

ANALISIS SENTIMEN *REVIEW* APLIKASI BERITA *ONLINE* PADA GOOGLE PLAY MENGGUNAKAN METODE NAÏVE BAYES STUDI KASUS: TRIBUNNEWS.COM

Aditya Samiaji¹, Bayu Hananto, S.Kom., M.Kom.², Desta Sandya Prasvita, S.Komp., M.Kom.³
S1 Informatika/Fakultas Ilmu Komputer
Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jakarta
Jl. Rs. Fatmawati Raya, Pd. Labu, Kec. Cilandak, Kota Depok, Daerah Khusus Ibukota Jakarta
12450
adityas@upnvj.ac.id¹, bayuhananto@upnvj.ac.id², desta.sandya@upnvj.ac.id³

Abstrak. Aplikasi Tribunnews merupakan sebuah aplikasi berita online yang sudah diunduh lebih dari 500 ribu pengguna. Pesatnya perkembangan teknologi seluler genggam membawa dampak yang sangat besar bagi umat manusia dalam penggunaan smartphone dan internet. Banyaknya orang yang mencari berita secara online membuat orang mengunduh aplikasi berita online. Berita sudah menjadi kebutuhan informasi harian bagi masyarakat untuk mengetahui perkembangan berbagai kejadian. Tribunnews.com termasuk salah satu portal berita online yang memiliki banyak pengunduh. Sehingga penulis melakukan penelitian analisis sentimen dengan melakukan klasifikasi sentimen ulasan menggunakan metode Naïve Bayes. Hasil pengujian beberapa model menggunakan seleksi fitur dan tidak menggunakan seleksi fitur didapat akurasi tertinggi yaitu model dengan seleksi fitur dan di *oversampling undersampling* memiliki *accuracy* sebesar 0,96; nilai *precision* sebesar 0,97; nilai *recall* sebesar 0,98; nilai *specificity* sebesar 0,88 dan AUC sebesar 0,93.

Kata kunci: Analisis Sentimen, Tribunnews.com, Naïve Bayes, Klasifikasi, Seleksi Fitur.

1. Pendahuluan

Adanya perkembangan teknologi informasi ini memberikan alternatif baru dalam penyebaran berbagai informasi. Hal tersebut menjadi pendorong pada dunia jurnalisme secara *online*. Aplikasi berita *online* yang bermunculan dapat mengalahkan popularitas media cetak dan elektronik. Tribunnews.com adalah sebuah media berita *online* yang memiliki banyak peminat. Hal ini dapat diketahui menurut jumlah pengunduh aplikasi Tribunnews.com pada *Google Play* yang mencapai 500 ribu unduhan hingga pada tanggal 10 November 2021. Ketatnya persaingan antara Tribunnews.com dan beberapa portal berita *online* lainnya menjadi perhatian khusus dalam melakukan pengembangan dan pembaharuan aplikasi. Dengan adanya ulasan *Google Play* pengguna aplikasi Tribunnews.com dapat memberikan pendapat atau opini terkait penilaian pengguna terhadap aplikasi tersebut. Ulasan merupakan suatu kalimat atau teks yang berisi komentar atau penilaian terhadap aplikasi tersebut. Dengan analisis sentimen ulasan pengguna aplikasi Tribunnews.com akan diklasifikasikan, kedalam kelas positif ataupun negatif menggunakan metode klasifikasi.

Berdasarkan kajian dalam penelitian terdahulu oleh Vynska Amalia Permadi dengan judul “Analisis Sentimen Menggunakan Algoritma Naive Bayes Terhadap *Review* Restoran di Singapura” memiliki akurasi sebesar 73% [1] kemudian diikuti penelitian selanjutnya yang dilakukan oleh Suwanda Aditya Saputra dengan judul “Analisis Sentimen E-Wallet Pada *Google Play* Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Berbasis Particle Swarm Optimization” memiliki akurasi 83.6% [2] dan kemudian penelitian yang dilakukan oleh Saptari et al., dengan judul “Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Pelayanan Unit Gawat Darurat Rumah Sakit Umum Di Indonesia Menggunakan Seleksi Fitur Information Gain Dan Support Vector Machine” menunjukkan pengaruh seleksi fitur menggunakan seleksi fitur *Information Gain* meningkatkan performa model yang tadinya model tidak menggunakan seleksi fitur memiliki ukuran AUC

