Analisis Sentimen Komentar Instagram Terhadap Wacana Kebijakan Electronic Road Pricing (Erp) Di Jakarta Menggunakan Algoritma Naïve Bayes

Farhan Nugroho Burhansyah¹, Yan Sofyan Andhana Saputra^{2*},

¹Program Studi Teknologi Informasi Fakultas Teknik, Universitas Darma Persada ²Dosen Program Studi Teknologi Informasi Fakultas Teknik, Universitas Darma Persada Jl. Taman Malaka Selatan No.22, Pondok Kelapa, Duren Sawit, DKI Jakarta, Indonesia 13450

*Koresponden: <u>yansofyan@gmail.com</u>

Abstrak

Pemerintah DKI Jakarta memiliki rencana mengendalikan lalu lintas dengan memanfaatkan Jalan Berbayar Elektronik atau Electronic Road Pricing. Untuk mengetahui respon pengguna media sosial terhadap kebijakan tersebut, dilakukan analisis sentimen pada komentar aplikasi Instagram. Algoritma yang digunakan pada analisis sentimen ini adalah algoritma Naïve Bayes. Rancangan penelitian berdasarkan metodologi Knowledge Discovery in Databases, disingkat KDD. Penelitian ini menggunakan web scraping Apify untuk mengambil data postingan selama tahun 2023 sebanyak 1486 komentar aplikasi Instagram, dan python sebagai bahasa pemrogramannya. Penelitian ini menghasilkan kesimpulan kedalam tiga kelas sentimen, dengan jumlah masing-masing 97 label positif, 568 label negatif, dan 743 label netral. Untuk mengukur tingkat akurasi algoritma, pelaksanaan pengujian menggunakan metode split data 4 model, berturut-turut adalah model 90:10, 80:20, 70:30, dan 60:40. Pengujian akurasi dengan confusion matrix menunjukkan nilai akurasi tertinggi terdapat pada model 90:10, sedangkan pengujian akurasi dengan grafik ROC menunjukkan nilai AUC tertinggi pada model 90:20 dengan nilai 0.7335, sehingga bisa disimpulkan model berkualitas baik dalam membedakan kelas.

Kata kunci: : Analisis Sentimen; Electronic Road Pricing; Naïve Bayes Classifier

Abstract

The DKI Jakarta government has a plan to control traffic by utilizing Electronic Road Pricing. To find out the response of social media users to the policy, sentiment analysis was conducted on Instagram application comments. The algorithm used in this sentiment analysis is the Naïve Bayes algorithm. The research design is based on the Knowledge Discovery in Databases methodology, abbreviated as KDD. This research uses Apify web scraping to retrieve post data during 2023 as many as 1486 Instagram application comments, and python as the programming language. This research produces conclusions into three sentiment classes, with 97 positive labels, 568 negative labels, and 743 neutral labels respectively. To measure the accuracy of the algorithm, testing was carried out using the split data method of 4 models, respectively 90:10, 80:20, 70:30, and 60:40 models. Accuracy testing with confusion matrix shows the highest accuracy value is in the 90:10 model, while accuracy testing with the ROC graph shows the highest AUC value in the 90:20 model with a value of 0.7335, so it can be concluded that the model is of good quality in distinguishing classes.

Keywords: Sentiment Analysis; Electronic Road Pricing; Naïve Bayes Classifier.

1. Pendahuluan

Lalu lintas yang padat dan kemacetan yang parah telah menjadi masalah yang meresahkan di banyak kota metropolitan, termasuk DKI Jakarta. *Electronic Road Pricing* (ERP) telah banyak dimanfaatkan untuk mengendalikan lalu lintas di banyak kota besar. Banyak media – media informasi yang ada seperti halnya media sosial instagram digunakan berbagai kalangan untuk menyampaikan pendapatnya dalam bentuk komentar. Opini-opini pada aplikasi inilah yang kemudian bisa digali informasinya, termasuk untuk memetakan berbagai respon masyarakat terhadap kebijakan publik.

