

## Analisis Sentimen Kebijakan Pemindahan Ibukota Republik Indonesia dengan Menggunakan Algoritme *Term-Based Random Sampling* dan Metode Klasifikasi Naïve Bayes

Akhmad Sa'rony<sup>1</sup>, Putra Pandu Adikara<sup>2</sup>, Randy Cahya Wihandika<sup>3</sup>

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya  
Email: <sup>1</sup>aron97729@gmail.com, <sup>2</sup>adikara.putra@ub.ac.id, <sup>3</sup>rendicahya@ub.ac.id

### Abstrak

Kebijakan pemindahan ibukota Republik Indonesia yang telah dicanangkan oleh Presiden Joko Widodo pada bulan Agustus lalu banyak menimbulkan pro dan kontra di masyarakat, terutama dalam lingkungan media sosial. Dalam penelitian ini dilakukan analisis sentimen terhadap kebijakan tersebut dengan menggunakan data yang didapatkan dari media sosial Twitter. Proses pengembangan sistem meliputi *data scraping*, *preprocessing*, perhitungan *Raw Term Frequency*, dan klasifikasi dengan menggunakan metode klasifikasi Naïve Bayes. Dalam *preprocessing*, proses *filtering* dilakukan dengan menggunakan algoritme *Term-Based Random Sampling* untuk membuat *stoplist*. Proses pengujian dilakukan dengan 2 metode yaitu pengujian parameter dan *confusion matrix* berjenis *multiclass*. Pengujian parameter dilakukan dengan mengubah persentase *term* data latih yang digunakan sebagai *stoplist* yaitu dari rentang 0 persen hingga 60 persen, sedangkan *confusion matrix* digunakan untuk menghitung nilai akurasi, *precision*, *recall*, dan *f-measure*. Berdasarkan hasil pengujian, sistem mendapatkan nilai *macroaverage* terbaik pada klasifikasi dengan *stoplist* 20 persen dengan nilai *macroaverage akurasi* sebesar 0,94, *macroaverage precision* sebesar 0,945, *macroaverage recall* sebesar 0,94, dan *macroaverage f-measure* sebesar 0,938.

**Kata kunci:** *analisis sentimen, term-based random sampling, naïve bayes, stoplist, pemindahan ibukota*

### Abstract

The capital city relocation policy of the Republic of Indonesia that was announced by President Joko Widodo last August caused many pros and cons in the community, especially in the social media environment. In this study, sentiment analysis of the policy is done using data obtained from Twitter. The system development process includes data scraping, preprocessing, Raw Term Frequency calculation and classification using the Naïve Bayes method. In preprocessing, the filtering process is done using the Term-Based Random Sampling algorithm to create a stoplist. The testing process is done by 2 methods, parameter testing and multiclass confusion matrix testing. Parameter testing is done by changing the percentage of term of the training data used as a stoplist, ranging from 0 percent to 60 percent, while the confusion matrix is used to calculate the value of accuracy, precision, recall, and f-measure. Based on the confusion matrix test results, the system gets the best macroaverage value in the classification with a stoplist of 20 percent with an accuracy macroaverage value of 0,94, precision macroaverage value of 0,945, recall macroaverage value of 0,94, and f-measure macroaverage value of 0,938.

**Keywords:** *sentiment analysis, term-based random sampling, naïve bayes, stoplist, capital city relocation*

## 1. PENDAHULUAN

Berdasarkan portal berita daring BBC (2019), pada sidang bersama DPD-DPR yang diadakan 16 Agustus 2019 lalu, Presiden Joko Widodo menyatakan bahwa ibu kota Republik Indonesia akan dipindahkan ke pulau

Kalimantan, tepatnya di provinsi Kalimantan Timur, yaitu sebagian daerah Penajam Paser Utara dan Kutai Kartanegara. Dalam konferensi pers, presiden juga menyebut bahwa kebijakan pemindahan ibu kota harus dilakukan karena dua masalah utama. Pertama, Jakarta dianggap sudah terlalu berat bebannya sebagai pusat

pemerintahan, pusat ekonomi, pusat perdagangan, pusat keuangan dan pusat jasa. Kedua, sebanyak 150 juta warga Indonesia berada di pulau Jawa, yang artinya 54 persen penduduk Indonesia berada di Pulau Jawa. Oleh karenanya, Presiden Joko Widodo beranggapan bahwa akan sangat membebani bila ibu kota dipindahkan ke daerah lainnya di pulau Jawa.