0.553, CA 0.811, F1 0.727, Precision 0.658, dan Recall 0.811 mengalami peningkatan setelah digabungkan menggunakan seleksi fitur *Information Gain* menjadi AUC 0.993, CA 0.980, F1 0.980, Precision 0.981 dan Recall 0.980 [3]. Algoritma Naïve Bayes memiliki akurasi yang cukup memadai namun model Naïve Bayes pada penelitian kedua yang menggunakan seleksi fitur memiliki akurasi yang lebih baik kemudian diikuti oleh penelitian ketiga dengan metode SVM yang digabungkan dengan seleksi fitur *Information Gain* mengalami peningkatan yang cukup besar, sehingga pada penelitian ini dilakukan analisis data dari ulasan aplikasi berita *online* Tribunnews.com yang terdapat dalam PlayStore dengan menggunakan algoritma Naïve Bayes untuk membangun model klasifikasi sentimen menggunakan seleksi fitur *Information Gain* guna mengetahui performa algoritma ini dalam melakukan klasifikasi sentimen analisis pada aplikasi portal berita *online* Tribunnews.com baik menggunakan seleksi fitur IG maupun tidak menggunakan seleksi fitur.

2. Landasan Teori

2.1 Analisa Sentimen

Analisis sentimen merupakan respon seseorang terhadap suatu entitas (peristiwa, topik, atau orang) yang tujuannya untuk secara otomatis memahami, mengekstrak, dan mengelola data untuk memberikan informasi emosional, informasi penting yang terkandung dalam opini dan pernyataan. Manfaat dan dampak analisis sentimen pada aplikasi dan penelitian berkembang pesat, dan banyak perusahaan berfokus pada layanan analisis sentimen [4].

2.2 Berita

Menurut Assegaf berita adalah laporan berbasis fakta yang dikemas untuk menarik perhatian pembaca, karena hal penting mencakup aspek *human interest* termasuk emosi, ketegangan, dan humor [5].

2.3 Data Mining

Data *mining* merupakan suatu proses menganalisa data yang berbeda lalu disimpulkan menjadi sebuah pola, informasi, dan pengetahuan yang penting dalam peningkatan keuntungan, memperkecil biaya pengeluaran, atau kedua-duanya [6].

2.4 Text Mining

Text mining menurut Adiwijaya (2006) adalah penemuan fakta, informasi, serta koneksi tersembunyi dalam teks saat memproses dan menganalisis data dalam jumlah besar, struktur yang tidak lengkap dan kompleks, dimensi tinggi, dan *noise* data [7].

2.5 Fleiss Kappa

Asif dkk (2016) menjelaskan bahwa *Kappa Fleiss* adalah ukuran statistik yang digunakan untuk mengukur konsensus antara satu set evaluator (*inter-rater reliability* atau IRR) dengan tetap ketika mengklasifikasi objek dalam skala nominal [8]. *Kappa value* akan dijadikan sebagai tolak ukur dari hasil kesepakatan antar anatator label untuk melihat tingkat kesepakatan label.

2.6 Seleksi Fitur

Menurut nababan (2018) mengatakan bahwa Seleksi Fitur adalah sebuah metode untuk mengurangi dan menghilangkan fitur yang tidak relevan ketika saat dilakukan klasifikasi [9].

2.7 Naïve Bayes Classifier

Menurut (Zhang, 2004) Naïve Bayes merupakan suatu pembelajaran algoritma bersifat induktif dan sangat efektif serta efisien dala data *mining* dan *machine learning* [10].