Berdasarkan hal ini, penulis melakukan penelitian menggunakan media sosial Instagram untuk mendapatkan tanggapan atau opini dari pengguna terkait dengan Wacana Kebijakan *Electronic Road Pricing*. Hal ini bertujuan untuk memahami bagaimana masyarakat merespons dan memberikan gambaran umum tentang pendapat mereka terhadap wacana ini. Hasil analisis sentimen berupa opini positif atau negatif yang berasal dari

komentar masyarakat ini diharapkan bisa menjadi masukan bagi pemerintah untuk melanjutkan atau mengkaji lebih lanjut kebijakan tersebut.

2. Landasan Teori

2.1 Analisis Sentimen

Analisis sentimen ini berfokus pada pemikiran mereka yang mengekspresikan atau menyarankan emosi positif atau negatif, dan analisis sentimen semacam ini sering berfokus pada pengguna media sosial. Saat ini, analisis sentimen adalah titik fokus penelitian media sosial [1].

2.2 Instagram

Instagram adalah layanan jejaring sosial berbagi foto dan video yang dimiliki oleh perusahaan Amerika, *Meta Platforms*. Aplikasi ini memungkinkan pengguna untuk mengunggah media yang dapat diedit dengan filter atau diatur dengan tagar dan penandaan geografis.

2.3 Apify

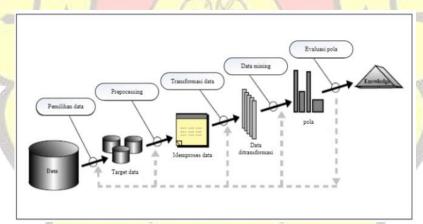
Apify adalah platform pengembangan yang mengkhususkan diri dalam otomatisasi web *scraping* dan ekstraksi data. Dengan Apify, pengguna dapat dengan mudah mengumpulkan informasi dari berbagai situs web tanpa harus melakukan pengembangan dan pemeliharaan infrastruktur web *scraping* sendiri.

2.4 Data Mining

Data *Mining* atau penambangan data atau juga disebut penggalian data merupakan sebuah proses dalam penemuan atau identifikasi sebuah pola informasi yang bermanfaat untuk pengguna dan juga proses penemuan atau identifikasi tren di dalam kumpulan data yang berukuran besar [2].

2.5 KDD (Knowledge Discovery in Database)

Knowledge Discovery of Database (KDD) adalah prosedur sistematis untuk menemukan pola yang valid, baru, berharga, dan dapat ditafsirkan dalam kumpulan data yang luas dan rumit. Secara umum, prosedur KDD ditunjukkan pada Gambar 1 di bawah ini [3].



Gambar 1. Tahapan Knowledge Discovery in Database [3].

Adapun tahapan-tahapan proses Knowledge Discovery in Database (KDD), sebagai berikut[3]:

1. Data Selection

Data *selection* atau pemilihan data dari kelompok data operasional penting dilaksanakan sebelum dimulainya tahap penggalian informasi dalam KDD.

2. Pre-Processing

Data tersebut baik dari database perusahaan atau hasil percobaan, dan isinya sering hilang, salah, atau tidak benar. Namun, nilai akurasi dari hasil data mining dapat dikurangi dengan adanya kualitas data yang tidak relevan dengan penelitian

3. Transformation

Untuk mengaplikasikan pada sejumlah teknik data mining dibutuhkan format data khusus. Contohnya pada teknik seperti analisis asosiasi dan *clustering* hanya dapat menerima variabel kategorikal. Oleh karena itu data numerik perlu dipecah menjadi sejumlah interval.

4. Data Mining

Data *mining* adalah proses mencari pola atau wawasan yang tidak biasa dalam satu set data yang telah diambil melalui strategi atau prosedur yang telah ditentukan. Data yang ideal baiknya memadai sebagai data riset.

5. Interpretation (Evaluation)

Dari proses data *mining* dimana struktur data yang dihasilkan perlu disajikan dengan cara yang dapat diakses oleh mereka yang akan menggunakannya. Bagian dari prosedur KDD, langkah ini dikenal sebagai interpretasi. Pada titik ini, adalah untuk memeriksa dan melihat apakah ada pola atau informasi yang ditemukan bertentangan dengan pengetahuan yang ada.

