

ANALISIS SENTIMEN TERHADAP PELAYANAN KRL COMMUTERLINE BERDASARKAN DATA TWITTER MENGUNAKAN ALGORITMA BERNOULLI NAIVE BAYES

¹Mediana Saraswati, ²Desti Rimirasih

^{1,2} Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Industri Universitas Gunadarma
Jl. Margonda Raya No. 100, Depok 16424, Jawa Barat

¹ medianasaraswati@gmail.com, ² destimath@staff.gunadarma.ac.id

Abstrak

Sektor pelayanan publik merupakan sektor strategis sebagai indikasi tata kelola pemerintahan yang baik. KRL Commuterline merupakan salah satu sektor pelayanan publik pada bidang transportasi yang banyak digunakan oleh masyarakat. Media sosial khususnya Twitter merupakan wadah masyarakat untuk berinteraksi, berbagi informasi bahkan mengemukakan opini mereka terhadap pelayanan KRL. Opini masyarakat terhadap pelayanan KRL Commuterline dapat dijadikan sebagai evaluasi dalam peningkatan kualitas layanan. Pada penelitian ini dilakukan analisis sentimen masyarakat terhadap pelayanan KRL Commuterline berdasarkan data yang diperoleh dari Twitter. Analisis sentimen ini bertujuan untuk mengklasifikasikan tweets mengenai pelayanan KRL Commuterline ke dalam sentimen positif dan negatif dengan pendekatan machine learning menggunakan algoritma Bernoulli Naive Bayes. Data latih yang digunakan sebanyak 2.690 data dan data validasi sebanyak 1.626 data tweets. Pada proses pelatihan model diperoleh tingkat akurasi pelatihan sebesar 86,36% dan tingkat akurasi validasi sebesar 85,73%. Pengujian model dilakukan menggunakan 20 tweets baru dan diperoleh tingkat akurasi sebesar 85%.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, Machine Learning, Bernoulli Naive Bayes, Twitter, KRL Commuterline.

Abstract

The public service sector is a strategic sector as an indication of good governance. Commuterline KRL is one of the public service sectors in the transportation sector that is widely used by the public. Social media, especially Twitter, is a place for people to interact, share information and even express their opinions on KRL services. Public opinion on the Commuterline KRL service can be used as an evaluation in improving service quality. In this study, an analysis of public sentiment towards the KRL Commuterline service was conducted based on data obtained from Twitter. This sentiment analysis aims to classify tweets about the Commuterline KRL service into positive and negative sentiments with a machine learning approach using the Bernoulli Naive Bayes algorithm. The training data used were 2,690 data and the validation data were 1,626 tweets. In the model training process, the training accuracy rate was 86.36% and the validation accuracy rate was 85.73%. Model testing was carried out using 20 new tweets and an accuracy rate of 85% was obtained.

Keywords: Sentiment Analysis, Machine Learning, Bernoulli Naive Bayes, Twitter, KRL Commuterline.

PENDAHULUAN

Berdasarkan kepadatan penduduk khususnya Jabodetabek yang mencapai 40 juta jiwa, dapat dilihat total perjalanan 47,5 juta (tercatat sepanjang 2015) perhari. Sekitar 50% perjalanan merupakan perjalanan dari Bogor, Depok, Tangerang dan Bekasi menuju Jakarta [1]. Hal ini mendorong masyarakat Jabodetabek lebih memilih menggunakan transportasi umum yang murah dan jangkauan operasionalnya meliputi jarak dekat dan jarak jauh seperti KRL (Kereta Rel Listrik) Commuterline yang dioperasikan oleh PT Kereta Commuter Indonesia, anak perusahaan dari PT Kereta Api Indonesia (PT KAI).

PT Kereta Commuter Indonesia bergerak di sektor pelayanan publik yang merupakan salah satu indikasi penilaian suatu tata kelola yang baik dari pemerintahan. Pelayanan yang diberikan PT Kereta Commuter Indonesia hendaknya senantiasa ditingkatkan sehingga penumpang merasa puas dengan pelayanan yang diberikan. Beberapa kekurangan pelayanan yang dirasakan penumpang antara lain kepadatan penumpang pada jam berangkat atau pulang kerja, serta kepadatan di akhir pekan yang memaksa penumpang harus saling berdesakan. Selain permasalahan tersebut, masih banyak pro dan kontra dari masyarakat yang menggunakan transportasi KRL Commuter-line. Layanan untuk menyampaikan kritik dan saran pengguna sebenarnya sudah tersedia pada laman *website*

resmi PT Kereta Commuter Indonesia (KCI), tetapi pengguna lebih tertarik untuk melakukannya melalui media sosial.

Salah satu media sosial yang cukup banyak digunakan untuk menyampaikan cuitan masyarakat mengenai keluhan, kritik dan saran terhadap pelayanan publik adalah Twitter. Tweets (cuitan-cuitan) pada Twitter dapat digali untuk mendapatkan informasi yang bermanfaat bagi penyelenggaraan pelayanan publik menggunakan analisis sentimen [2]. Analisis sentimen merupakan suatu penggalian opini atau sentimen terhadap suatu teks yang dilakukan secara otomatis oleh mesin dan memungkinkan untuk memprediksi peluang terkait hasil analisis [2-4].

