negatif, Netral)

D. Evaluasi Performa

Hasil analisis didapat setelah proses opinion mining. Dari data hasil opinion mining yang dimasukkan kedalam database berupa: Username, date, komentar, sentiment, media dapat dihasilkan beberapa grafik analisa. Untuk melakukan evaluasi performa algoritma dibutuhkan nilai-nilai pada *confusion matrix* yaitu *True Positive (TP)*, *True Negative (TN)*, *False Positive (FP)*, *False Negative (FN)*, misalkan pada kelas X:

- 1. True Positive (TP) dari X adalah semua data kelas X diklasidikasikan dengan X.
- 2. True Negative (TN) dari X adalah semua data yang selain X tidak diklasifikasikan dengan X.
- 3. False Positive (FP) dari X adalah semua data selain kelas X diklasifikasi dengan X.
- 4. False Negative (FN) dari X adalah semua data kelas X tidak diklasifikasikan dengan X.

ISSN: 2527-9866

Gambar 3. Confusion Matrik (https://www.mathworks.com)

Begitu pula dengan kelas lainnya misalnya kelas Y dan Z. *Metrics score* yang digunakan untuk mengevaluasi algoritma adalah *accuracy, precision, and recall*.

1. Accuracy

Precision merupakan metric score yang digunakan untuk menghitung presisi atau data dengan kelas A terhadap hasil data yang diklasifikasi kelas A. Precision dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}. (5)$$

2. Precision

Precision merupakan metric score yang digunakan untuk menghitung presisi atau data dengan kelas A terhadap hasil data yang diklasifikasi kelas A. Precision dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}.$$
 (6)

3. Recall

Recall merupakan metric score yang digunakan untuk menghitung jumlah dengan kelas A terhadap hasil yang diklasifikasikan kelas A terhadap hasil data yang diklasifikasikan kelas A. Recall dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}. (7)$$

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam penelitian ini, akan dilakukan evaluasi sistem pada saat melakukan pengklasifikasi komentar. Percobaan ini berguna untuk mengukur akurasi sistem dalam mengklasifikasi komentar. Pada percobaan ini, terdapat beberapa parameter pada evaluasi data. Parameter tersebut antara lain adalah menghitung akurasi, presisi dan recal. Untuk dapat menghitung nilai evaluasi tersebut, dibutuhkan beberapa nilai yang lain seperti ¬True Positif, True Negatif, False Positif, False Negatif. Hasil eksperimen akan menunjukkan nilai dari setiap evaluasi tersebut. Pada percobaan ini digunakan 1000 data untuk testing. Data tersebut diperoleh secara acak dari hasil crawl melalui API Twitter.

A. Testing data kotor (non-preprocessing)

Pada percobaan ini digunakan data testing berupa data kotor atau data yang belum melewati tahap preprocessing. Data tersebut diambil secara acak oleh sistem. Isi data testing tersebut berupa data komentar yang sudah di dinilai sentimentnya secara manual (manusia). Data sentiment tersebut terdiri dari 277 komentar positif, 508 berkomentar netral dan 215 negatif.

ISSN: 2527-9866

TABEL I
CONFUSION MATRIX TESTING DATA KOTOR

			Predil	ksi	
		-1	0	1	All
al	-1	99	74	42	215
Actual	0	128	199	181	508
Ā	1	33	123	121	277
	All	260	396	344	1000

Dari hasil percobaan menggunakan data kotor (non-preprocessing) didapatkan hasil confusion matrix seperti tabel I, pada data tabel tersebut sistem lebih banyak berhasil mengklasifikasi nilai 0 (netral) secara benar, yaitu sebesar 199. sedangkan yang paling kecil adalah nilai negative sebesar 99 record dan nilai positif 121.

Hal ini terjadi karena pada saat pengambilan data testing secara acak, data yang tersaring lebih banyak berlabel 0 (netral). Selain itu pada saat melakukan sentiment manual (manusia) pada data testing, data yang di dapat lebih banyak bernilai 0 (netral).

