

Analisis Sentimen Berbasis Aspek Terhadap Ulasan Aplikasi Mobile JKN Dengan Metode Random Forest Dan Information Gain Sebagai Seleksi Fitur

Yauw James Fang Dwiputra Harta^{a1}, I Gede Arta Wibawa^{a2}, Anak Agung Istri Ngurah Eka Karyawati^{b3}, Komang Ari Mogi^{b4}

^{a1}Informatics Department
^{a2}informatics Department, Udayana University
Bali, Indonesia

¹jamesfangyauw@gmail.com

²gede.arta@unud.ac.id

^{b1}Informatics Department
^{b2}informatics Department, Udayana University
Bali, Indonesia

³eka.karyawati@unud.ac.id

⁴arimogi@unud.ac.id

ABSTRACT

The Mobile JKN application plays a crucial role in providing access to healthcare services in Indonesia. However, understanding user sentiments through reviews is essential for continual improvement. Thus, employing sentiment analysis techniques becomes imperative to gauge user feedback effectively. This study employs the Random Forest algorithm and Information Gain method to conduct aspect-based sentiment analysis (ABSA) on user reviews of the Mobile JKN application. The ABSA model demonstrates impressive classification accuracies: 85% for aspect classification, 93% for application-related sentiment, and 87% for service-related sentiment. Notably, a 40% feature selection rate significantly enhances model accuracy. Experimentation confirms a 1-3% boost in sentiment classification accuracy with feature selection. Beyond technical insights, this research bears broader implications, potentially refining healthcare service quality through the Mobile JKN application. By integrating user sentiments with precision, developers can discern nuanced areas for improvement, fostering a more user-centric approach to application development and service delivery. This study underscores the pivotal role of sentiment analysis in enhancing digital user experiences and guiding iterative improvements in mobile application development.

Keywords : *analysis, sentiment, aspect, random forest, information gain, mobile JKN*

1. Introduction

Perkembangan digital saat ini berlangsung sangat pesat, dapat dilihat dari banyaknya aplikasi-aplikasi yang beredar salah satunya Mobile JKN. Mobile JKN (Jaminan Kesehatan Nasional) adalah aplikasi yang diluncurkan dan dikelola oleh BPJS (Badan Penyelenggaraan Jaminan Sosial) Kesehatan Indonesia mulai tahun 2019. Aplikasi ini dibuat dengan tujuan untuk memudahkan masyarakat khususnya pengguna BPJS Kesehatan untuk mendapatkan asuransi pelayanan kesehatan mereka kapanpun dan dimanapun dengan hanya menggunakan akses internet dalam aplikasi Mobile JKN ini. Di setiap aplikasi yang beredar di Google Play Store termasuk mobile JKN terdapat kolom ulasan terhadap aplikasi tersebut. Kolom ulasan ini merupakan suatu wadah bagi pengguna aplikasi untuk memberikan umpan balik (opini) melalui tulisan kepada pengelola aplikasi tersebut. Harapannya ulasan-ulasan yang diberikan oleh pengguna dapat dijadikan bahan evaluasi dan peningkatan kualitas untuk kemajuan suatu aplikasi yang khususnya terdapat di Google Play Store.

Mengetahui pentingnya untuk mengevaluasi ulasan dari aplikasi mobile JKN ini. Maka dari itu peneliti tertarik untuk menganalisis sentimen pengguna terhadap aplikasi Mobile JKN

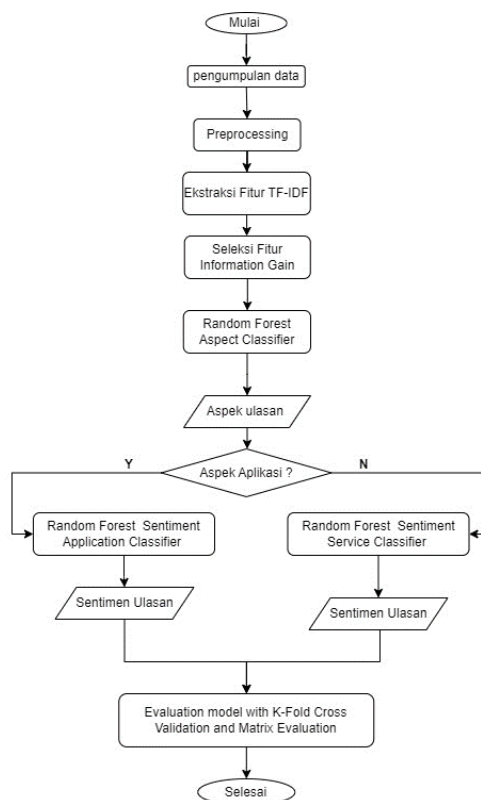
yang dikelola oleh lembaga BPJS Kesehatan pada kolom ulasan Google Play Store dengan menggunakan salah satu metode machine learning. Penelitian ini berfokus dalam menganalisis sentimen berbasis aspek terhadap ulasan oleh pengguna pada aplikasi pelayanan asuransi kesehatan masyarakat berupa Mobile JKN yang tersedia di Google Play Store.