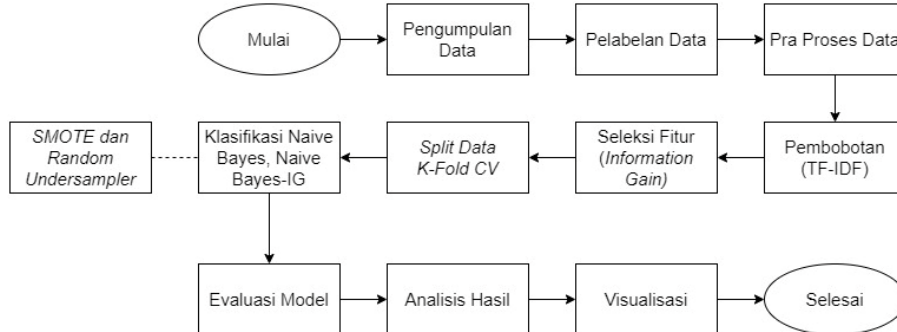
2.8 Evaluasi Model

Evaluasi model digunakan untuk mengukur performa sebuah metode algoritma yang dilakukan. Proses evaluasi model dilakukan dengan mengukur kinerja dari model klasifikasi yang telah dibuat dan diketahui akurasi [11]. Dalam penelitian ini digunakan evaluasi model dengan *Confusion Matrix* yang terdiri dari *accuracy*, *recall*, *precision* dan *specificity*.

3. Metodologi Penelitian

3.1 Tahap Penelitian

Dalam melakukan penelitian terdapat alur yang diterapkan oleh peneliti sesuai pada gambar berikut.



Gambar 1. Alur Penelitian

3.2 Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan data *review* 1036 *review* yang diambil dari *Google Play* yang akan menjadi pokok penelitian. Data yang diperoleh pada penelitian ini didapat dengan teknik *scraping* menggunakan API *Google Play Scraper* untuk mengambil ulasan aplikasi *Tribunnews.com* dari *Google Play* kemudian data akan disimpan pada file dengan format CSV.

3.3 Pelabelan Data

Pada tahap ini dilakukan proses pelabelan data secara manual, data ulasan *Tribunnews* yang telah disimpan memiliki nilai sentimen positif ataupun negatif, proses pelabelan data dilakukan sebelum data diproses untuk tetap mempertahankan nilai sentimen pada kalimat ulasan.

Tabel 1. Gabungan Hasil Penilaian Anatorator

Dokumen	Anatator 1	Anatator 2	Anatator 3	Jumlah	
				F_0	F_1
1	0	0	0	3	0
2	1	1	1	0	3
3	0	0	1	2	1

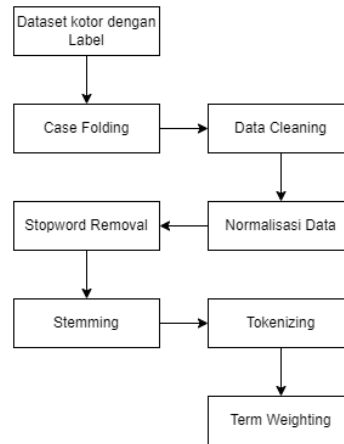
Digunakan *Fleiss Kappa*, nilai kappa didapat dengan menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 \text{kappa value} &= \frac{p_0 - p_e}{1 - p_e} & (1) \\
 \text{kappa value} &= \frac{0.9447533581 - 0.669201744}{1 - 0.669201744} \\
 &= \frac{0.275551}{0.330798} = 0.832988
 \end{aligned}$$

Hasil Evaluasi fleiss kappa didapatkan hasil *value* 0.832988 dimana *value* tersebut termasuk dalam kategori *Almost Perfect Agreement* yang berarti kekuatan kesepakatan label mendekati sempurna.

3.4 Praproses Data

Data yang diperoleh berupa teks, maka data akan melalui proses *text preprocessing* dengan tahapan *case folding*, *data cleaning*, normalisasi data, *stopword removal*, *tokenizing* dan *stemming*.



Gambar 2. Tahapan Praproses Data

3.4.1 Case Folding

Pada tahapan ini dilakukan penyeragaman data ulasan dimana semua huruf dijadikan huruf kecil agar terhindar dari *sensitive case*.