TABEL II
NILAI CONFUSION MATRIX DATA KOTOR

	-1	0	1	
TP	99	199	121	
TN	624	295	500	
FP	161	197	223	
FN	116	309	156	

TABEL III NILAI EVALUASI DATA KOTOR

	-1	0	1
Presisi	0.380769	0.502525	0.351744
Recall	0.460465	0.391732	0.436823
Akurasi	0.723	0.494	0.621

Dari hasil percobaan tersebut didapatkan nilai berupa True Positif (TP), True Negatif (TN), False Positif (FP), dan False Negatif (FN) seperti pada tabel II. Dengan hasil nilai tersebut maka bisa didapatkan nilai evaluasi seperti pada tabel III. jika dirata-rata pada setiap sentiment, pada percobaan menggunakan data kotor ini akurasi yang dihasilkan yaitu 61%, nilai recall sebesar 42% dan Presisi sebesar 41%.

B. Testing data bersih (preprocessing)

Berikut percobaan testing menggunakan data yang sama pada percobaan sebelumnya. Dengan melalui proses preprocessing, yaitu data twitter yang dibersihkan dari mention, hashtag dan tulisan-tulisan yang bersifat non komentar. Setelah melalui proses preprocessing, terajadi perbedaan jumlah data tweet yang semula 1000 tweet menjadi 958 tweet. Hal ini terjadi karena terdapat tweet yang hanya berisi hashtag, mention saja dan tidak mengandung kata baku yang bersifat infomatif. Dengan begitu sistem langsung menghapus data tersebut.

Sentiment tersebut terdiri dari 269 sentiment positif, 475 sentiment netral dan 214 sentiment negative.

ISSN: 2527-9866

TABEL IV
CONFUSION MATRIX TESTING DATA BERSIH

			Prediksi		
		-1	0	1	All
al	-1	99	79	36	214
ctual	0	130	168	177	475
Ą	1	30	95	144	269
	All	259	342	357	958

Pada tabel IV sama seperti percobaan sebelumnya, nilai klasifikasi sentiment 0 (netral) tetap yang paling tinggi. Hal ini karena salah satu faktor data testing pada sentiment netral memang lebih banyak dibandingkan dengan yang lain. Kemudian terjadi peningkatan nilai pada klasifikasi positif yang sebelumnya bernilai 121 tweet terprediksi benar manjadi 144.

TABEL V
NILAI CONFUSION MATRIX DATA BERSIH

	-1	0	1	
TP	99	168	144	
TN	584	309	476	
FP	160	174	213	
FN	115	307	125	

TABEL VI EVALUASI NILAI DATA BERSIH

	-1	0	1
Presisi	0.382239	0.491228	0.403361
Recall	0.462617	0.353684	0.535316
Akurasi	0.712944	0.497912	0.647182

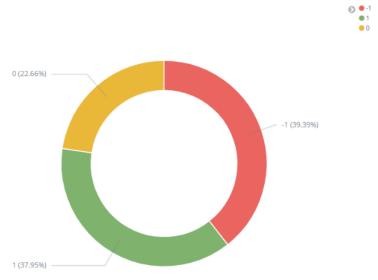
Dari tabel diatas dapat dilihat hasil akurasi menggunakan data yang sudah di preprocessing dari metode sebesar 61%, dengan nilai Recall sebesar 45 % dan Presisi sebesar 42%.

Berdasarkan hasil percobaan pada table sebelumnya, terlihat bahwa akurasi antara keduanya sama yaitu 61% namun jika dibandingkan dari nilai presisi dan *recall*, hasil dari kedua percobaan memiliki perbedaaan. Nilai presisi pada percobaan kedua (data telah di *preprocessing*) miliki presisi yang lebih besar yaitu 42%. Sedangkan pada percobaan pertama (testing data tanpa *preprocessing*) presisinya sebesar 41%. Hasil perbedaan presisi ini disebabkan karena perbedaan kemampuan sistem dalam mengetahui atau mengklasifikasi sentiment pada dua data yang berbeda. Pada percobaan menggunakan data yang telah di bersihkan, tingkat ketepatan sistem dalam melakukan klasifikasi lebih tinggi dan akurat. Hal ini terbukti pada percobaan kedua (data sudah di preprocessing), nilai presisi pada sentiment positif lebih besar. Untuk nilai *recall*-pun percobaan kedua (data sudah di *preprocessing*) persentasenya juga lebih besar yakni 45% dibandingkan 41%. Hal ini terjadi karena sistem lebih mampu mengklasifikasi sentiment positif ketika data sudah dilakukan proses preprocessing.