Sebelumnya telah terdapat penelitian terkait analisis sentimen yang dilakukan oleh peneliti lain, seperti yang dilakukan pada tahun 2021 terkait analisis sentimen pada ulasan aplikasi Mobile JKN dengan metode Maximum Entropy dan mendapatkan akurasi sebesar 80% (Rohman & Adinugroho, 2021). Terdapat pula penelitian mengenai analisis sentimen berbasis aspek terhadap ulasan restoran yang dilakukan pada tahun 2021 dengan menggunakan metode Support Vector Machine dan mendapatkan akurasi sebesar 15,119% (Pamungkas & Romadhony, 2021). Selain itu, terdapat penelitian lain pada tahun yang sama terkait analisis sentimen terhadap ulasan film dengan menggunakan metode Modified Balanced Random Forest yang merupakan modifikasi dari metode Random Forest dan mendapatkan akurasi sebesar 79% (Khairunnisa dkk., 2021).

Melihat nilai akurasi dari penelitian sebelumnya yang masih belum terlalu tinggi (<81%) dan belum ada yang menerapkan analisis sentiment berbasis aspek pada ulasan aplikasi mobile JKN. Oleh karena itu peneliti memilih topik penelitian terkait dengan analisis sentimen berbasis aspek terhadap aplikasi Mobile JKN dengan metode klasifikasi yang diangkat penulis untuk digunakan dalam melakukan klasifikasi aspek dan sentimen adalah algoritma Random Forest (RF) dan Information Gain sebagai seleksi fiturnya disertai melakukan implementasi hyperparameter tuning dengan harapan mampu untuk meningkatkan nilai dari akurasi sistem yang dirancang dengan menggunakan algoritma Random Forest (RF).

2. Research Methods

Metode penelitian yang digunakan pada penelitian ini adalah dengan menggunakan metode eksperimen dengan urutan langkah-langkah dalam alur metode penelitian terlihat seperti gambar 2.1.



Gambar 2.1 Alur Metode Penelitian

Gambar 2.1 merupakan flowchart untuk alur metode penelitian ini yang dimulai dari pengumpulan data. Berikut adalah penjelasan lebih lanjut mengenai diagram alur metode penelitian pada gambar 2.1 :

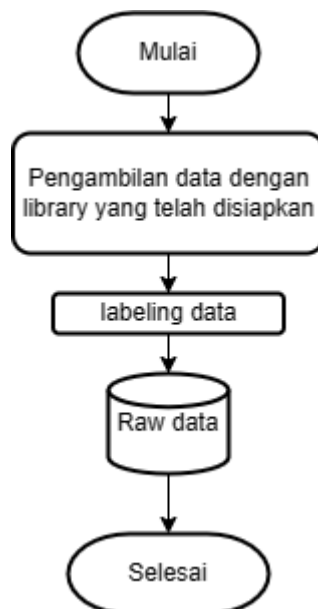
1. Pengumpulan Data

Langkah awal dalam penelitian ini adalah melakukan pengumpulan data ulasan Mobile-JKN pada kolom komentar Google Play Store. Proses pengambilan data ini menggunakan library dari package pandas yaitu google-play-scraper dengan bahasa pemrograman Python[1]. Hasil dari scrapping ini akan disimpan pada file berformat .csv. Bentuk data yang disimpan tersebut masih merupakan bentuk data mentah (raw data) dalam bentuk teks berbahasa Indonesia.

Selanjutnya, dilakukan pelabelan kelas data sentimen akan dikelompokkan menjadi 2 kelas yaitu kelas negatif dan kelas positif yang didasarkan pada fitur score/rating yang terdapat pada data ulasan. Nilai score/rating akan merepresentasikan label data dengan sentimen positif atau negatif. Jika semisal scorenya berupa bintang 4 dan 5 maka akan tergolong sentimen positif. Sedangkan jika semisal scorenya berupa bintang 1 dan 2 akan tergolong sentimen negatif [2].