Kebijakan terkait pemindahan ibu kota ini pun tentunya menjadi perhatian seluruh rakyat Indonesia. Di media sosial, ramai warganet mengemukakan pendapatnya terhadap kebijakan ini. Ada yang menilai positif kebijakan ini dengan berbagai alasan, salah satunya yaitu untuk pemerataan ekonomi dan sektor lainnya, agar semuanya tidak tersentralisasi di pulau Jawa saja. Namun, di sisi lain, banyak juga warganet yang beranggapan negatif dengan alasan yang bermacam-macam, salah satunya yaitu pemindahan ibu kota dianggap pemborosan. Melihat pemberitaan terkait kebijakan pemindahan ibu kota Indonesia yang begitu masif dan menjadi perbincangan seluruh rakyat Indonesia, utamanya warganet di sosial media, sehingga analisis data terkait sentimen masyarakat terhadap kebijakan ini sulit untuk dilakukan secara manual mengingat banyaknya data yang perlu dikumpulkan dan dianalisis untuk mendapatkan hasil analisis sentimen yang kredibel. Analisis data untuk mengetahui sentimen dari masyarakat terkait kebijakan ini dilakukan untuk keperluan yang bermacam-macam, contohnya untuk keperluan statistik data dalam pemberitaan, sehingga dengan disertakannya analisis data yang lebih mendalam, berita menjadi lebih faktual dan kredibel. Oleh karena itu, perlu dibuat suatu sistem untuk melakukan analisis sentimen terhadap data dengan jumlah yang besar. Dengan adanya sistem ini, nantinya akan sangat memudahkan proses analisis data terkait sentimen masyarakat terhadap suatu permasalahan tertentu, baik dari segi efisiensi waktu maupun dari segi efisiensi biaya.

Dalam penelitian yang dilakukan oleh Pintoko dan Muslim (2018), dibuat sistem analisis sentimen terhadap jasa transportasi *online* dengan data yang didapatkan melalui media sosial Twitter dan menggunakan metode klasifikasi Naïve Bayes. Data yang digunakan yaitu data *tweet* yang menyebut nama akun Twitter resmi Gojek dan Grab. Terdapat 2000 data yang digunakan, 1500 dari data tersebut digunakan sebagai data *latih* dan sisanya

digunakan sebagai data *uji*. Hasil dari penelitian dalam jurnal tersebut didapatkan nilai *recall* sebesar 90,29 persen, *precision* sebesar 94,56 persen, *f-measure* sebesar 92,38 persen dan akurasi sebesar 86,80 persen. Melihat hasil evaluasi yang sangat baik dari jurnal tersebut, sehingga pada penelitian skripsi ini, penulis menggunakan metode Naïve Bayes untuk melakukan analisis sentimen. Selain itu, dalam penelitian skripsi ini juga akan digunakan algoritme *term-based random sampling* untuk membuat *stopword list* yang akan digunakan dalam proses *filtering* pada tahap *preprocessing*. Dalam penelitian yang dilakukan oleh Lo et al. (2005), digunakan beberapa koleksi *lexicon* untuk membandingkan *precision* antara algoritme *term-based random sampling* dan *classical stopwords list* dalam melakukan *filtering* untuk proses *temu kembali informasi*. Koleksi dokumen yang digunakan yaitu *disk45*, *WT2G*, *WT10G* dan *DOTGOV*. Berdasarkan hasil dari penelitian tersebut dijelaskan bahwa penggunaan *term-based random sampling* meningkatkan nilai rata-rata *precision* dibandingkan dengan penggunaan *classical stopwords list*, seperti *fox stopwords list* untuk semua koleksi dokumen yang digunakan. Melihat hasil penelitian dalam jurnal tersebut, penulis memutuskan untuk menggunakan algoritme *term-based random sampling* untuk membuat *stopword list* secara otomatis dalam penelitian skripsi ini, sehingga diharapkan analisis sentimen yang akan dilakukan mendapatkan nilai *precision* yang baik.

## 2. KAJIAN PUSTAKA

### 2.1 Text Mining

*Text Mining* memiliki definisi menambang data berupa teks dokumen yang bertujuan untuk mencari pola tersembunyi yang terdapat pada dokumen-dokumen teks. Pola yang telah ditemukan kemudian akan digunakan untuk suatu tujuan tertentu (Indriati & Ridok, 2016). Dalam *Text Mining* terdapat teknik *preprocessing* yaitu suatu teknik pemrosesan data sedemikian rupa sehingga data teks tersebut dirasa dapat digunakan untuk proses penelitian lebih lanjut. Dalam penelitian skripsi ini pun diimplementasikan teknik *preprocessing* pada data *tweet* yang ditujukan untuk melakukan suatu normalisasi kata-kata dalam data *tweet* hingga sedemikian rupa agar data *tweet* dapat digunakan untuk proses penelitian yang selanjutnya.

Terdapat beberapa tahapan *preprocessing* yang dilakukan dalam penelitian ini, diantaranya:

### **Cleaning**

*Cleaning* adalah proses menghapus karakter-karakter tanda baca dan tautan yang terdapat pada dokumen. Proses ini dilakukan untuk menghindari kesalahan interpretasi *term* oleh sistem karena adanya tanda baca yang mengikuti *term* tersebut. Sementara itu, tautan perlu dihapus dari dokumen karena tidak digunakan dalam proses analisis sentimen.