C. Visualisasi Data dan Analisa

Pada sub bab ini dibahas mengenai uji coba dan analisa dari hasil visualisasi data. Pada tahap ini visualisasi data menggunakan tool kibana. Berikut hasil Analisa perbandingan sentiment di semua query yang telah ditetapkan berdasarkan range waktu Bulan Oktober 2018 hingga Juni 2019.

ISSN: 2527-9866



Gambar 4. Hasil Perbandingan Sentiment

Pada gambar 4 untuk keseluruhan data yang telah ter-*crawling*, perbandingan hasil sentiment cukup berimbang, dimana hasil sentiment positif (simbol angka 0) berjumlah 22,66 % atau 102,981 *record*. Hasil sentiment netral berjumlah 37,95% atau 172,474 *record*. Sedangkan hasil sentiment negatif berjumlah 39,39% atau 179,047 *record*.



Gambar 5. Line Chart Jokowi dan Prabowo

Pada Analisa tren ini, system menampilkan perkembangan tren jumlah opini baik itu positif, negatif atau netral pada setiap query. Untuk menyempurnakan Analisa pada tren, sistem memberikan fitur Analisa kejadian penting. Hasil sentiment pada data menunjukkan hasil yang relatif berimbang. Seperti pada Gambar 5 hasil sentiment positif (di insialkan 1) dan sentiment netral (di inisialkan 0) pada setiap query, hasilnya stagnan. Namun terdapat

perbedaan hasil pada sentiment negatif .Perkembangan tren sentiment negative antara query Jokowi dan Prabowo selalu naik turun dan bersebarang.

ISSN: 2527-9866



Gambar 6. Kata Populer Prabowo tanggal 14 Januari 2019

Seperti pada gambar 5, statistik perkembangan sentiment negative antara Prabowo dan Jokowi saling bersilangan. Pada statistik tersebut, terjadi pelonjakan sentiment negatif untuk query Prabowo. Titik puncak jumlah sentiment negatif terjadi pada tanggal 14 Januari 2019.

Gambar 6 merupakan hasil wordcloud untuk menyaring kata propuler yang terjadi pada tanggal 14 Januari 2019. Terdapat beberapa kata yang tersaring, namun yang paling popular adalah kata "Pidato", "Prabowo". Ternyata pada tanggal tersebut terdapat berita tentang Prabowo melakukan "Pidato Kebangsaan" (https://news.detik.com/berita/d-4384753/tkn-jokowi-sindir-pidato-prabowo-klise-miskin-gagasan-segar), hal inilah yang memicu pelonjakan opini public. Kebanyakan dari lonjakan opini tersebut bersentiment negatif.



Gambar 7. Kata Populer Jokowi tanggal 18 Februari 2019

Pada query Jokowi titik sentiment negatif paling banyak terjadi pada tanggal 18 Februari 2019. Gambar 7 menunjukkan hasil kata paling populer yang manjadi banyak perdebatan di Twitter adalah "Bohong", "Debat". Hasil penelusuran berita pada tanggal 18 Februari menampilkan bahwa pada saat itu telah diselesaikan acara debat capres cawapres. Dari hasil penelusuran ternyata terdapat berita jika pasca debat masyarakat menganggap Jokowi sudah melakukan kebohongan. (https://kabar24.bisnis.com/read/20190218/15/889964/debat-capres-2019-jokowibohonglagi-kalahkan-02gagapunicorn). Dan inilah yang menjadi pemicu melonjaknya sentiment negatif yang ditujukan kepada Jokowi di sosial media Twitter.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil uji coba Analisa sentiment pada studi kasus Pemilu 2019 di media

social Twitter maka dapat disimpulkan bahwa Analisa sentiment merupakan salah satu cara yang tepat untuk mengetahui sejauh mana sentiment positif, negatif dan netral dari opini masyarakat tentang studi kasus tersebut.