Adapun untuk pelabelan data aspek, akan dikelompokkan menjadi 2 yaitu aspek Aplikasi dan aspek Pelayanan. Pelabelan aspek nanti akan dilakukan oleh pakar yang memiliki kompetensi dalam bidang bahasa Indonesia. Sehingga ulasan tersebut nantinya akan bisa dikelompokkan kedalam aspek fitur aplikasi atau aspek kebermanfaatan aplikasi.

Proses pengumpulan data dan pelabelan ini dapat dilihat secara detail pada gambar 2.2.



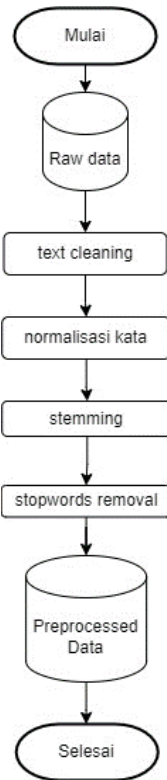
Gambar 2.2. Alur Pengumpulan Data

Pada gambar 2.2, setelah data selesai diambil maka akan dilakukan labeling secara manual. Dan setelah itu akan terbentuk sebuah raw data yang berisi terkait ulasan, sentiment, dan aspeknya.

2. Preprocessing

Sebelum dilakukan ekstraksi fitur, dataset teks yang telah didapatkan sebelumnya akan melalui tahap text preprocessing yang mencakup beberapa langkah seperti yakni: (1) text cleaning, (2) normalisasi kata, (3) stemming, (4) stopwords removal [3]. Teks cleaning melibatkan penghapusan karakter tidak diinginkan dan mengubah semua huruf menjadi huruf kecil. Normalisasi kata mengubah variasi kata menjadi bentuk standar. Stemming menghapus akhiran kata untuk menyisakan bentuk dasarnya. Penghapusan stopwords membuang kata-kata umum yang tidak memberikan informasi penting. Gabungan dari keempat proses ini membantu membersihkan dan mempersiapkan data

sehingga dataset teks menjadi lebih bersih dan siap untuk diolah selanjutnya. Alur proses text preprocessing yang telah dijelaskan dapat dilihat pada Gambar 2.3 dan contoh hasil untuk masing masing tahapan text preprocessing dapat dilihat pada table 2.1



Gambar 2.3 Alur Proses Text Preprocessing

Tabel 2.1 Contoh Penerapan *Text Preprocessing*

No	Nama Proses	Hasil
1	Data Awal	Ngga guna aplikasinya.
2	<i>Punctuation</i>	Ngga guna aplikasinya
3	<i>Casefolding</i>	ngga guna aplikasinya
4	<i>Tokenizing</i>	['ngga', 'guna', 'aplikasinya']
5	<i>Normalizing</i>	['tidak', 'guna', 'aplikasinya']
6	<i>Stemming</i>	['tidak', 'guna', 'aplikasi']
7	<i>Stopword</i>	['tidak', 'guna', 'aplikasi']
8	Data Hasil	tidak guna aplikasi

Pada tabel 2.1 dapat dilihat ketika data awalnya berupa “Ngga guna aplikasinya”, setelah dilakukan *punctuation*, *casefolding*, *tokenizing*, *normalizing*, *stemming*, dan *stopword* maka didapatkan data yang bersih menjadi “tidak guna aplikasi”.

3. TF-IDF

Kemudian dalam penelitian ini, perhitungan nilai bobot tersebut akan dilakukan dengan menggunakan pemanggilan modul yang terdapat pada pustaka *scikit-learn*. Pustaka ini merupakan salah satu pustaka yang dapat digunakan untuk keperluan pembelajaran mesin dan ekstraksi fitur, tidak terkecuali dengan menggunakan TF-IDF. Dalam pustaka ini, *class TfidfVectorizer* akan digunakan untuk mengubah *dataset*

menjadi suatu vektor yang digunakan sebagai representasi dari bobot setiap *term* untuk sebuah dokumen dari seluruh ulasan yang tersedia dalam *dataset* [4].