Pendekatan yang digunakan untuk analisis sentimen dibedakan menjadi 3 macam yaitu *Machine Learning*, *Lexicon Based*, dan *Hybrid Approach* [5]. Analisis sentimen yang dilakukan dengan pendekatan *machine learning* dikelompokkan menjadi *supervised machine learning* maupun *unsupervised machine learning*. Pendekatan *unsupervised machine learning* yang dilakukan pada beberapa penelitian menggunakan algoritma *Nearest Neighbour* [6-8]. Beberapa algoritma yang banyak digunakan dengan pendekatan *supervised machine learning* antara lain algoritma *Naive bayes classifier* dan *Support Vector Machine* (SVM).

Analisis sentimen opini masyarakat pada twitter mengenai film menggunakan

algoritma *Naive bayes classifier* mencapai akurasi lebih dari 90% [9]. Analisis sentimen juga diaplikasikan pada pelayanan publik mengenai pelayanan kebutuhan listrik masyarakat menggunakan algoritma *Naive Bayes Classifier* [10]. Algoritma *Naive Bayes Classifier* juga berhasil digunakan untuk analisis sentimen pada pelayanan ojek *online* dengan akurasi mencapai 92% [11]. *Naive Bayes Classifier* banyak digunakan untuk klasifikasi karena konsep klasifikasi yang sederhana dan memungkinkan untuk sekumpulan dataset yang besar [12-14].

Selain itu *Naive Bayes Classifier* sifatnya mengevaluasi parameter dimana parameternya sering kali berkinerja lebih baik pada banyak situasi dunia nyata yang kompleks [14]. *Algoritma Naive Bayes* tidak rumit dan efektif dalam klasifikasi teks meskipun pemilihan fitur yang tidak tepat mengakibatkan teks tidak dimodelkan dengan baik [15].

Tujuan penelitian ini adalah melakukan analisis sentimen terhadap pelayanan KRL Commuterline menggunakan algoritma *Bernoulli Naive Bayes* yang merupakan salah satu jenis *Naive Bayes Classifier*.

Analisis sentimen dilakukan untuk mengklasifikasikan sentimen masyarakat terhadap pelayanan KRL Commuterline berdasarkan data Twitter.

Algoritma *Bernoulli Naive Bayes* diharapkan dapat mempermudah dalam proses klasifikasi data sentimen baru yang belum diketahui kelas sentimennya untuk

diklasifikasikan ke dalam kelas sentimen positif atau negatif. Selain itu, pada penelitian ini algoritma *Bernoulli Naive Bayes* dipilih karena akurasi yang dicapai berdasarkan hasil penelitian terdahulu cukup tinggi.

METODE PENELITIAN

Pada bagian ini dijelaskan mengenai konsep *Bernoulli Naive Bayes* dan tahapan penelitian yang dilakukan.

Bernoulli Naive Bayes

Naive Bayes Classifier merupakan metode untuk klasifikasi yang didasarkan pada konsep teorema Bayes yang digunakan untuk menentukan probabilitas suatu peristiwa terjadi dengan mempertimbangkan kemungkinan peristiwa lain yang telah terjadi. Pada *Naive Bayes Classifier*, teorema Bayes diterapkan dengan asumsi yang sangat tinggi ("naive") yaitu kebebasan bersyarat antara setiap pasangan fitur yang diberi nilai variabel kelas [16] yang ditunjukkan pada persamaan (1).

$$P(y|x_1, \dots, x_n) = \frac{P(y) \prod_{i=1}^n P(x_i|y)}{P(x_1, \dots, x_n)} \quad (1)$$

Karena nilai dari $P(x_1, \dots, x_n)$ merupakan nilai konstan yang diberikan oleh data input maka formula klasifikasi pada persamaan (1) dapat ditulis menjadi persamaan (2) berikut.