3.4.2 Data Cleaning

Proses ini akan dilakukan penghilangan *noise* seperti tanda baca, simbol, spasi doble, angka, emoji dan lainnya.

3.4.3 Normalization

Tahap ini dilakukan perubahan data ulasan menggunakan *library* sastrawi yang memiliki kamus slang dimana kata yang mengandung kesalahan ketikan, kata-kata tidak baku (slang) dan singkatan diubah menjadi kata sebenarnya berdasarkan Kamus Besar Bahasa Indonesia (KBBI).

3.4.4 Stopword Removal

Pada tahap *stopword removal* dilakukan pemrosesan untuk menghilangkan beberapa kata yang kurang memiliki bobot dimana penulis disini menggunakan *library* sastrawi untuk melakukan *stopword removal* pada suatu ulasan. Tahapan ini menghilangkan kata-kata yang kurang penting namun sering muncul dan tidak memengaruhi terhadap kandungan makna pada suatu kalimat.

3.4.5 Stemming

Pada proses *stemming* beberapa kata yang memiliki imbuhan awalan dan akhiran kemudian kata yang memiliki imbuhan akan dikembalikan ke kata dasar. Dalam tahapan ini proses *stemming* dilakukan menggunakan *library* Indonesia yaitu *library* sastrawi python.

3.4.6 Tokenization

Setelah data ulasan dikembalikan ke kata dasar selanjutnya pada tahapan tokenisasi kata-kata akan dipisahkan menjadi bagian-bagian kata.

3.5 Pembobotan (TF-IDF)

Proses ini mengubah data yang sebelumnya tidak terstruktur menjadi data terstruktur sehingga data yang berupa kata dapat di beri bobot sebagai nilai dari fitur agar dapat diproses oleh model klasifikasi Naïve Bayes yang hanya dapat menerima input berupa angka. Pada tahap pembobotan ini dilakukan dengan metode *Term Frequency – Inverse Document Frequency* (TF-IDF).

Rumus persamaan pada pembobotan kata (*TF.IDF*) :

$$W_{t,d} = TF_{t,d} * IDF_t \quad (2)$$

Keterangan :

$W_{t,d}$: Bobot t (*term*) yang ada dalam suatu dokumen

$TF_{t,d}$: Frekuensi kemunculan t (*term*) dalam suatu dokumen d

IDF_t : *Inverse document frequency* (menghitung kemunculan suatu *term* pada koleksi dokumen seluruhnya)

Kemudian, untuk mencari nilai *Inverse Document Frequency* (IDF) suatu *term* t dapat dilihat pada persamaan berikut :

$$IDF_t = \log\left(\frac{N}{df_t}\right) \quad (3)$$

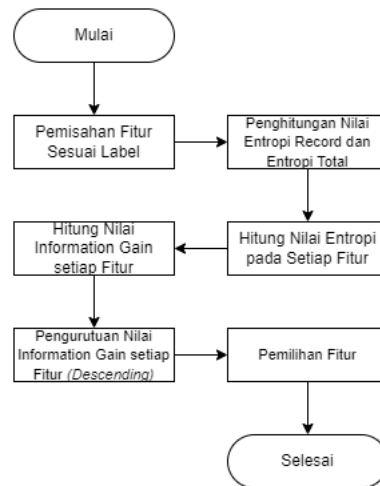
Keterangan :

N : Total semua dokumen pada koleksi

df_t : Total dokumen yang mengandung *term* t

3.6 Seleksi Fitur (*Information Gain*)

Pada tahapan ini seleksi fitur menggunakan *Information Gain* terhadap data yang telah dilakukan pembobotan data. Pada seleksi fitur *Information Gain* dilakukan beberapa tahapan sebelum menyeleksi fitur yang akan dipilih.



Gambar 3.Tahapan Seleksi Fitur IG

3.7 K-Fold Cross Validation

Tahapan selanjutnya pembagian data menggunakan K-Fold, pembagian data setiap model menggunakan K-fold sebagai Cross-Validation dimana data akan dilipat (*fold*) sesuai jumlah K yang telah ditentukan untuk divalidasi model nya.