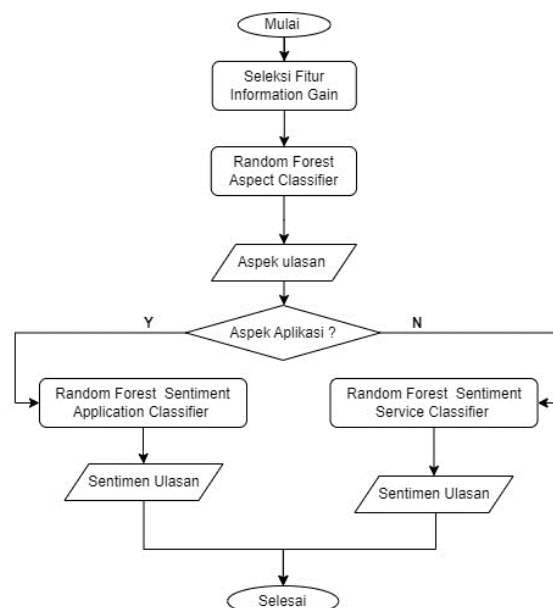
4. Seleksi Fitur dengan Information Gain

Pada penelitian ini metode yang dapat digunakan untuk memilih fitur terbaik adalah metode Information Gain (IG) yang akan dilakukan pada tahap ini dengan menggunakan library *Sklearn* dari python yang berupa metode *Mutual Information*. Dan untuk jumlah fitur dari hasil seleksi nanti akan di-*tuning* mulai dari 20%, 40%, 60%, dan 80%. Proses dasar yang ada dalam Information gain untuk mengukur seberapa baik suatu fitur memisahkan data menjadi kelas-kelas yang berbeda yaitu dengan menghitung nilai information gainnya. Semakin tinggi information gain, semakin baik fitur tersebut dalam membedakan atau mengklasifikasikan data [5].

5. Klasifikasi dengan Random Forest

Pada tahap ini akan dilakukan klasifikasi aspek dengan membangun model klasifikasi menggunakan algoritma Random Forest untuk mengklasifikasikan dataset ke dalam dua kategori aspek yaitu aspek aplikasi mobile-JKN dan aspek pelayanan. Hal ini dilakukan dengan menggunakan fitur-fitur yang relevan dan berkaitan dengan aspek yang dimaksud, seperti kata-kata yang sering atau biasanya digunakan dalam konteks yang berkaitan dengan aspek tersebut.

Setelah berhasil melakukan klasifikasi aspek tersebut, maka selanjutnya tahap kedua dilakukan untuk mengklasifikasikan sentimen berdasarkan aspek yang telah diidentifikasi pada tahap sebelumnya apakah masuk ke kelas positif atau negatif. Pada tahap ini, akan dilakukan pembuatan model klasifikasi random forest dengan memanfaatkan fitur-fitur yang berkaitan dengan sentimen positif atau negatif dalam setiap aspek. Model ini kemudian digunakan untuk mengklasifikasikan sentimen dalam setiap aspek, sehingga diperoleh informasi mengenai sentimen tersebut apakah masuk ke sentimen positif atau negatif pada setiap aspek [6]. Flowchart alur sistem untuk melihat pemilihan model yang digunakan dapat dilihat pada pada gambar 2.4



Gambar 2.4 Flowchart Pemilihan Model

. Pada gambar 2.4 dapat dilihat jika aspek ulasan berupa aspek aplikasi maka akan masuk ke model klasifikasi untuk aspek aplikasi, jika tidak maka akan masuk ke model klasifikasi untuk aspek pelayanan. Kemudian hasil keluaran dari masing masing model klasifikasi yaitu sentiment ulasan apakah positif atau negatif.

6. Evaluasi Model

Pada penelitian ini, penulis akan memanfaatkan dataset yang terdiri dari dua bagian, yakni 80% sebagai data training (data latih) dan 20% sebagai data validasi (data uji). Pada tahap validasi ini, data training akan digunakan dalam proses K-fold Cross Validation dengan mengimplementasikan hyperparameter tuning pada algoritma Random Forest, termasuk *n_estimators*, *max_features*, *max_depth*. Juga diimplementasikan seleksi fitur dengan jumlah fitur terbaik maksimal 80%. Jumlah fold yang digunakan dalam penelitian ini yaitu 5 Fold, dimana dari 5 fold ini nanti akan dicari rata rata dari hasil evaluasinya [7].