$$P(y|x_1, \dots, x_n) \propto P(y) \prod_{i=1}^n P(x_i|y)$$

$$\hat{y} = \text{Arg max}_y P(y) \prod_{i=1}^n P(x_i|y) \quad (2)$$

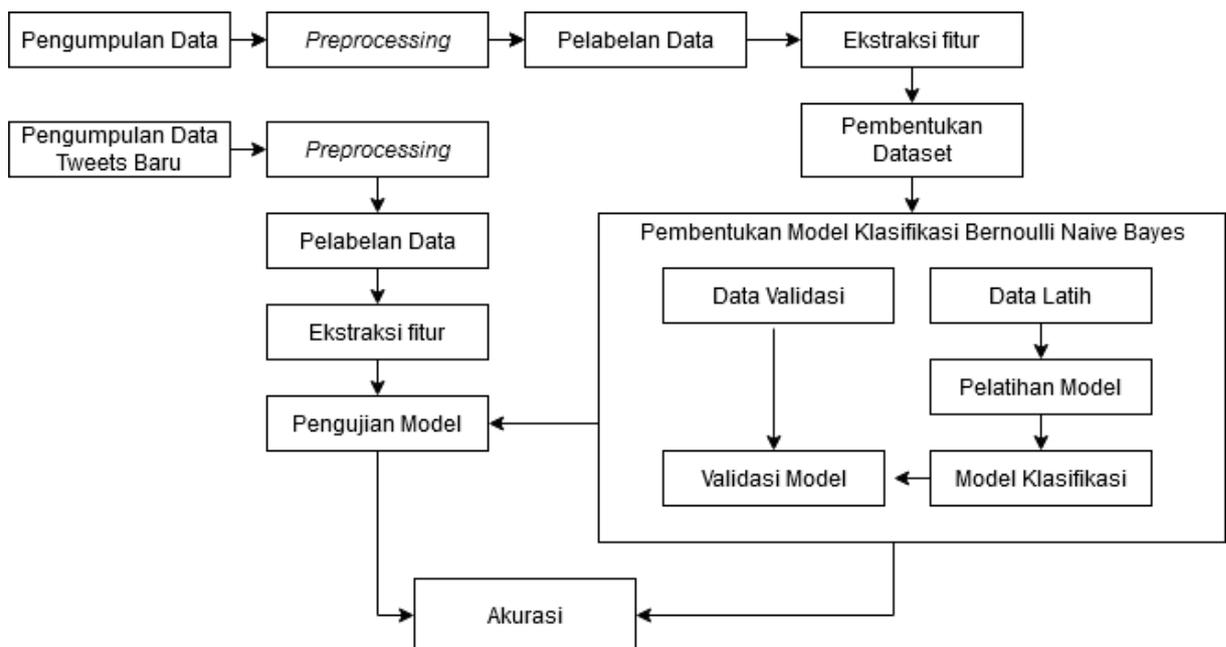
Naive Bayes Classifier merupakan sekumpulan metode *supervised learning* yang dapat dikelompokkan berdasarkan distribusi dari $P(x_i|y)$ menjadi beberapa algoritma khusus antar lain *Gaussian Naive Bayes*, *Bernoulli Naive Bayes*, dan *Multinomial Naive Bayes* [16-18]. Algoritma *Bernoulli Naive Bayes* mengimplementasikan klasifikasi untuk data yang didistribusikan sesuai dengan distribusi Bernoulli multivariat; yaitu, mungkin terdapat beberapa fitur tetapi masing-masing dianggap sebagai variabel bernilai biner (Bernoulli, boolean). Oleh karena itu, kelas ini membutuhkan sampel untuk direpresentasikan sebagai vektor fitur bernilai biner. Aturan keputusan untuk algoritma Bernoulli Naive Bayes diberikan pada persamaan (3) berikut:

$$P(x_i|y) = P(i|y)^{x_i} + (1 - P(i|y))^{(1 - x_i)} \quad (3)$$

Algoritma *Bernoulli Naive Bayes* memungkinkan memiliki performa yang lebih baik khususnya pada beberapa set data, terutama dataset yang memiliki dokumen yang lebih pendek. Oleh karena itu, pada penelitian ini digunakan Algoritma Bernoulli Naive Bayes untuk analisis sentimen tweets.

Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian yang dilakukan ditunjukkan pada Gambar 1. Pada Gambar 1 ditunjukkan tahapan penelitian diawali pengumpulan data berupa opini masyarakat mengenai pelayanan KRL pada media sosial Twitter yang mengandung sentimen atau polaritas.



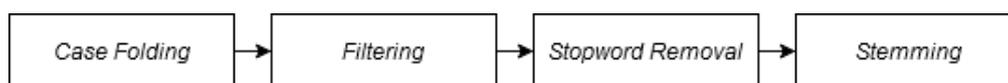
Gambar 1. Tahapan Penelitian

Data diambil melalui Twitter menggunakan Twitter API yang dilakukan dalam beberapa tahap. Tahap pertama melakukan registrasi ke halaman <https://apps.twitter.com/> sebagai syarat verifikasi untuk mendapatkan kunci dan token akses. Kunci dan token akses digunakan untuk mengakses Twitter API dalam pengambilan data opini masyarakat terhadap pelayanan KRL Commuterline dari Twitter. Pengambilan *tweets* berdasarkan kata kunci yang telah ditentukan yaitu “KRL” dan “Commuterline”. *Tweets* yang diambil yaitu *tweets* berbahasa Indonesia, diambil secara acak baik dari *user* biasa ataupun akun *official* media Twitter. Hasil *crawling* data Twitter diperoleh 9.100 *tweets*.

Preprocessing

Preprocessing dilakukan dengan tujuan untuk mentransformasi data yang mentah dalam hal ini baru didapatkan dari proses pengambilan data ke format data yang lebih efisien dalam proses analisis sentimen. Tahapan *preprocessing* ditunjukkan pada Gambar 2. *Preprocessing* dilakukan dalam empat tahap yaitu *case folding*, *filtering*, *stopwords removal* dan *stemming*. Pada tahap