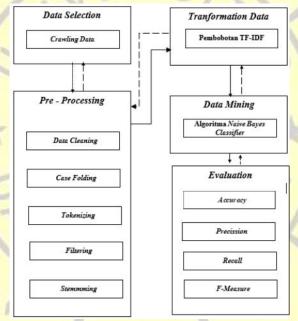
3. Metodologi

3.1. Objek Penelitian

Objek penelitian ini yaitu membahas analisis sentimen terhadap wacana kebijakan *Electronic Road Pricing* (ERP) di Jakarta. Adapun algoritma yang digunakan pada analisis ini adalah algoritma *Naïve Bayes*. Sebuah algoritma klasifikasi yang didasarkan pada teorema Bayes [4]. Data dikumpulkan secara otomatis dari komentar aplikasi Instagram dengan alat *web-scraping* kemudian dikelompokkan menjadi 3 kelas, masingmasing kelas positif, netral dan negatif.

3.2 Metodologi dan Rancangan Penelitian

Pada penelitian sentimen ini, analisis memanfaatkan metode *Knowledge Discovery in Databases* atau disingkat KDD. Tahapan KDD yang dilakukan, berturut-turut *Data Selection*, *Pre Processing*, *Transformation*, *Data Mining*, *Evaluation* dengan rincian rancangan penelitian seperti pada Gambar 2 di bawah ini.



Gambar 2. Rancangan Penelitian

3.3.1 Data Selection

Tahap awal yang harus dilakukan pada penelitian ini adalah pemilihan dan pengumpulan data. Alat atau aplikasi yang digunakan adalah aplikasi *web-scraping* untuk memperoleh data yang sesuai dengan topik penelitian [5], yaitu komentar bersumber dari media sosial Instagram tentang kebijakan ERP.

3.3.2 Pre Processing

Data *Pre Processing* bertujuan untuk mengubah data mentah menjadi data berkualitas tinggi sehingga data dapat diproses lebih lanjut ketahap klasifikasi. Fase ini digunakan untuk menghapus data yang tidak diinginkan atau tidak konsisten dari kumpulan data mentah [6]. Data bermasalah, seperti data yang *error* atau *corrupt*.

3.3.3 Transformation

Penentuan kelas atau kategori pada KDD memerlukan proses perubahan bentuk teks menjadi representasi bertipe numerik. Kemudian dilakukan pengukuran bobot nilai untuk mengukur kontribusi kata penting pada dokumen. Pengukuran ini menggunakan TF-IDF (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*). Yaitu dengan mengalikan jumlah frekuensi kata dengan *inverse* frekuensi kata dalam dokumen [7].

3.3.4 Data Mining

Setelah pengukuran bobot nilai setiap kata penting pada dokumen, selanjutnya dilakukan penggalian data atau penambangan data untuk menemukan pola atau informasi yang bermanfaat. Proses penemuan pola yang dilakukan dengan menggunakan algoritma *Naïve Bayes* untuk mengelompokan kalimat menjadi 3 kelas, yaitu kelas negatif, kelas positif dan kelas netral.

3.3.5 Evaluation

Tahap terakhir penelitian ini adalah evaluasi pola, diantaranya berfungsi untuk validasi pola, menilai relevansi pola dan interpretasi pola. Evaluasi dilakukan dengan memanfaatkan *Confusion Matrix* [8] dan grafik ROC-AUC, sehingga diketahui kinerja algoritma *Naïve Bayes* pada analisis sentimen ini.

4. Hasil dan Pembahasan

4.1 Hasil Data Selection

Setelah melakukan proses pengumpulan dan pemilihan data komentar pada aplikasi Instagram dengan alat web-scraping diperoleh data sejumlah 1486 komentar dalam bahasa Indonesia. Web-scraping yang digunakan adalah platform Apify yang digunakan untuk mengakses komentar antara tanggal 1 Januari 2023 sampai dengan 15 Februari 2023. Tabel 1 dibawah ini menunjukkan beberapa atribut yang digunakan pada proses pengumpulan data.

 No
 Atribut
 Penjelasan

 1
 userId
 UserId pengguna Instagram.

 2
 createdAt
 Waktu dan tanggal dari pembuatan cuitan tersebut.