### **Tokenisasi**

Tokenisasi merupakan proses pemisahan dokumen teks menjadi kata per kata. Tahap ini dilakukan untuk mempermudah proses analisis, karena analisis sentimen pada penelitian ini menggunakan fitur *bag of words*, sehingga analisis dilakukan secara kata per kata.

### **Case Folding**

Dalam tahap ini, data yang telah melalui proses tokenisasi berupa kata per kata kemudian akan dikonversi menjadi kata-kata dalam huruf kecil. Tahap ini dilakukan untuk menghindari terjadinya kesalahan interpretasi *term* oleh sistem karena adanya kapitalisasi pada *term*.

### **Normalisasi kata**

Pada tahap ini dilakukan penggantian kata-kata yang bersifat ambigu, seperti misalnya kata yang disingkat, menjadi kata yang baku. Selain itu dalam tahap ini juga dilakukan proses penggantian kata yang mengandung kata tidak menjadi kata sinonimnya yang tidak mengandung kata tidak, hal ini dilakukan karena kata tidak akan hilang pada saat tahap *filtering*, sehingga apabila hal itu terjadi, akan mengubah makna yang dimaksud dan akan berpengaruh pada hasil analisis sentimen.

### **Filtering**

Pada tahap ini pada umumnya digunakan *stopword list*, yaitu dengan membuang kata-kata pada dokumen yang dianggap kurang penting. Tahap ini dilakukan untuk mengefisiensi proses analisis dokumen pada tahap selanjutnya

### **Term**

Pada tahap ini dilakukan penghapusan kata-kata yang muncul lebih dari satu kali. Kata-kata yang berlebih tersebut akan dihapus sehingga kata akan muncul hanya satu kali dalam dokumen.

Hasil dari proses ini disebut sebagai *term* yang kemudian digunakan untuk proses klasifikasi.

## **2.2 Analisis Sentimen**

Menurut Medhat et al. (2014), analisis sentimen adalah suatu bidang pembelajaran komputasional terhadap pendapat, sikap, dan emosi seseorang terhadap suatu entitas. Entitas tersebut dapat berupa individu, peristiwa atau topik pembicaraan. Analisis sentimen merupakan proses memahami, mengekstrak dan mengolah data tekstual secara otomatis untuk mendapatkan informasi sentimen yang terkandung dalam suatu kalimat opini. Analisis sentimen dilakukan untuk mengetahui kecenderungan opini terhadap sebuah masalah atau objek oleh seseorang, apakah cenderung beropini negatif atau positif (Rozi, et al., 2012).

## **2.3 Media Sosial**

Media sosial merupakan sekelompok aplikasi berbasis internet yang dibangun atas dasar ideologi dan teknologi Web 2.0, dan memungkinkan penciptaan dan pertukaran *user-generated content* (Kaplan & Haenlein, 2010). Media sosial dapat ditemukan dalam berbagai bentuk, seperti *social network*, *weblogs*, *social blogs*, dll. Menurut Kaplan dan Haenlein (2010), ada enam jenis media sosial diantaranya: proyek kolaborasi, *blog* dan *microblogs*, komunitas konten, situs jaringan sosial, *virtual game*, dan *virtual social*.

Media sosial merupakan situs yang dapat digunakan setiap orang untuk membuat *web page* pribadi, kemudian terhubung dengan teman-teman untuk berbagi informasi dan berkomunikasi. Media sosial terbesar saat ini contohnya Facebook, Twitter, dan Instagram. Berkembang pesatnya penggunaan media sosial dikarenakan sekarang manusia dapat memiliki media mereka sendiri. Pengguna media sosial dapat mengaksesnya menggunakan jaringan internet bahkan yang aksesnya lambat sekalipun, tanpa biaya yang besar, dan dapat dilakukan sendiri.

## **2.4 Twitter**

Twitter merupakan salah satu situs jejaring sosial terbesar yang sangat digemari oleh berbagai kalangan masyarakat. Selain digunakan untuk menyalurkan pikiran, Twitter juga dapat digunakan untuk mencari informasi berita, hiburan, dan lainnya. Twitter merupakan *micro-blogging* yang artinya penggunaan karakter

dalam Twitter sangat terbatas sehingga dalam penggunaannya Twitter lebih ringan dibandingkan dengan media sosial lainnya. Pada awal perilisannya, Twitter hanya dapat menggunakan 140 karakter saja, tetapi saat ini sudah diperbarui menjadi 280 karakter.