case folding dilakukan perubahan terhadap semua huruf kapital yang ada pada *tweets* menjadi huruf kecil. Tahap berikutnya yaitu *filtering*. Pada tahap ini dilakukan beberapa tahapan tindakan yaitu pembersihan terhadap data *tweets*. Data *tweets* hasil proses *case folding* dibersihkan, mulai dari nama pengguna yang diawali simbol '@', URL jika terdapat dalam *tweets*, tagar, tanda baca, spasi berulang, mengganti baris baru menjadi spasi menggunakan *Regular Expression* dan menghapus *tweets* berulang. Tahap berikutnya adalah *stopword removal*. Pada tahap ini, setiap kata pada data *tweets* akan diperiksa dan dihilangkan untuk kata sambung, kata depan, kata ganti maupun kata yang tidak berhubungan dalam analisis sentimen. Tahapan *stopword removal* menggunakan *library Sastrawi* dan menghasilkan 8.130 *tweets* tersisa. Tahap *stemming* bertujuan untuk menghilangkan kata imbuhan *prefix* (awalan) dan *sufiks* (akhiran) pada *tweets*. Tujuan dilakukan *stemming* adalah mendapatkan kata dasar dari setiap kata pada *tweets* yang diperlukan untuk proses pelabelan data *weets* berdasarkan pada korpus Bahasa Indonesia dan proses ekstraksi fitur.



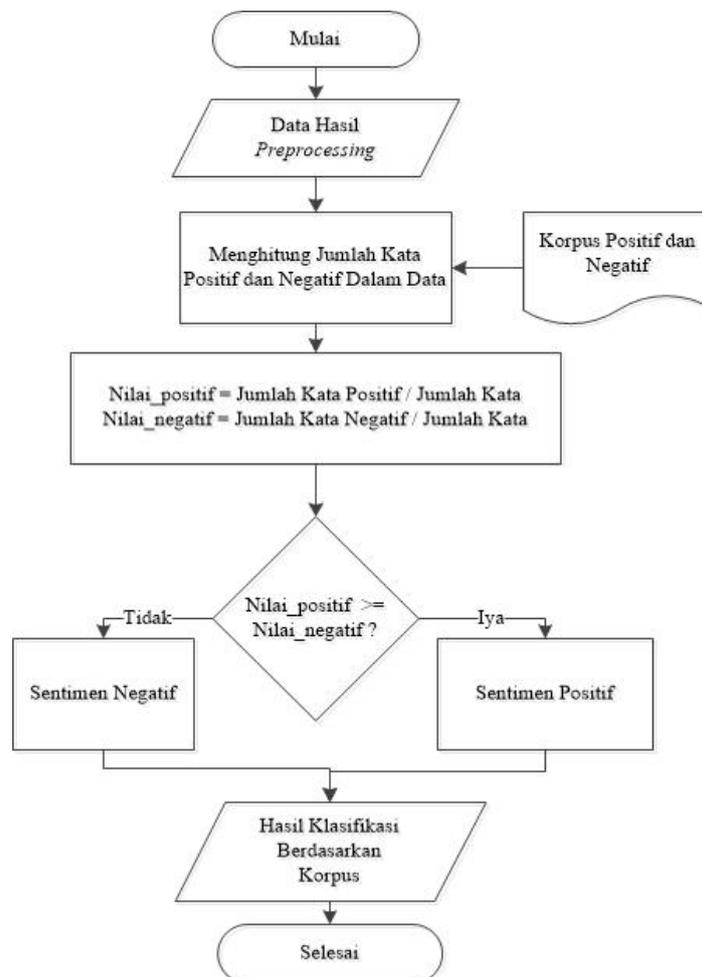
Gambar 2. Preprocessing

Pelabelan Data Tweets

Pelabelan tweets ini dilakukan berdasarkan korpus positif dan negative yang berupa daftar kata-kata positif dan daftar kata-kata negatif. Pelabelan data tweets diperlukan karena pada penelitian ini analisis sentimen dilakukan dengan menggunakan Algoritma *Bernoulli Naive Bayes* yang merupakan pendekatan *supervised machine learning*.

Pada Gambar 3 tahapan pelabelan tweets ke dalam sentimen positif dan negatif

ditentukan berdasarkan hasil perhitungan banyaknya kemunculan kata positif atau negatif pada kalimat yang sesuai dengan data korpus positif dan negatif. Jumlah kemunculan kata pada korpus positif dan negatif yang ditemukan pada data tweets kemudian dibagi dengan banyaknya kata pada tweets tersebut. Jika nilai positif dari tweets lebih besar atau sama dengan nilai negatifnya, maka tweets tergolong positif dan sebaliknya maka tweets akan tergolong negatif.



Gambar 3. Pelabelan Tweets Berdasarkan Korpus

Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur dilakukan untuk menentukan fitur-fitur pada tweet yang digunakan sebagai dasar penentuan sentimen dengan klasifikasi ke dalam kelas positif atau negatif. Fitur pada Tweets berupa kata. Pada data tweets yang berupa string ditransformasi menjadi vektor dengan cara menentukan nilai dari kemunculan kata. Jika kata tersebut muncul maka diberi nilai 1 sedangkan nilai 0 untuk kata yang tidak muncul. Metode yang digunakan dalam ekstraksi fitur adalah metode *Bags of Word* yang mentransformasi tweets yang berupa string menjadi vektor. Hasil akhir proses ini adalah data set yang siap digunakan untuk pelatihan dan validasi model berupa data tweets yang sudah dalam bentuk vector dan disertai label berupa sentimen positif atau negatif.