 3
 text
 Komentar Instagram

Tabel 1. Atribut Pengumpulan Data

4.2 Hasil Pre-Processing

4.2.1 Hasil *Cleaning* atau Pembersihan Pra Proses

Data yang telah dikumpulkan dibersihkan untuk menghilangkan *noise* (kebisingan) atau membuang bagian data yang tidak berguna seperti penghapusan URL, angka, simbol-simbol yang tidak diperlukan, kesalahan ketik, kata duplikasi, tanda baca, atau noise lainnya. Tabel 2 berikut menunjukkan contoh hasilnya.

Tabel 2. Contoh Hasil Pembersihan Pra Proses

No	Sebelum	Sesudah
1	(自) 自 ide bagus pro dan kontra sih tapi ndk pa2	ide bagus pro dan kontra sih tapi ndk pa
2	Klo gtu penjualan mobil di Indonesia di stop hanya yg boleh 1 keluarga cuma 1 mobil pribadi bersifat untuk 5 org	Klo gtu penjualan mobil di Indonesia di stop hanya yg boleh keluarga cuma mobil pribadi bersifat untuk org

4.2.2 Hasil Case Folding

Case folding adalah proses merubah huruf kapital menjadi kecil bisa dilihat pada Tabel 4.3.

Tabel 3. Contoh Hasil Proses Case Folding

Sebelum	Sesudah
Klo gtu penjualan mobil di Indonesia di	klo gtu penjualan mobil di indonesia di
stop hanya yg boleh keluarga cuma	stop hanya boleh keluarga cuma mobil
mobil pribadi bersifat untuk org	pribadi bersifat untuk org

4.2.3 Hasil Proses *Tokenizing*

Data komentar yang berbentuk kalimat diubah menjadi bentuk perkata. Proses ini memudahkan dalam tahap transformasi. Tabel 4 berikut menunjukkan contoh hasil tahap proses *Tokenizing*.

Tabel 4. Contoh Hasil Proses Tokenizing

Sebelum	Sesudah Sesudah
klo gtu penjualan mobil di Indonesia di stop hanya yg boleh keluarga cuma	'klo', 'gitu', 'penjualan', 'mobil', 'di', 'indonesia', 'di', 'stop', 'hanya', 'boleh', 'keluarga', 'cuma',
mobil pribadi bersifat untuk org	'mobil, 'pribadi', 'bersifat', 'untuk', 'org'

4.2.4 Hasil Proses Filtering

Proses *filtering* dilakukan untuk membersihkan dari kata-kata yang tidak memberikan arti secara signifikan atau relevan pada proses pengelompokan. Proses ini disebut juga penghapusan kata-kata *Stopword*, misalnya kata kata "nya", "di", "dan", "dari". Tabel 5 berikut menunjukkan contoh hasil tahap proses *Filtering*.

Tabel 5. Contoh Hasil Proses Filtering

'klo', 'gitu', 'penjualan', 'mobil', 'di', 'indonesia',	'klo', 'penjualan', 'mobil', 'indonesia',
'di', 'stop', 'hanya', 'boleh', 'keluarga', 'cuma',	'stop', 'keluarga', 'mobil, 'pribadi',
'mobil, 'pribadi', 'bersifat', 'untuk', 'org'	'bersifat', 'org

4.2.5 Hasil Proses Stemming

Tahap lanjutan yang dilakukan dari Pra Proses adalah proses menemukan akar kata atau pencarian kata dasar dengan menghilangkan imbuhan yang terdapat pada awal, akhir, ataupun kombinasi dari keduanya. Dari proses *stemming* diperoleh hasil sejumlah 1407 kata dasar.