Tabel 2.Pembagian Data *K-Fold CV*

	Fold 1	Fold 2	Fold 3	Fold 4	Fold 5
Split 1	Test	Train	Train	Train	Train
Split 2	Train	Test	Train	Train	Train
Split 3	Train	Train	Test	Train	Train
Split 4	Train	Train	Train	Test	Train
Split 5	Train	Train	Train	Train	Test

3.8 Klasifikasi Naïve Bayes dan Naïve Bayes-IG

Pada tahapan ini dibangun dua model yaitu model klasifikasi Naïve Bayes tanpa seleksi fitur dan model klasifikasi Naïve Bayes dengan seleksi fitur *Information Gain*, kemudian dilakukan *resampling* pada data latih untuk menangani *imbalance class* menggunakan SMOTE dan *Random Undersampler*.

3.9 Evaluasi Model

Pada tahapan ini dilakukan evaluasi model yang telah dibuat menggunakan TP, TN, FP, dan FN dimana sentimen positif yang terprediksi sebagai kelas positif dimasukkan ke dalam TP, sentimen negatif yang terprediksi kelas negatif akan dimasukkan ke dalam TN, sentimen positif yang terprediksi kelas negatif dimasukkan kedalam FP, kemudian yang terakhir yaitu sentimen negatif yang terprediksi kelas positif dimasukkan kedalam FN.

4. Hasil dan Pembahasan

4.1 Seleksi Fitur

Pada tahapan seleksi fitur akan menggunakan metode *Information Gain (IG)* yang nantinya akan diterapkan pada data ulasan yang telah diberi bobot dengan total jumlah fitur yaitu 545 fitur yang ingin diseleksi.

Tabel 3. Jumlah fitur terseleksi

Tanpa Seleksi Fitur	Seleksi Fitur <i>Information Gain (IG)</i>		
	$mi > 0.001$	$mi > 0.002$	$mi > 0.003$
545	373	164	147

Didapatkan jumlah fitur setelah dilakukan pembobotan berjumlah 545 fitur yang selanjutnya akan di aplikasikan *Information Gain* dengan nilai ambang $mi > 0.001$, $mi > 0.002$ dan $mi > 0.003$ dimana mi lebih besar dari 0.001 menyeleksi fitur hingga menjadi 373 fitur, mi lebih besar dari 0.002 menyeleksi fitur hingga menjadi 164 fitur dan mi lebih besar dari 0.003 menyeleksi fitur hingga menjadi 147 fitur.

4.2 Pembagian Data

Jumlah data sebanyak 1036 akan di pisah menggunakan *K-Fold Cross Validation* dimana $k=5$ sehingga data latih menjadi sebanyak 777 data dan data uji sebanyak 259 data baik menggunakan seleksi fitur maupun tidak menggunakan seleksi fitur sehingga total data adalah 1036.

Tabel 4. Tabel Hasil Pembagian Data

	Tanpa Seleksi Fitur	Seleksi Fitur <i>Information Gain (IG)</i>		
		$mi > 0.001$	$mi > 0.002$	$mi > 0.003$
Jumlah Fitur	545	373	164	147
Data Latih	777	777	777	777
Data Uji	259	259	259	259
Total Data	1036	1036	1036	1036

4.3 Evaluasi dan Analisis Hasil

4.3.1 Evaluasi Model *Naïve Bayes*

Analisa hasil pemodelan pada setiap *fold* dimana jumlah *fold* adalah 5 sehingga model pada setiap *fold* memiliki akurasi yang berbeda-beda. Hasil dari pelatihan Model *Naïve Bayes* tanpa menggunakan seleksi fitur didapatkan akurasi saat pengujian.

Tabel 5. Hasil Pencarian *K-Fold Model Naïve Bayes*

Fold	Accuracy	Recall	Precision	Specificity	AUC
1	90%	99%	90%	58%	80%
2	91%	99%	91%	60%	81%
3	88%	98%	89%	45%	72%
4	92%	100%	91%	58%	79%

5	90%	99%	89%	56%	77%
Rata-rata	90.2	99.0	90.0	55.4	77.8

Didapatkan akurasi Model Naïve Bayes terbesar yaitu dengan akurasi 92% pada *fold* keempat maka penelitian ini akan difokuskan pada *k-fold* pada k ke-4 sehingga *confusion matrix* yang diambil ada pada *fold* ke-4.