Pembentukan Model Klasifikasi *Bernoulli Naive Bayes*

Pembentukan model klasifikasi dilakukan dengan algoritma *Bernoulli Naive Bayes* pada data set yang telah terbentuk. Data set dibagi menjadi 80% data latih dan 20% data validasi yang diambil secara acak untuk pelatihan model. Pada tahap pelatihan model digunakan data yang telah diberi sentimen dan diubah ke dalam bentuk vektor (*Bag of Words*) yang mengandung beberapa fitur. Data masukan yang digunakan adalah 80% data latih yang diambil secara acak berjumlah 6.504 dari 8.130 *tweets*. Data latih ini kemudian digunakan untuk melatih model

Bernoulli Naive Bayes untuk mendapatkan model yang dapat mengklasifikasikan sentimen suatu *tweets*. Pada tahap validasi model digunakan 20% data dari *dataset* yang berjumlah 1.626 dari 8.130 *tweets* yang telah diberi sentimen dan diubah ke dalam bentuk vektor (*Bag of Words*) yang mengandung beberapa fitur.

Pengujiann Model

Pengujian model dilakukan menggunakan data *tweets* baru yang diambil dari Twitter sebanyak 20 *tweets* dalam 1 hari. Data ini merupakan data *tweets* baru yang tidak terlibat dalam proses pelatihan dan validasi. Data tweets baru ini selanjutnya melalui tahap-tahap seperti pada data latih dan data validasi yang meliputi *preprocessing*, pelabelan data dan ekstraksi fitur.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil *Preprocessing*

Tahapan *preprocessing* terdiri dari beberapa proses, yaitu *case folding*, *filtering*, *stopword removal* dan *stemming*. Pada Gambar 4 ditunjukkan perubahan tweets setelah melalui setiap tahap *preprocessing*.

Hasil Pelabelan Data Tweets

Hasil pelabelan data tweets berupa label positif dan negatif yang didapat berdasarkan banyaknya jumlah kata pada

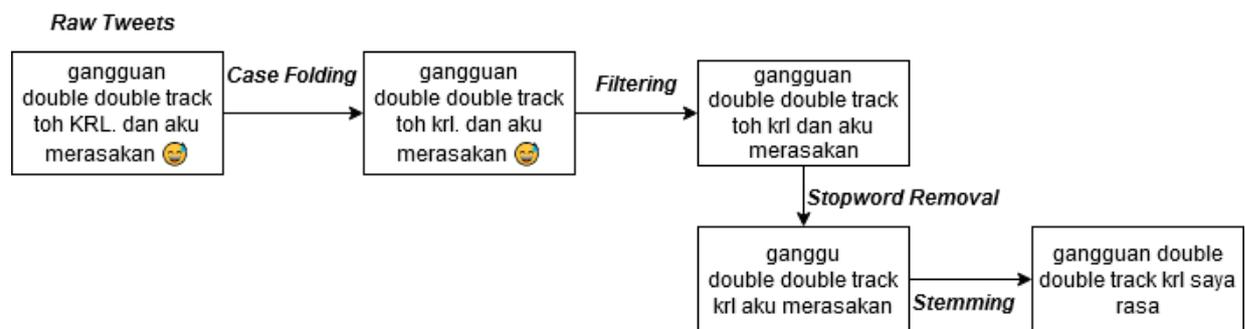
tweets yang terdapat di dalam korpus positif dan korpus negatif.

Label hasil *tweets* yang terklasifikasi berdasarkan korpus dapat dilihat pada Tabel 1. Nilai 0 dan nilai 0.285 pada Tabel 1 didapatkan dari hasil bagi antara nilai positif atau negatif dari setiap *tweets* dengan banyaknya kata pada *tweets* tersebut. Panjang *tweets* atau banyaknya kata pada tweet adalah 7. Nilai positif pada *tweets* adalah 0 karena *tweets* tidak mengandung kata positif berdasarkan korpus. Nilai negatif

diperoleh dari banyaknya kata negatif dibagi dengan panjang *tweets* yaitu $4/7$ atau sama dengan 0,285. Karena nilai negative lebih besar daripada nilai positif maka *tweets* tersebut memiliki label sentimen negatif.

Hasil Pelatihan Model

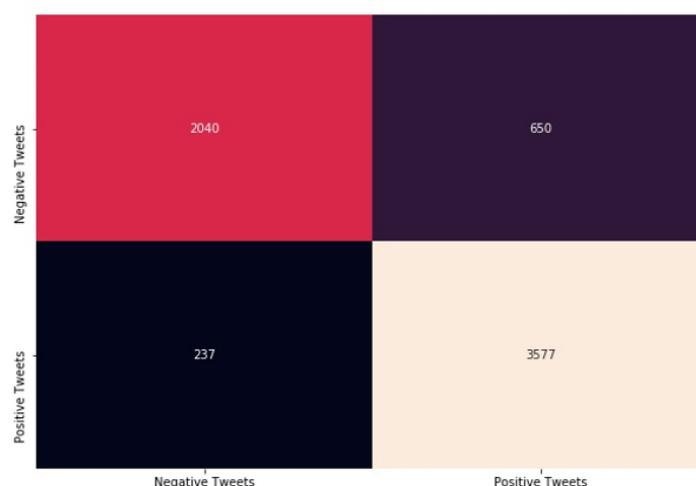
Tingkat keakuratan dari hasil pelatihan model didapat dari perhitungan *confusion matrix* dari pelatihan model dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 4. Contoh Tweet Hasil Preprocessing