4.2.6 Transformation Data

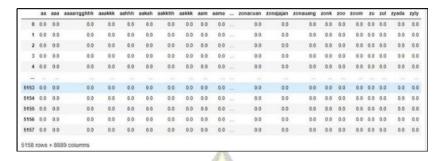
Pada tahap ini dilakukan beberapa proses perubahan bentukan data agar bisa dilakukan proses pengelompokan data menjadi beberapa kelas. Pertama, dilakukan perhitungan skor sentimen dengan mencari jumlah kata dengan sentimen positif dan jumlah kata dengan sentimen negatif. Penentuan apakah kata tersebut merupakan sentimen positif atau sentimen negatif, berdasarkan kamus *Lexicon* dan kata negatif yang berasal dari penelitian Koto dan Rahmaningtiyas [9]. Kata yang bermakna sentimen positif diberi nilai 1 dan bermakna sentimen negatif diberi nilai -1. Proses selanjutnya, adalah menentukan polaritas kalimat apakah kalimat tersebut menunjukkan sentimen positif atau menunjukkan sentimen negatif [10]. Apabila jumlah skor sentimen semua kata pada kalimat tersebut bernilai lebih dari 0 (nol) maka kalimat tersebut dikelompokkan pada kelas positif, jika jumlah skor kurang dari 0 (nol) dikelompokkan pada kelas negatif. Selain dua kelompok itu disebut kelas netral. Tabel 6 berikut menunjukkan hasil pengelompokan polaritas kalimat menjadi tiga kelas atau tiga label.

Tabel 6. Jumlah Pada Setiap Kelas/Label

racer of building race Settap Relative			
Label/Kelas	Jumlah		
Positif	97		
Negatif	568		
Netral	743		
Total	1408		

Proses terakhir dari transformasi data adalah pengukuran nilai bobot sentimen dengan perhintungan TF-IDF

menggunakan fungsi *TfidfVectorizer* yang ada pada pustaka *sklearn*. Berikut pada Gambar 3 adalah hasil perhitungan nilai bobot dengan TF-IDF.



Gambar 3. Hasil Perhitungan Bobot dengan Tf-Idf.

4.2.7 Skenario Data *Mining*

Tabel 7 berikut menunjukkan skenario model yang dilakukan pada saat pengolahan klasifikasi data dengan fungsi *Multinominal Naïve Bayes* pada pustaka *sklearn.naive_bayes*. Perhitungan dengan algoritma *Naïve Bayes* ini berdasarkan 4 skenario *split* data training dan testing, berturut-turut adalah 90:10, 80:20, 70:30 dan 60:40.

	Tabel 7. Tabel Skenario Spin Data.					
1	Present	ase Data	Jumlah Data			
	Training Testing		Training	Testing		
	90% 10% 80% 20%		1267	141		
			1126	282		
	70%	30%	986	422		
	60%	40%	845	563		
	To	otal	14	108		

Tabel 7. Tabel Skenario Split Data.

4.2.8 Hasil Evaluation

Berikut adalah hasil pengujian model berdasarkan 4 skenario split data sebelumnya dengan menggunakan *Confusion Matrix*. Lihat Gambar 4 di bawah ini. Keluaran nilai pada pengujian model ini adalah nilai akurasi, presisi, *recall* dan *fl-score*. Berturut-turut dibawah ini adalah hasil pengujian klasifikasi Naive Bayes dengan *Confusion Matrix*, berdasarkan 4 skenario pembagian data. Hasil pengujian pada pembagian data 90:10 diperoleh hasil dengan nilai akurasi 64%, presisi 43%, *recall* 47% dan *fl-score* 45%

	actual:positif	actual:netral	actual:negatif
predicted:positif	0	0	0
predicted:netral	5	52	25
predicted:negatif	7	13	38
Multinominal NB Accuracy		0.6428571	L428571429
Multinominal NB Precision		0.4297729	184188393
Multinominal NB Recall		0.4677248	8677248677
Multinominal NB F-Measure		0.445194	055583666

Gambar 4. Hasil Pengujian pada Pembagian Data 90:10

Hasil pengujian pada pembagian data 80:20 didapatkan hasil dengan nilai akurasi 67%, presisi 45%, *recall* 48% dan *f1-score* 45%, lihat Gambar 5 di bawah ini.

	actual:positif	actual:netral	actual:negatif
predicted:positif	0	0	0
predicted:netral	10	116	56
predicted:negatif	10	17	70
Multinominal NB	Accuracy :	0.6666666	666666666
Multinominal NB	Precision :	0.4530040	406329066
Multinominal NB Recall		0.4759120022277917	
Multinominal NB	F-Measure :	0.4547702	0903029874

Gambar 5. Hasil Pengujian pada Pembagian Data 80:20

Hasil pengujian pada pembagian data 70:30 didapatkan hasil dengan nilai akurasi 66%, *presisi* 45%, *recall* 47% dan *f1-score* 45%. Lihat Gambar 4.4 di bawah ini.