Tabel 6. *Confusion Matrix Model Naïve Bayes*

	<i>Actual Negative</i>	<i>Actual Positive</i>
<i>Prediction Negative</i>	23	17
<i>Prediction Positive</i>	0	167

Dikarenakan adanya *imbalanced data* maka pada tahapan ini dilakukan *oversampling* dan diikuti dengan *undersampling* menggunakan SMOTE (*Synthetic Minority Over-sampling Technique*) dan *Random Undersampler*.

Tabel 7. Penerapan *Resampling* pada Data Latih

	Kelas Major	Kelas Minor	Total
Data Latih Sebelum <i>fitting</i> menggunakan SMOTE dan <i>Random Undersampler</i>	658	170	828
Data Latih Setelah di <i>fitting</i>	492	394	886

Selanjutnya akan dilakukan pengujian model kembali guna mengetahui kinerja pada model yang sudah diterapkan metode SMOTE dan *Random Undersampler*. Berikut adalah *confusion matrix* setelah penerapan SMOTE.

Tabel 8. *Confusion Matrix Model Naïve Bayes Dengan Resample*

	<i>Actual Negative</i>	<i>Actual Positive</i>
<i>Prediction Negative</i>	34	6
<i>Prediction Positive</i>	3	164

Diketahui informasi dari tabel sebagai berikut:

1. Nilai TP (True Positive) adalah 164
2. Nilai TN (True Negative) adalah 34
3. Nilai FP (False Positive) adalah 6
4. Nilai FN (False Negative) adalah 3

Maka tolak ukur dapat dihitung sebagai berikut:

$$accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} = \frac{164+34}{164+34+6+3} = \frac{198}{207} = 0,956 = 0,96$$

$$precision = \frac{TP}{TP+FP} = \frac{164}{164+6} = \frac{164}{170} = 0,964 = 0,96$$

$$recall = \frac{TP}{TP+FN} = \frac{164}{164+3} = \frac{164}{167} = 0,982 = 0,98$$

$$specificity = \frac{TN}{TN+FP} = \frac{34}{34+6} = \frac{34}{40} = 0,85$$

$$AUC = \frac{1}{2} \left(\frac{TP}{TP+FN} + \frac{TN}{TN+FP} \right) = \frac{1}{2} (0,982 + 0,85) = 0,915 = 0,92$$

Dari hasil evaluasi yang telah dilakukan, penerapan metode SMOTE dan *Random Undersampler* mendapatkan kenaikan pada *precision* yang sebelumnya 0.91 menjadi 0.96, *specificity* dari sebelumnya 0.58 menjadi 0.85, akurasi sebelumnya adalah 0.92 menjadi 0.96, AUC yang sebelumnya 0.79 menjadi 0.92 dan penurunan pada *recall* dimana sebelumnya 1.00 menjadi 0.98.

4.3.2 Evaluasi Model Naïve Bayes-IG

Pada evaluasi model Naïve Bayes menggunakan seleksi fitur *Information Gain* peneliti akan menggunakan tiga parameter yaitu fitur yang diambil adalah fitur dengan nilai *Gain* atau *mi* lebih besar dari 0.001 (373 fitur teratas), *mi* lebih besar dari 0.002 (164 fitur teratas) dan *mi* lebih besar dari 0.003 (147 fitur teratas). Setelah dilakukan pemodelan dengan seleksi fitur IG selanjutnya performanya akan diuji dan kemudian akan di *K-Fold Cross Validation* sebanyak 5 kali untuk melihat hasil *threshold* terbaik untuk dievaluasi.