Tabel 1. Cuplikan Label Berdasarkan Korpus

<i>Tweets Hasil Preprocessing</i>	Korpus Positif	Korpus Negatif	Nilai Positif	Nilai Negatif	Label Sentimen
ganggu double double track krl saya rasa	-	ganggu, double double track	0	0,285	Negatif
ac krl sangat bantu sekali udara luar panas pas masuk krl adem	adem, sangat, bantu	panas	0,250	0,0833	Positif
pagi terima kasih atas informasi sampai ini jadi evaluasi fokus perhati agar sampai informasi lebih baik	terima, terima kasih, lebih, baik	-	0,250	0	Positif



Gambar 5. Confusion Matrix Data Latih

Tabel 2. Cuplikan Hasil Validasi

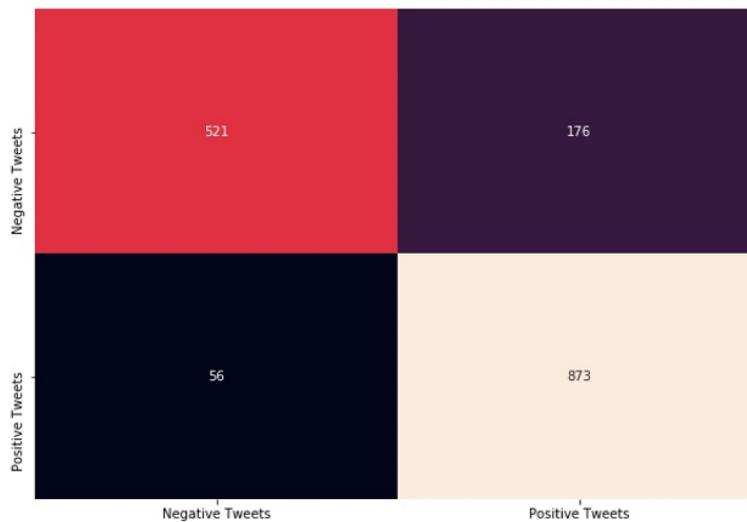
<i>Tweets</i>	Label Sentimen	Klasifikasi Model <i>Bernoulli Naive Bayes</i>
Tepat waktu cuma minta maaf kalau telat	Positif	Negatif
Cape euyy 1430 tahan mulu normalisasi double double track lama sekali malah buruk waktu krl akhir2	Negatif	Negatif
Malam mau tanya comlin paling pagi dr tanah abang tuju serpong jam berapa	Positif	Positif

Pada Gambar 5 ditunjukkan bahwa tweets yang terklasifikasi dengan benar berdasarkan label sentimen berdasarkan korpus adalah 2.040 untuk tweets negative dan 3.577 untuk tweets positif.

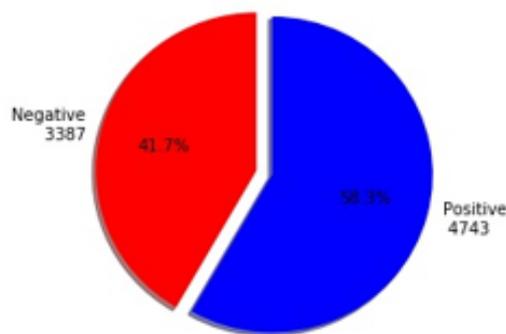
Tingkat keakuratan pelatihan model diukur dengan perhitungan untuk melihat ketepatan model dalam mengklasifikasi tweets ke dalam sentimen positif dan negatif. Berdasarkan 6.504 tweets data latih, didapat nilai akurasi sebesar 86.36% yang dihitung berdasarkan banyaknya tweets yang terprediksi dengan benar dibandingkan dengan seluruh tweets yang digunakan.

Hasil Validasi Model

Validasi model dilakukan terhadap 20% dataset yaitu 1.626 tweets yang diambil secara acak kemudian dibandingkan dengan hasil label sentimen berdasarkan korpus. Cuplikan hasil validasi klasifikasi sentimen dapat dilihat pada Tabel 2. *Confusion Matrix* dari validasi klasifikasi tweets dapat dilihat pada Gambar 6. Tingkat akurasi validasi diukur dengan perhitungan untuk melihat ketepatan model dalam mengklasifikasi tweets ke dalam sentimen positif atau negatif. Dari 1.626 tweets data validasi, berdasarkan *Confusion Matrix* diperoleh nilai akurasi validasi model sebesar 85.73%



Gambar 6. *Confusion Matrix* Data Validasi



Gambar 7. Hasil Analisis Sentimen Positif dan Negatif

Perbandingan banyaknya analisis sentimen positif dan negative dapat dilihat pada Gambar 7. Pada Gambar 7 ditunjukkan bahwa prosentase tweets dengan sentimen positif sebesar 58.3%. Prosentase ini lebih besar dibandingkan dengan tweets yang negatif. Berdasarkan hasil ini maka penumpang cenderung merasa positif dengan pelayanan KRL Commuterline.