Terdapat beberapa fitur yang dapat digunakan pada Twitter antara lain *hashtag*, *direct message*, *link picture*, *video* dan masih banyak lagi. *Hashtag* merupakan salah satu fitur andalan Twitter. Fitur ini dapat digunakan untuk mengkategorikan *tweet-tweet* pengguna sehingga sangat efektif untuk mencari dan menampilkan *tweet-tweet* yang terkait dengan hashtag tersebut. Fitur lainnya yang tidak kalah menarik adalah fitur *follower*. Fitur ini membuat pengguna dapat melihat berapa dan siapa saja yang orang telah mengikuti akunnya.

## 2.5 Metode Klasifikasi Naïve Bayes

Menurut Mark Hall (2006), metode klasifikasi Naïve Bayes merupakan salah satu metode yang banyak digunakan untuk keperluan *data mining* karena penggunaannya yang sederhana. Sementara itu, menurut Jie Cheng dan Russel Greiner (1999), Naïve Bayes mudah dipelajari dan dipahami, efisien, dan cenderung memiliki hasil akurasi yang tinggi. Naïve Bayes memanfaatkan pendekatan untuk sebuah ketidakpastian yang diukur dengan probabilitas. Secara umum teorema ini dapat dinotasikan dengan Persamaan 2.1 dan Persamaan 2.2.

$$\text{Posterior} = \text{Prior} * \text{Likelihood} \quad (2.1)$$

$$P(c|w) = P(c) * \prod_{w \in d} P(w|c) \quad (2.2)$$

Pada perhitungan klasifikasi, *Prior* digunakan untuk menghitung peluang kemunculan kategori pada semua dokumen. Perhitungan prior dapat dilihat pada Persamaan 2.3.

$$P(c) = \frac{N_c}{N} \quad (2.3)$$

Keterangan:

$N_c$  = Banyak dokumen berkategori  $c$  pada dokumen latih

$N$  = Jumlah dokumen latih yang digunakan

*Likelihood* atau  $P(w|c)$  merupakan peluang sebuah kata masuk ke dalam sebuah kategori. *Likelihood* dapat dihitung dengan menggunakan formula *Multinomial Model*, sehingga kelas dokumen tidak hanya ditentukan dengan kata

yang muncul tetapi juga jumlah kemunculan katanya. Perhitungan *Likelihood* menggunakan *Multinomial Model* dapat dilihat pada Persamaan 2.4.

$$P(w|c) = \frac{\text{count}(w,c)}{\text{count}(c)} \quad (2.4)$$

Keterangan:

$\text{count}(w, c)$  = jumlah kemunculan kata  $w$  pada kategori  $c$

$\text{count}(c)$  = jumlah total kemunculan semua kata pada kategori  $c$

## 2.6 Term-Based Random Sampling

*Term-Based Random Sampling* adalah sebuah metode untuk menggenerasi *stopword list* secara otomatis berdasarkan tingkat kepentingan dari suatu *term* (Lo, et al., 2005). Penting tidaknya suatu *term* dapat diketahui dari seberapa informatif *term* tersebut. Untuk menilai seberapa penting suatu *term*, digunakan rumus dari teori Kullback-Leibler. Pada Persamaan 2.5 dijabarkan rumus dari teori Kullback-Leibler untuk pembobotan *term*.

$$w(t) = P_x \cdot \log_2 \frac{P_x}{P_c} \quad (2.5)$$

Keterangan:

$w(t)$  = bobot *term*  $t$  pada dokumen sampel

$$P_x = \frac{tfx}{lx}$$

$$P_c = \frac{F}{\text{token}c}$$

$tfx$  = frekuensi dari *query term* dalam dokumen sampel

$lx$  = jumlah dari panjang kumpulan dokumen sampel

$F$  = *term frequency* dari *query term* dalam koleksi dokumen

$\text{token}c$  = total *token* yang terdapat dalam seluruh koleksi dokumen

Pada sistem nantinya proses perhitungan bobot *term* Kullback-Leibler dilakukan dengan menggunakan *Simple Random Sampling*. *Simple Random Sampling* diimplementasikan untuk memilih satu *term* dari seluruh *term* yang ada secara acak, kemudian *term* yang terpilih akan dihitung nilai bobot *term* Kullback-Leibler. *Simple Random Sampling* dilakukan oleh sistem sebanyak  $Y$  kali.  $Y$  merupakan parameter yang nilainya dapat diubah secara manual untuk



mencari nilai  $Y$  dengan hasil klasifikasi terbaik.

Hasil dari perhitungan bobot tiap *term* menggunakan teori Kullback-Leibler kemudian akan digunakan untuk memperoleh *stopword list* dengan mengambil kumpulan *term* dengan nilai bobot terendah sebanyak  $X$  *term*.  $X$  merupakan parameter.