Tabel 9. Hasil Pengujian Model *Naïve Bayes-IG*

K	Akurasi		
	mi > 0.001	mi > 0.002	mi > 0.003
Fold 1	90%	90%	89%
Fold 2	92%	94%	93%
Fold 3	88%	89%	89%
Fold 4	92%	93%	93%
Fold 5	90%	92%	92%
Rata-rata	90.4%	91.6%	91.2%
Mean AUC	77.8%	80.4%	80.2%

Selanjutnya adalah penerapan *sampling* pada setiap *fold* sehingga dapat dibandingkan hasil terbaik model setelah dilakukan seleksi fitur dan dilakukan *sampling* menggunakan SMOTE dan *Random Undersampler*.

Tabel 10. Model *Naïve Bayes-IG SMOTE Random Undersampler*

K	Akurasi mi > 0.002	
	Tanpa <i>Oversampling</i> dan <i>Undersampling</i>	<i>Sampling</i> menggunakan SMOTE dan <i>random undersampler</i>
Fold 1	90%	92%
Fold 2	94%	92%
Fold 3	89%	90%
Fold 4	93%	96%
Fold 5	92%	93%

Dalam pengujian model IG dengan *threshold* 0.002 didapatkan pada *fold* 4 akurasi tertinggi dengan nilai 96% dimana evaluasi model Naïve Bayes tanpa menggunakan seleksi fitur juga menggunakan *fold* keempat dan pada model Naïve Bayes-IG akan dilakukan evaluasi yang akan terfokuskan pada *fold* 4 untuk dihitung *confusion matrix* nya.

Tabel 11. *Confusion Matrix Model Naïve Bayes-IG tanpa fitting*

	Actual Negative	Actual Positive
Prediction Negative	25	15
Prediction Positive	0	167

Pada pemodelan Naïve Bayes-IG juga akan dilatih menggunakan teknik *Oversampling* SMOTE dan *Random Undersampling*.

Tabel 12. *Confusion Matrix Model Naïve Bayes-IG Dengan Resample*

	Actual Negative	Actual Positive
Prediction Negative	35	5

Prediction Positive	4	163
---------------------	---	-----

Diketahui informasi dari tabel sebagai berikut:

1. Nilai TP (True Positive) adalah 163
2. Nilai TN (True Negative) adalah 35
3. Nilai FP (False Positive) adalah 5
4. Nilai FN (False Negative) adalah 4

Maka tolak ukur dapat dihitung sebagai berikut:

$$accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} = \frac{163+35}{163+35+5+4} = \frac{198}{207} = 0,956 = 0,96$$

$$precision = \frac{TP}{TP+FP} = \frac{163}{163+5} = \frac{163}{168} = 0,970 = 0,97$$

$$recall = \frac{TP}{TP+FN} = \frac{163}{163+4} = \frac{163}{167} = 0,976 = 0,98$$

$$specificity = \frac{TN}{TN+FP} = \frac{35}{35+5} = \frac{35}{40} = 0,875 = 0,88$$

$$AUC = \frac{1}{2} \left(\frac{TP}{TP+FN} + \frac{TN}{TN+FP} \right) = \frac{1}{2} (0,976 + 0,875) = 0,93$$

Dari hasil evaluasi yang telah dilakukan, penerapan *Oversampling* SMOTE dan *Random Undersampling* mendapatkan kenaikan pada *accuracy* yang sebelumnya 0.93 menjadi 0.96, *precision* yang sebelumnya 0.92 menjadi 0.97 *specificity* yang sebelumnya 0.625 menjadi 0.88, AUC yang sebelumnya 0.81 menjadi 0.93, namun terdapat penurunan *recall* dimana *recall* sebelumnya bernilai 1.00 menjadi 0.98.

4.3.3 Analisis Hasil

Pada tahap ini peneliti melakukan analisa terhadap 4 model yang dibangun yaitu model Naïve Bayes, model Naïve Bayes dengan SMOTE dan *Random Undersampler* keduanya tidak menggunakan seleksi fitur selanjutnya adalah Naïve Bayes-IG dan Naïve Bayes-IG dengan SMOTE dan *Random Undersampler* dimana seleksi fitur yang digunakan adalah *Information Gain* dengan *threshold* 0.002 (164 fitur teratas).