Hasil Pengujian Model *Bernoulli Naive Bayes*

Pengujian model dilakukan terhadap *tweets* baru yang diambil dari media sosial Twitter sebanyak 20 *tweets*.

Data *tweets* baru merupakan data yang tidak terlibat dalam proses pelatihan dan validasi. Data *tweets* pengujian yang telah diklasifikasi oleh model dibandingkan dengan hasil klasifikasi berdasarkan korpus sebagai target. Cuplikan hasil pengujian dapat dilihat pada Tabel 4. Tiap pengukuran menggunakan *confusion matrix* untuk mendapatkan

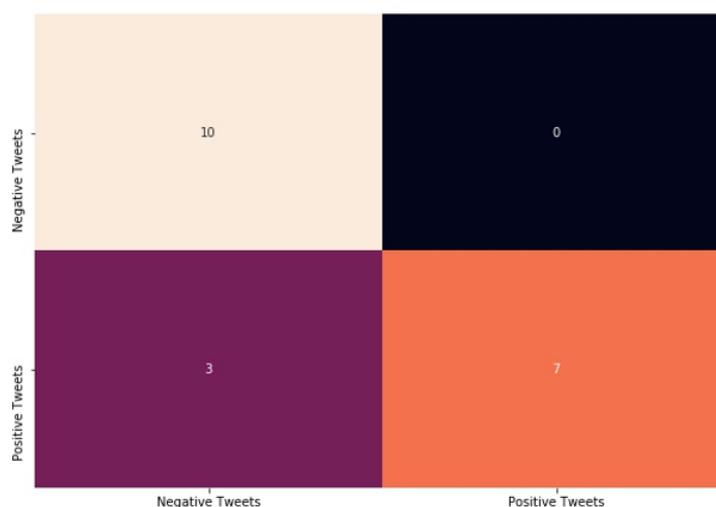
nilai-nilai yang dibutuhkan oleh masing-masing pengukuran. *Confusion Matrix* dari validasi klasifikasi *tweets* dapat dilihat pada Gambar 8.

Pada Gambar 8, terdapat 10 data *tweets* negatif yang terprediksi benar dengan sentimen negatif dan tidak ada data *tweets* yang terprediksi salah dengan sentimen positif sedangkan dari 10 data *tweets* positif dihasilkan 7 data *tweets* terprediksi benar dengan sentimen positif dan 3 data *tweets* terprediksi salah dengan sentimen negatif. Berdasarkan 20 *tweets* data *tweets* baru untuk

pengujian, diperoleh nilai akurasi pengujian model sebesar 85% . Nilai *precision* sebesar 77% untuk *tweets* negatif dan 100% untuk *tweets* positif. Nilai *recall* sebesar 100% untuk *tweets* negatif dan 70% untuk *tweets* positif. Nilai *f1* sebesar 87% untuk *tweets* negatif dan 82% untuk *tweets* positif. Akurasi model yang didapat dibandingkan penelitian sebelumnya masih lebih kecil. Hal ini dapat disebabkan oleh beberapa faktor diantaranya adalah banyaknya data, korpus yang digunakan, dan metode ekstraksi fitur.

Tabel 4. Cuplikan Hasil Pengujian

<i>Tweets Hasil Preprocessing</i>	Label Sentimen	Prediksi
Baru bangun krl dong nyaman bgt tuh tidur krl gin adem gmn gtu sampe pgn bawa guling	Positif	Positif
Biasa banget sih announcer bojonggede enggak ngasih tau kereta yang datang berapa rangkai susah itu ya cuma ngasih tau doang t i bat cape org lari commuterline curhatkrl	Negatif	Negatif
Commuterline min kereta tangerang panas bgt ya kayak ac nya enggak dingin deh no 8510 k1 1 89 64	Positif	Negatif



Gambar 8. Confusion Matrix Pengujian

KESIMPULAN DAN SARAN

Pada penelitian ini telah berhasil dilakukan analisis sentimen masyarakat terhadap pelayanan KRL Commuterline. Pendekatan yang digunakan untuk analisis sentimen adalah *machine learning* menggunakan algoritma *Bernoulli Naive Bayes* ke dalam sentimen positif dan negatif dengan mempelajari fitur-fitur pada *tweets* yang telah dilakukan *preprocessing* dan pelabelan berdasarkan korpus terlebih dahulu. Data *tweets* sebanyak 6.504 digunakan untuk pelatihan model dan divalidasi menggunakan 1.626 data *tweets* terhadap label sentimen. Berdasarkan hasil klasifikasi model Bernoulli Naive Bayes, berdasarkan 8130 data, maka 58,3% merupakan *tweets* positif.

Pengujian algoritma *Bernoulli Naive Bayes* menggunakan 20 data *tweets* baru yang tidak terlibat dalam proses pelatihan dan validasi model. Hasil pengujian menunjukkan tingkat akurasi yang diperoleh sebesar 85% dengan nilai rata-rata *recall* sebesar 85%, nilai rata-rata *precision* sebesar 88,5% dan nilai rata-rata F_1 sebesar 84,5%.