## 2.7 Evaluasi

Pada penelitian ini, digunakan *confusion matrix* jenis *multiclass* untuk melakukan evaluasi. *Confusion matrix* merupakan sebuah alat yang digunakan untuk menganalisis seberapa baik *classifier* dapat mengenali *tuple* dari berbagai kelas berbeda (Han, et al., 2012). Terdapat 4 istilah yang menggambarkan hasil klasifikasi menggunakan *Confusion Matrix* yaitu TP (*True Positive*), TN (*True Negative*), FP (*False Positive*), dan FN (*False Negative*). Istilah-istilah tersebut menyatakan jumlah data uji yang benar diklasifikasikan dan jumlah data uji yang salah diklasifikasikan. Tabel 1 merupakan contoh *Confusion Matrix* dengan jenis klasifikasi *multiclass*.

Tabel 1. *Multiclass Confusion Matrix*

Confusion Matrix		Prediksi		
		A	B	C
Aktual	A	TP <sub>A</sub>	E <sub>AB</sub>	E <sub>AC</sub>
	B	E <sub>BA</sub>	TP <sub>B</sub>	E <sub>BC</sub>
	C	E <sub>CA</sub>	E <sub>CB</sub>	TP <sub>C</sub>

## 3. METODOLOGI PENELITIAN

Dalam bagian ini dijelaskan langkah-langkah yang dilakukan peneliti untuk melakukan penelitian non implementatif-analitik tentang analisis sentimen terkait kebijakan pemindahan ibukota Indonesia dengan menggunakan algoritme *term-based random sampling* dan metode klasifikasi Naïve Bayes.

### 3.1. Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini yaitu data *tweet* dari media sosial Twitter yang merupakan data kualitatif. Data *tweet* yang diambil yaitu *tweet* yang mengandung kata kunci terkait kebijakan pemindahan ibukota, seperti “pemindahan ibukota”, “ibukota pindah”, dan lain-lain.

Metode pengumpulan yang digunakan yaitu metode *non-participant observation*. Metode ini

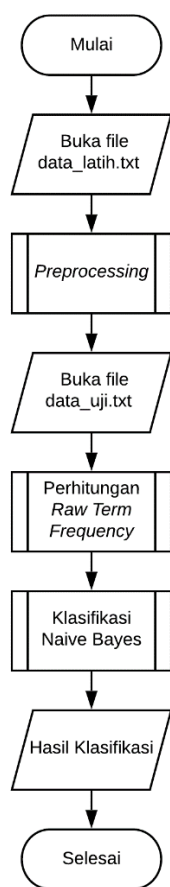
merupakan metode observasi tanpa melibatkan peneliti secara langsung dalam proses maupun kegiatan yang sedang diteliti atau diamati. Objek dalam penelitian ini adalah data yang diambil dari *tweet* pengguna media sosial Twitter yang mengandung kata kunci terkait kebijakan pemindahan Ibukota Republik Indonesia.

Kumpulan data *tweet* didapatkan dengan menggunakan fitur *advanced search* dari media sosial Twitter dan menggunakan *library* Tweepy dari bahasa pemrograman Python 3. Total terdapat 450 data yang digunakan dalam penelitian ini, dengan persebaran 300 data berlabel digunakan sebagai data latih, 100 data tanpa label digunakan untuk analisis sentimen dan 50 data berlabel digunakan untuk proses pengujian.

### 3.2. Gambaran Umum Sistem

Untuk memudahkan pemahaman terkait gambaran umum sistem, maka dibuat diagram alir sistem. Diagram alir sistem menggambarkan cara kerja sistem secara umum dari awal hingga didapatkan hasil klasifikasi data uji dengan menggunakan algoritme *term-based random sampling* dan metode klasifikasi Naïve Bayes.

Proses dimulai saat sistem membuka *file* data latih. Setelah itu, tahap *preprocessing* akan dilakukan terhadap data latih yang telah didapatkan. Pada proses *filtering* dalam *preprocessing*, *stoplist* yang digunakan merupakan hasil dari proses implementasi algoritme *term-based random sampling*. Dengan menggunakan nilai bobot Kullback-Leibler sistem akan membuat daftar *ranking* dari semua *term* data latih. *Term* data latih dengan nilai bobot Kullback-Leibler terkecil akan dijadikan *stoplist* pada proses *filtering*. Setelah dilakukan proses *preprocessing*, kemudian sistem akan membuka *file* data uji untuk diklasifikasikan pada tahap akhir. Namun, sebelum dilakukan klasifikasi, sistem akan menghitung nilai *raw term frequency* dari tiap *term* data latih yang didapatkan dari hasil *preprocessing*. Setelah nilai *raw term frequency* didapatkan, kemudian dilakukan proses klasifikasi data uji dengan menggunakan metode Naïve Bayes, sehingga didapatkan sentimen dari data uji tersebut. Pada Gambar 1 ditampilkan diagram alir sistem secara umum.