Tabel 13. Performa Setiap Model

Model	Accuracy	Precision	Recall	Specificity	AUC
Naïve Bayes	0.92	0.91	1.00	0.58	0.79
Naïve Bayes-IG (<i>mi</i> = 0.002)	0.93	0.92	1.00	0.63	0.81
Naïve Bayes dengan SMOTE dan <i>Random Undersampler</i>	0.96	0.96	0.98	0.85	0.92
Naïve Bayes-IG (<i>mi</i> = 0.002) dengan SMOTE dan <i>Random Undersampler</i>	0.96	0.97	0.98	0.88	0.93

4.4 Visualisasi

4.4.1 Wordcloud Sentimen Positif

Visualisasi kata sentimen positif dalam bentuk *wordcloud* mengenai aplikasi Tribunnews.com berdasarkan kata yang paling banyak muncul pada ulasan di *Google Play*.

Referensi

- [1] V. A. Permadi, "Analisis sentimen menggunakan algoritma Naïve Bayes terhadap review restoran di Singapura," 2020.
- [2] S. A. Saputra, D. Rosiyadi, W. Gata, and S. M. Husain, "Analisis sentimen E-Wallet pada google play menggunakan algoritma naive bayes berbasis particle swarm optimization," *J. Resti (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi) Vol*, vol. 3, pp. 377–382, 2019.
- [3] R. Saptari, Rianto, and A. I. Gufroni, "Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Pelayanan Unit Gawat Darurat Rumah Sakit Umum di Indonesia Menggunakan Seleksi Fitur Information Gain dan Support Vector Machine," *J. Oof Informatics Educ.*, vol. XX, pp. 104–110, 2018, [Online]. Available: <http://e-journal.ivet.ac.id/index.php/jiptika/article/view/1925/1369>.
- [4] G. A. Buntoro, "Analisis Sentimen Calon Gubernur DKI Jakarta 2017 Di Twitter," *INTEGER J. Inf. Technol.*, vol. 2, no. 1, 2017.
- [5] A. Samosir, "Perbedaan Kemampuan Menulis Berita Siswa Kelas VII SMPN 3 Pariaman dengan Media Gambar dan Objek Langsung," *KREDO J. Ilm. Bhs. dan Sastra*, vol. 2, no. 1, pp. 112–125, 2018.
- [6] I. H. (. H. Witten, *Data mining : practical machine learning tools and techniques*, Cambridge: Morgan Kaufmann Publisher, 2017.
- [7] A. M. Pravina, I. Cholissodin, and P. P. Adikara, "Analisis Sentimen Tentang Opini Maskapai Penerbangan pada Dokumen Twitter Menggunakan Algoritme Support Vector Machine (SVM)," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput. e-ISSN*, vol. 2548, p. 964X, 2019.
- [8] F. Sukmanisa, Y. A. Sari, and I. Cholissodin, "Deteksi Emosi pada Tweet Berbahasa Indonesia tentang Pembelajaran Jarak Jauh menggunakan K-Nearest Neighbor dengan Pembobotan Kata Term Frequency-Inverse Gravity Moment," vol. 5, no. 9, pp. 4033–4041, 2021.
- [9] G. F. Grandis and Y. Arumsari, "Seleksi Fitur Gain Ratio pada Analisis Sentimen Kebijakan Pemerintah Mengenai Pembelajaran Jarak Jauh dengan K-Nearest Neighbor," vol. 5, no. 8, pp. 3507–3514, 2021.
- [10] D. S. Rositasari, N. Hidayat, and F. A. Bachtiar, "Implementasi Naive Bayes Dengan Certainty Factor Untuk Diagnosis Penyakit Anjing," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput. e-ISSN*, vol. 2548, p. 964X.
- [11] M. R. A. Nasution and M. Hayaty, "Perbandingan Akurasi dan Waktu Proses Algoritma K-NN dan SVM dalam Analisis Sentimen Twitter," *J. Inform.*, vol. 6, no. 2, pp. 226–235, 2019.