ISSN: 2527-9866

Namun, sumber data komentar dari Twitter sulit untuk dijadikan bahan klasifikasi. Dikarenakan pada tweet yang diambil, hanya sekitar 30% Tweet mengandung informasi dan bersifat sentiment, yang artinya hanya sedikit dari tweet yang didapat memiliki nilai positif, negative ataupun netral. Hal ini karena saat Crawling data menggunakan API, Twitter membatasi Panjang komentar sehingga banyak sekali ditemukan Tweet tidak lengkap dan diganti menjadi karakter aneh maupun link.

Hasil eksperiment ini menunjukkan bahwa metode naïve bayes juga memiliki beberapa kelemahan. Metode Naïve Bayes sangat tergantung pada data training, jika dataset training yang tersedia jumlahnya jarang bertambah, maka model yang dihasilkan juga akan menurun tingkat akurasinya. Dan untuk topik-topik penelitian tertentu yang sedang uptodate saat ini, biasanya belum tersedia dataset trainingnya, sehingga menyulitkan dalam pengklasifikasiannya dan akan selalu dianggap netral, dikarenakan data tersebut belum ada di data trainingnya.

Dari hasil percobaan, disimpulkan bahwa sistem mampu mengklasifikasi tweet kedalam dokumen positif, negatif maupun netral. Hasil evaluasi dari percobaan tersebut yaitu akurasi sebesar 61% dengan nilai recall 45% dan presisi 42%.

Analisa yang dibuat oleh sistem mampu menggambarkan tren opini masyarakat seputar pemilu 2019. Analisa ini dapat digunakan untuk membantu para Lembaga survey dalam mengetahui opini masyarakat pada Pemilu 2019.

REFERENSI

- [1] Yani. Ahmad, "Sistem Pemerintahan Indonesia: Pendekatan Teori dan Praktek Konstitusi Undang-Undang Dasar 1945"., Jurnal Legislasi Indonesia Vol 15 No. 2, Juli 2018.
- [2] Kominfo.go.id, Kominfo Pengguna Internet di Indonesia 63 Juta Orang, Diakses tanggal 07 Juli 2019.
- [3] Natalius, Samuel., 2011, Metoda Naïve Bayes Classifier dan Penggunaannya pada Klasifikasi Dokumen.
- [4] Larose, D. T. 2006. Naïve Bayes Estimation and Bayesian Networks, in Data Mining Methods and Models, John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, NJ, USA. doi: 10.1002/0471756482.ch5
- [5] Fahmi, Ismail. 2017. Drone Emprit: Konsep dan Teknologi, IT Camp on Big data and Data Mining, Jakarta.
- [6] Feldman, Ronen; Sanger, James. The Text Mining Handbook: Advanced Analyzing Unstructured Data. Cambridge University Press. 2007.
- [7] Berry, Michael W.; Kogan, Jacob. Text Mining: Application and Theory. John Wiley and Son, Ltd., Publication. 2010.
- [8] Han, Jiawei; Kamber, Micheline. "Data Mining: Concepts and Techniques", 2nd ed. Morgan Kaufmann Publishers. ISBN 1-55860-901-6. March 2006.
- [9] I. F. Rozi, S. H. Pramono and E. A. Dahlan, "Implementasi Opinion Mining (Analisis Sentimen) untuk Ekstraksi Data Opini Publik pada Perguruan Tinggi," Jurnal EECCIS, vol. 6, p. 1, 2012.
- [10] Nurhuda, Faishol, "Analisis Sentimen Masyarakat terhadap Calon Presiden Indonesia 2014 berdasarkan Opini dari Twitter Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier," vol. 2, p. 2, 2012.
- [11] Afief. Amrullah, "Analisis Sentiment pada Twitter sebagai Representasi Opini Publik terhadap Bakal Calon Pemimpin", Semarang: Unisbank Semarang, 2016.
- [12] Y. E. Soelistio, "Text Mining Sederhana untuk Sentiment Analy-sis pada Figur Politik Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier", Surabaya, 2013.

[13] Fajar Priyono, Kanti Surti, Iqbal Dzulfiqar, Imam Amrullah, Endang Sri P, Alvi, Didi Rosiyadi. "Analisa sentiment media sosial opini ujiain Nasional berbasis Komputer memgunakan Metode Naïve Bayes". Vol. 1, No. 2, December 2016.

ISSN: 2527-9866