		actual:positif	actual:netral	actual:negatif
pr	edicted:positif	0	O	0
pr	edicted:netral	18	177	91
pr	edicted:negatif	13	22	97
М	ultinominal NB	Accuracy :	0.655502	3923444976
М	ultinominal NB	Precision :	0.451243	2012432012
М	ultinominal NB	Recall	0.468468	2276631384
М	ultinominal NB	F-Measure	0.445382	3024054983

Gambar 4.4 Hasil Pengujian pada Pembagian Data 70:30

Hasil pengujian pada pembagian data 60:40 didapatkan hasil dengan nilai akurasi 66%, presisi 45%, recall 46%, dan f1-score sebesar 44%. Lihat Gambar 4.5 di bawah ini.

	actual:positif	actual:netral	actual:negatif
predicted:positif	0	0	0
predicted:netral	24	244	118
predicted:negatif	16	33	123
Multinominal NB	Accuracy :	0.6577060	931899642
Multinominal NB	Precision :	0.4490802	1046712454
Multinominal NB	Recall :	0.4637466233253941	
Multinominal NB	F-Measure :	0.4438966	3731637813
	predicted:netral predicted:negatif Multinominal NB / Multinominal NB Multinominal NB	predicted:positif 0 predicted:netral 24	predicted:netral 24 244 predicted:negatif 16 33 Multinominal NB Accuracy : 0.6577060 Multinominal NB Precision : 0.4490802 Multinominal NB Recall : 0.4637466

Gambar 6. Hasil Pengujian pada Pembagian Data 60:40

Pengukuran kinerja model pada penelitian ini juga menggunakan nilai AUC (Area Under Curve) dan kurva ROC (ReceiverOperating Characteristics). Tabel 8 berikut menunjukkan hasil pengujian model sesuai 4 skenario pembagian data dengan AUC dan ROC.

Tabel 8. Kinerja Model Berdasarkan AUC

Skenario	AUC	Kualitas
90:10	0.7327	Fair Classification
80:20	0.7335	Fair Classification
70:30	0.7247	Fair Classification
60:40	0.7151	Fair Classification

Berdasarkan tabel pengujian model diatas, semua model pembagian data memberikan hasil AUC yang cukup baik. Artinya model bisa melakukan klasifikasi dengan cukup baik. Hasil AUC tertinggi diperoleh pada

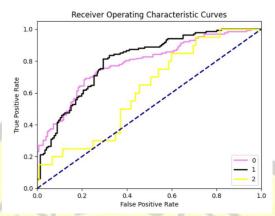
model dengan pembagian data 80:20 dengan nilai 0.7335 sedangkan yang terendah adalah model dengan pembagian data 60:40, dengan nilai 0.7151.

Adapun grafik ROC pada Gambar 7 menunjukkan nilai AUC tertinggi diperoleh pada model pembagian data 80:20.

AUC for Class 0: 0.784

AUC for Class 1: 0.8

AUC for Class 2: 0.617



Gambar 7 Grafik ROC Pembagian Data 80:20

Untuk menghitung skor ROC AUC, kita bisa menjumlahkan masing-masing skor setiap kelas dibagi jumlah kelas. Kelas positif diwakili oleh garis warna kuning, kelas negatif diwakili garis warna merah muda, dan kelas netral diwakili garis warna hitam. Berikut adalah berturut nilai setiap kelas: 0.617 (positif), 0.782 (negatif), dan 0.807 (netral).

ROC AUC
$$Score = \frac{0.617 + 0.8 + 0.784}{3} = 0.7337$$

Hasil dengan nilai AUC tertinggi yaitu 0.7337 didapatkan dari model pembagian data 80:20 yang berarti model memiliki kinerja klasifikasi yang cukup baik.

4.3. Pembahasan

Pada penelitian analisis sentimen wacana kebijakan ERP di Jakarta ini telah menghasilkan model klasifikasi berdasarkan algoritma *Naive Bayes*. Untuk menguji model yang dihasilkan telah dilakukan uji kinerja model dengan menggunakan *Confusion Matrix* dan ROC-AUC. Tabel 9 berikut menunjukkan ringkasan hasil uji kinerja model tersebut.