Gambar 1 Gambaran Umum Sistem

#### 4. PENGUJIAN DAN ANALISIS

##### 4.1 Pengujian Sistem

Pengujian dilakukan dengan menggunakan 50 data berlabel. Parameter yang dihitung dalam pengujian yaitu akurasi, *precision*, *recall*, dan *f-measure*. Untuk menghitung keempat parameter tersebut digunakan *confusion matrix*.

Pengujian sistem dilakukan sebanyak 7 kali, yaitu pengujian klasifikasi sistem dengan menggunakan *stoplist* 0 persen, 10 persen, 20 persen, 30 persen, 40 persen, 50 persen, dan 60 persen. Tabel 2 hingga Tabel 6 menampilkan *confusion matrix* dari hasil pengujian klasifikasi dengan menggunakan *stoplist* 0 persen hingga 60 persen.

Tabel 2. *Confusion Matrix* Klasifikasi dengan *stoplist* 0 Persen dan 10 Persen

<i>Confusion Matrix</i>		Prediksi	
		Positif	Negatif
Aktual	Positif	25	0
	Negatif		

	Negatif	5	20
--	---------	---	----

Tabel 3. *Confusion Matrix* Klasifikasi dengan *Stoplist* 20 Persen

<i>Confusion Matrix</i>		Prediksi	
		Positif	Negatif
Aktual	Positif	25	0
	Negatif	3	22

Tabel 4. *Confusion Matrix* Klasifikasi dengan *Stoplist* 30 Persen

<i>Confusion Matrix</i>		Prediksi	
		Positif	Negatif
Aktual	Positif	25	0
	Negatif	4	21

Tabel 5. *Confusion Matrix* Klasifikasi dengan *Stoplist* 40 Persen

<i>Confusion Matrix</i>		Prediksi	
		Positif	Negatif
Aktual	Positif	24	1
	Negatif	5	20

Tabel 6. *Confusion Matrix* Klasifikasi dengan *Stoplist* 50 Persen dan 60 Persen

<i>Confusion Matrix</i>		Prediksi	
		Positif	Negatif
Aktual	Positif	24	1
	Negatif	6	19

Dari pengujian tersebut didapatkan nilai *macroaverage* terbaik pada klasifikasi dengan *stoplist* 20 persen. Perhitungannya sebagai berikut:

$$FP(\text{positif}) = \sum_i^l E_{li} - TP_i = (25 + 3) - 25 = 3$$

$$FN(positif) = \sum_i^l E_{il} - TP_i = (25 + 0) - 25 = 0$$

$$TN(positif) = \sum_i^l \sum_k^l E_{ik} - TP_i - FP_i - FN_i$$

$$= (25 + 0 + 3 + 22) - 25 - 3 - 0 = 22$$

Perhitungan evaluasinya sebagai berikut:

$$akurasi(positif) = \frac{25 + 22}{25 + 22 + 3 + 0} = 0,94$$

$$precision(positif) = \frac{25}{25 + 3} = 0,89$$

$$recall(positif) = \frac{25}{25 + 0} = 1$$

$$F - measure(positif) = 2 \times \frac{(0,89 \times 1)}{(0,89 + 1)} = 0,94$$

Perhitungan FP, FN dan TN untuk kelas negatif:

$$FP(negatif) = \sum_i^l E_{li} - TP_i = (0 + 22) - 22 = 0$$

$$FN(negatif) = \sum_i^l E_{il} - TP_i = (3 + 22) - 22 = 3$$

$$TN(negatif) = \sum_i^l \sum_k^l E_{ik} - TP_i - FP_i - FN_i$$

$$= (25 + 0 + 3 + 22) - 22 - 0 - 3 = 25$$

Perhitungan evaluasinya sebagai berikut:

$$akurasi(negatif) = \frac{25 + 22}{25 + 22 + 3 + 0} = 0,94$$

$$precision(negatif) = \frac{22}{22 + 0} = 1$$

$$recall(negatif) = \frac{22}{22 + 3} = 0,88$$

$$F - measure(negatif) = 2 \times \frac{(1 \times 0,88)}{(1 + 0,88)} = 0,936$$

Perhitungan *macroaverage* parameter evaluasi seluruh kelas:

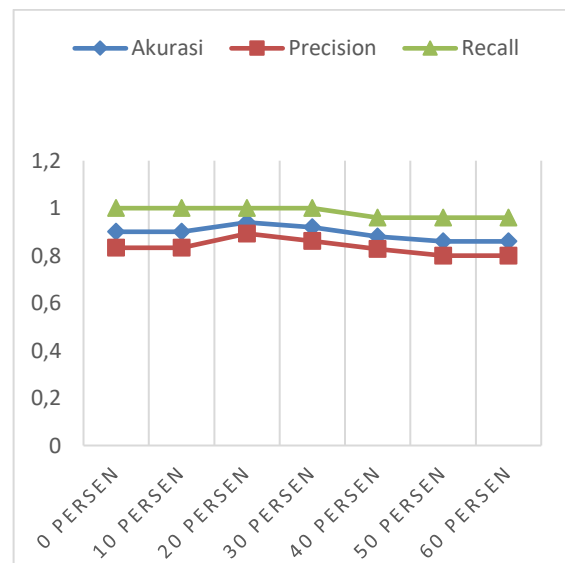
$$akurasi = \frac{0,94 + 0,94}{2} = 0,94$$

$$precision = \frac{0,89 + 1}{2} = 0,945$$

$$recall = \frac{1 + 0,88}{2} = 0,94$$

$$F - measure = \frac{0,94 + 0,936}{2} = 0,938$$

Sebagai perbandingan, pada Gambar 2 ditampilkan grafik yang menunjukkan nilai setiap parameter evaluasi di tiap proses pengujian dari klasifikasi sistem dengan *stoplist* 0 persen hingga 60 persen. Dari grafik tersebut dapat dilihat bahwa hasil klasifikasi terbaik didapatkan saat klasifikasi dilakukan dengan menggunakan *stoplist* 20 persen.

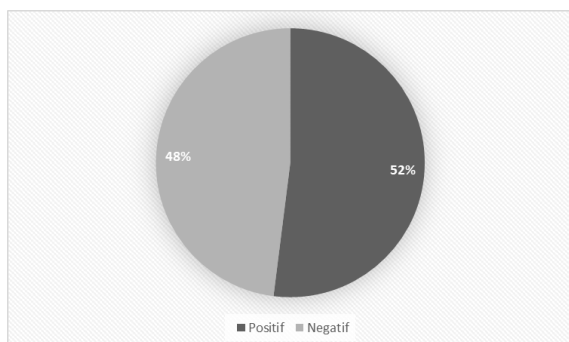


Gambar 2. Grafik *Macroaverage* Evaluasi Keseluruhan

## 4.2 Analisis Sentimen

Analisis sentimen dilakukan dengan menggunakan 100 data tanpa label untuk mengetahui kecenderungan warganet Twitter terhadap kebijakan pemindahan Ibukota Republik Indonesia. Analisis Sentimen dilakukan menggunakan klasifikasi sistem dengan *stoplist* 20 persen sesuai dengan hasil terbaik yang didapat oleh sistem pada proses pengujian. Pada Gambar 3 ditampilkan diagram lingkaran yang merepresentasikan sentimen warganet Twitter terhadap kebijakan

pemindahan Ibukota Republik Indonesia. Berdasarkan diagram tersebut dapat dilihat bahwa persebaran persentase warganet Twitter antara kelompok yang pro maupun kontra tidak menunjukkan perbedaan yang signifikan, namun persentase warganet Twitter yang pro mendapatkan nilai persentase sedikit lebih banyak, yaitu sebesar 52 persen, sementara warganet Twitter yang menyatakan kontra terhadap kebijakan pemindahan Ibukota Republik Indonesia mendapatkan nilai persentase sebesar 48 persen.



Gambar 3. Persentase Sentimen Warganet Twitter Berdasarkan Klasifikasi dengan Stoplist 20 Persen

## 5. PENUTUP

### 5.1 Kesimpulan

1. Penelitian analisis sentimen terkait kebijakan pemindahan ibu kota dilakukan dalam beberapa tahap. Tahap pertama yang dilakukan yaitu *data scraping*. *Data scraping* dilakukan dengan menggunakan *webscraper* dan fitur *search* pada media sosial Twitter dan didapatkan total 450 data *tweet* dengan persebaran, 300 data untuk data latih, 100 data untuk analisis sentimen warganet Twitter terkait kebijakan pemindahan ibu kota dan 50 data untuk data uji. Tahap kedua yaitu *preprocessing*. Tahapan *preprocessing* yang dilakukan antara lain *cleaning*, tokenisasi, *case folding*, normalisasi kata, *filtering* (termasuk pembuatan *stoplist* dengan menggunakan algoritme *term-based random sampling*), *stemming* dan *type*. Setelah dilakukan *preprocessing*, kemudian dilakukan tahap ketiga, yaitu perhitungan *raw term frequency*. *raw term frequency* didapatkan dengan menjumlahkan nilai *term frequency* dari suatu *term* dalam semua dokumen. Tahap terakhir yaitu proses klasifikasi dengan menggunakan metode Naïve Bayes. Hasil akhir klasifikasi

berupa nilai probabilitas *posterior* dari data uji. Terdapat 2 nilai probabilitas *posterior* dari perhitungan klasifikasi, yaitu probabilitas *posterior* untuk kelas positif dan negatif. Untuk menentukan hasil klasifikasi dipilih nilai probabilitas *posterior* tertinggi dari suatu data uji untuk menentukan kelas sentimen dari data uji tersebut. Sistem analisis sentimen dibuat dengan menggunakan bahasa pemrograman Python 3.