Pada penelitian selanjutnya analisis sentimen masyarakat terhadap pelayanan KRL Commuterline dapat dikembangkan dengan menggunakan pendekatan selain *machine learning* seperti *Convolutional Neural Network* (CNN) dan *Natural Language Processing* (NLP). Selain itu, fitur-fitur yang digunakan pada algoritma *Bernoulli Naive Bayes* juga dapat dieksplorasi

untuk meningkatkan keakuratan model serta pengembangan dalam pengambilan data dan pengklasifikasian *tweets* secara *real time*.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. Gerintya, "MRT Diluncurkan, Seberapa Parah Kemacetan Jakarta?," *Tirto.id*, 2019. [Daring]. Tersedia: <https://tirto.id/mrt-diluncurkan-seberapa-parah-kemacetan-jakarta-dkqz>. [Diakses: 10-Apr-2019].
- [2] D. R. Kawade dan K. S. Oza, "Sentiment Analysis: Machine Learning Approach," *International Journal of Engineering and Technology (IJET)*, vol. 9, no. 3, hal. 2183 - 2186, 2017.
- [3] O. R. Llombart, "Using Machine Learning Techniques for Sentiment Analysis, " <https://ddd.uab.cat/>, 2017, [Daring]. Tersedia:https://ddd.uab.cat/pub/tfg/2017/tfg_70824/machine-learning-techniques.pdf. [Diakses: 26 April 2019].
- [4] B. Liu, "Sentiment Analysis and Opinion Mining, " <https://www.cs.uic.edu/>, 2012, [Daring]. Tersedia:<https://www.cs.uic.edu/~liub/FBS/SentimentAnalysis-and-OpinionMining.pdf>. [Diakses: 24 April 2019].
- [5] A. D'Andrea, F. Ferri, P. Grifoni, dan

- T. Guzzo, "Approaches, Tools and Applications for Sentiment Analysis Implementation," *Int. J. Comput. Appl.*, vol. 125, no. 3, hal. 26–33, 2015.
- [6] Indriati dan A. Ridok, "Sentiment Analysis for Review Mobile Applications Using Neighbor Method Weighted K-nearest Neighbor," *J. Environ. Eng. Sustain. Technol.*, vol. 01, pp. 23–32, 2016.
- [7] Mushlihudin dan L. Zahrotun, "Perancangan Text Mining Pengelompokan Penelitian Dosen Menggunakan Metode Shared Nearest Neighbor Dengan Euclidean Similarity," *S N A T I F*, vol. 4, pp. 849–855, 2017.
- [8] R. I. Pristiyanti, M. A. Fauzi, and L. Muflikhah, "Sentiment Analysis Peringkasan Review Film Menggunakan Metode Information Gain dan K-Nearest Neighbor," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 2, pp. 1179–1186, 2018.
- [9] P. Antinasari1, R. S. Perdana, dan M. A. Fauzi, "Analisis Sentimen Tentang Opini Film Pada Dokumen Twitter Berbahasa Indonesia Menggunakan Naive Bayes Dengan Perbaikan Kata Tidak Baku," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 1, no. 12, hal. 1733-1741, 2017.
- [10] H. Tuhuteru dan A. Iriani, "Analisis Sentimen Perusahaan Listrik Negara Cabang Ambon Menggunakan Metode Support Vector Machine dan Naive Bayes Classifier," *Jurnal Pengembangan IT (JPIT)*, vol.03, no.03, hal. 394-401, 2018.
- [11] D. G. Nugroho, Y. H. Chrisnanto dan A. Wahana, "Analisis Sentimen Pada Jasa Ojek Online Menggunakan Metode Naive Bayes," Dalam *Prosiding Seminar Nasional Sains Dan Teknologi Ke-7*, 2016.
- [12] C. C. Aggarwal and C. X. Zhai, *A Survey of Text Classification Algorithms*. In: Aggarwal C., Zhai C. (eds) *Mining Text Data*. Boston, MA: Springer, 2012.
- [13] P. Tripathi, S. K. Vishwakarma, and A. Lala, "Sentiment Analysis of English Tweets Using RapidMiner," *2015 Int. Conf. Comput. Intell. Commun. Networks*, hal. 668–672, 2015.
- [14] S. K and D. R, "Designing a Machine Learning Based Software Risk Assessment Model Using Naive Bayes Algorithm," *TAGA J. Graph. Technol.*, vol. 14, pp. 3141–3147, 2018.
- [15] G. Qiang, "An Effective Algorithm For Improving The Performance Of Naive Bayes For Text Classification," Dalam *2010 Second International Conference on Computer Research and Development*, 2010.
- [16] A. McCallum and K. Nigam, "A comparison of event models for Naive Bayes text classification," Dalam *Proc.*

- AAAI/ICML-98 Workshop on Learning for Text Categorization, 1998, hal. 41-48.
- [17] C.D. Manning, P. Raghavan dan H. Schütze, "Introduction to Information Retrieval," England : New Cambridge University Press, pp. 234-265, 2008.
- [18] F. Pedregosa et.al, "Scikit-learn: Machine Learning in Python ," *Journal of Machine Learning Research*, vol. 12, no.85, hal.2825–2830, 2011.