Model	Accuracy	Precision	Recall	F-Measure	AUC	Kualitas
90:10	64%	43%	47%	45%	0.80	Klasifikasi Cukup Baik
80:20	67%	45%	58%	45%	0.79	Klasifikasi Cukup Baik
70:40	66%	45%	47%	45%	0.78	Klasifikasi Cukup Baik
60:40	66%	45%	46%	44%	0.77	Klasifikasi Cukup Baik

Tabel 9. Hasil Evaluasi Setiap Skenario Pembagian Data

Berdasarkan tabel diatas, model 80:20 memperoleh nilai akurasi tertinggi, tetapi nilai AUC yang lebih rendah dari model 90:10. Pada model 90:10 walaupun nilai AUC tertinggi tetapi memiliki nilai lainnya yang lebih rendah dari model 80:20, sehingga bisa dikatakan model 80:20 memiliki nilai kinerja terbaik dan kualitas klasifikasi cukup baik.

5. Kesimpulan

Pada penelitian ini, yaitu analisis sentimen wacana kebijakan ERP Jakarta dengan algoritma *Naïve Bayes* diperoleh kesimpulan berikut:

Penelitian berhasil mengelompokkan sentimen kedalam 3 kelas yaitu kelas Positif, kelas Negatif dan

kelas Netral. Dengan jumlah sentimen yang paling banyak pada kelas Netral. Adapun rincian jumlah masing-masing pada masing-masing kelas berturut-turut adalah 97 label, 568 label, dan 743 label. Hal ini yang menunjukkan bahwa pendapat masyarakat terhadap kebijakan Jalan Elektronik Berbayar atau *Electronic Road Pricing* di Jakarta cenderung netral. Berdasarkan pengujian kinerja model dengan 4 skenario yaitu 90:10, 80:20, 70:30, dan 60:40, pengujian menggunakan *Confusion Matrix* dan grafik ROC-AUC. Hasil perhitungan menunjukkan model 80:20 memperoleh nilai akurasi tertinggi, tetapi nilai AUC yang lebih rendah dari model 90:10. Pada model 90:10 walaupun nilai AUC tertinggi tetapi memiliki nilai lainnya yang lebih rendah dari model 80:20, sehingga bisa dikatakan model 80:20 memiliki nilai kinerja terbaik dan kualitas klasifikasi cukup baik.

Daftar Pustaka

- [1] Septian, J. A., Fahrudin, T. M., & Nugroho, A. (2019). Journal of Intelligent Systems and Computation 43. hal.
- [2] Larose, D. T., & Larose, C. D. (2014). Discovering knowledge in data: an introduction to data mining (Vol. 4). John Wiley & Sons.
- [3] Nofriansyah, D., Kom, S., & Kom, M. (2015). Konsep data mining vs sistem pendukung keputusan. Deepublish.
- [4] Basit, A. (2020). Implementasi Algoritma Naive Bayes Untuk Memprediksi Hasil Panen Padi. Jurnal Teknik Informatika Kaputama (JTIK) 2020, 4(2), 208–213.
- [5] Mitchell, Ryan. (2018). Web Scraping with Python, Collecting More Data from the Modern Web. O'Reilly Media, Inc
- [6] Sugiharto, K. R., & Lhaksmana, K. M. (2018). Analisis Sentimen Terhadap Toko Online Menggunakan Naive Bayes Pada Media Sosial Twitter. EProceedings of Engineering, 5(3).
- [7] Rahayu, Prastyadi Wibawa dkk. (2024). Buku Ajar Data Mining, PT. Sonpedia Publishing Indonesia.
- [8] Han, J., Pei, J., & Kamber, M. (2011). Data mining: concepts and techniques. Elsevier.
- [9] Koto, F., & Rahmaningtyas, G. Y. (2017). Inset lexicon: Evaluation of a word list for Indonesian sentiment analysis in microblogs. 2017 International Conference on Asian Language Processing (IALP), 391–394.
- [10] Alaei, A. R., Becken, S., & Stantic, B. (2019). Sentiment analysis in tourism: capitalizing on big data. Journal of Travel Research, 58(2), 175–191.