2. Berdasarkan hasil analisis sentimen terhadap 100 data tanpa label didapatkan kesimpulan bahwa persentase antara warganet media sosial Twitter yang setuju dan warganet media sosial Twitter yang tidak setuju tidak menunjukkan perbedaan yang tidak signifikan. Berdasarkan hasil analisis sentimen sistem, didapatkan warganet Twitter yang menyatakan setuju terhadap kebijakan pemindahan ibukota sebesar 52 persen, sementara warganet Twitter yang menyatakan tidak setuju terhadap kebijakan tersebut yaitu sebesar 48 persen.
3. Berdasarkan hasil evaluasi sistem, didapatkan nilai *macroaverage* parameter evaluasi terbaik pada klasifikasi dengan menggunakan *stoplist* 20 persen dengan nilai *macroaverage recall* dan akurasi sebesar 0,94, sedangkan nilai *macroaverage precision* sebesar 0,945. Selain itu, sistem juga memperoleh nilai *macroaverage f-measure* sebesar 0,938. Hal ini mengindikasikan, bahwa sistem bekerja lebih baik dengan menggunakan *stoplist* dibandingkan dengan tanpa *stoplist* (*stoplist* 0 persen). Namun, perlu dilakukan pengujian terkait persentase *stoplist* yang digunakan dalam klasifikasi untuk mendapatkan hasil terbaik. Pada penelitian ini dilakukan pengujian *stoplist* 0 persen, 10 persen, 20 persen, 30 persen, 40 persen, 50 persen dan 60 persen. Dari hasil pengujian hasil klasifikasi dengan *stoplist* 20 persen mendapatkan hasil evaluasi terbaik.

### 5.2 Saran

1. Untuk memperoleh hasil evaluasi sistem yang lebih baik, sebaiknya data latih yang digunakan diperbanyak lagi karena pada sistem ini digunakan fitur *bag of words*



yang berarti hasil klasifikasi ditentukan oleh jumlah kemunculan *term* data latih.

2. Menambahkan sentimen netral pada hasil klasifikasi, karena pada penelitian ini hanya digunakan 2 kelas sentimen, yaitu positif dan negatif.
3. Menambahkan fitur yang digunakan untuk proses klasifikasi, karena dalam penelitian ini hanya digunakan fitur *bag of words* untuk menentukan sentimen dari suatu data.

## 6. DAFTAR PUSTAKA

- BBC, 2019. *BBC Indonesia*. [Online] Available at: <https://www.bbc.com/indonesia/majalah-49469253> [Accessed 17 10 2019].
- Cheng, J. & Greiner, R., 1999. *Comparing Bayesian Network Classifiers*. s.l., s.n., pp. 101-108.
- Hadi, F., 2019. *Warta Kota: Tribunnews*. [Online] Available at: <https://wartakota.tribunnews.com/2019/09/08/cuma-342-persen-netizen-yang-setuju-ibu-kota-dipindahkan?page=all> [Accessed 16 10 2019].
- Hall, M., 2006. A Decision Tree-Based Attribute Weighting Filter for Naïve Bayes. *Knowledge-Based Systems*, Volume 20, pp. 120-126.
- Han, J., Kamber, M. & Pei, J., 2012. *Data Mining: Concepts and Techniques*. 3rd ed. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers Inc..
- Indriati & Ridok, A., 2016. Sentiment Analysis for Review Mobile Applications using Neighbor Method Weighted K-Nearest Neighbor (NWKNN). *Journal of Environmental Engineering & Sustainable Technology*.
- Kaplan, A. M. & Haenlein, M., 2010. *Users of the World, Unite! The Challenges and Opportunities of Social Media*. s.l.:Business Horizons.
- Lo, R. T., He, B. & Ounis, L., 2005. Automatically Building a Stopword List for an Information Retrieval System. *Journal of Digital Information Management*, Volume III.
- Medhat, W., Hassan, A. & Korashy, H., 2014. Sentiment analysis algorithms and applications: A survey. *Ain Shams Engineering Journal*, V(4), pp. 1093-1113.
- Pintoko, B. M. & Muslim, K., 2018. Analisis Sentimen Jasa Transportasi Online pada Twitter Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier. *e-Proceeding of Engineering*, V(3), p. 8121.
- Rozi, I. F., Pramono, S. H. & Dahlan, E. A., 2012. Implementasi Opinion Mining (Analisis Sentimen) untuk Ekstraksi Data Opini Publik pada Perguruan Tinggi. *Jurnal EECCIS*, VI(1).
- Vohra, S. M. & Teraiya, J., 2014. A Comparative Study of Sentiment Analysis Techniques. *Journal of Information, Knowledge and Research in Computer Engineering*, Volume II.