Dalam penelitian ini, evaluasi model yang telah didapatkan sebelumnya akan dilakukan dengan menggunakan perhitungan confusion matrix. Untuk menilai performa dari model klasifikasi yang telah dibuat, matrix evaluasi yang digunakan pada penelitian ini yaitu accuracy yang nilainya didapatkan dari persamaan masing matrix evaluasi tersebut. Perhitungan matrix evaluasi tersebut dilakukan dengan membandingkan kelas prediksi yang terdapat pada confusion matrix yang telah dibuat sebelumnya.

3. Result and Discussion

Data yang digunakan diperoleh dari review terhadap aplikasi Mobile JKN di Google Play Store. Data tersebut merupakan data mentah dalam bentuk teks review yang diperoleh melalui teknik scraping dengan menggunakan library google-play-scraper dalam bahasa pemrograman Python. Setelah diambil, kemudian data disimpan dalam format file .csv. Setiap review memiliki atribut konten yang berisi ulasan pengguna, atribut aspek yang mengklasifikasikan aspek dari ulasan, dan atribut skor yang menentukan polaritas ulasan.

Data review ini terdiri dari 1.176 review aplikasi yang terbagi menjadi dua aspek, di mana setiap aspek memiliki dua kategori sentimen dari review tersebut. Distribusi data yang digunakan dapat dilihat pada Tabel 3.1

Tabel 3.1 Distribusi Data Ulasan

No	Aspek	Sentimen	Jumlah
1	Aplikasi	Positif	294
2		Negatif	294
3	Pelayanan	Positif	294
4		Negatif	294
Total			1.176

Pada tabel 3.1 dapat dilihat bahwa total ulasan yang digunakan untuk masing masing aplikasi dan pelayanan kesehatan sejumlah 588 ulasan. Dimana dari 588 ulasan ini akan terbagi lagi menjadi 2 yaitu ulasan untuk sentimen yang positif dan negatif dengan total masing masing 294.

Kemudian sebelum performa model diujikan menggunakan data uji yang sebelumnya dipisahkan pada tahap pembangunan model klasifikasi, model klasifikasi aspek dan model – model klasifikasi sentimen akan dilakukan validasi terlebih dahulu dengan menggunakan metode K-fold cross validation dengan library GridSearchCrossValidation. Dengan metode ini, data latih yang sebelumnya berasal dari data utuh akan dibagi kembali menjadi 5 fold (lipatan). Kemudian, akan dilakukan iterasi terhadap setiap fold agar setiap fold dapat menjadi data uji baru dan fold sisanya dapat menjadi data latih baru. Hasil dari setiap iterasi adalah akurasi model dalam memprediksi data uji baru. Selanjutnya, setiap hasil akurasi akan dijumlahkan dan dibagi dengan jumlah fold yang ditentukan sebelumnya untuk memperoleh rerata akurasi dari model yang telah dibangun dengan K-fold cross validation [7].

Adapun hasil akurasi dari setiap model yang tervalidasi tanpa seleksi fitur Information Gain terlihat pada tabel 3.2 dengan keterangan kolom “k” sebagai nilai akurasi terhadap data validasi setiap iterasinya dan “k_avg” sebagai rata rata dari k1 hingga k5 dan kolom name yang bernilai “aspect” merupakan model klasifikasi aspect, “app” merupakan singkatan “application” untuk model klasifikasi sentimen untuk aspek aplikasi (application), dan “service” merupakan model klasifikasi sentiment untuk aspek pelayanan.

Tabel 3.2 Mesin Klasifikasi Terbaik (Tanpa Seleksi Fitur)

name	n_estimator	Max_feature	Min_samples_leaf	Kfold_avg
aspect	100	Log2	1	0.86
application	300	Log2	1	0.92
service	300	Log2	1	0.88

Pada tabel 3.2 diatas dapat dilihat bahwa model untuk klasifikasi aspek mendapat nilai kfold 86%, model klasifikasi untuk aspek aplikasi mendapat nilai kfold 92% dan untuk klasifikasi ulasan service mendapat nilai kfold 88%. Kemudian untuk hasil akurasi terbaik untuk nilai rata rata kfold dari masing masing model klasifikasi yang menerapkan seleksi fitur dengan persertanse 80% dapat dilihat pada tabel 3.3.

Tabel 3.3 Mesin Klasifikasi Terbaik (Persentase Seleksi Fitur : 80%)

name	n_estimators	max_features	min_samples_leaf	k1	k2	k3	k4	k5	k_avg
aspect	100	log2	1	0.85	0.85	0.82	0.84	0.91	0.85
applicati on	500	log2	1	0.89	0.93	0.91	0.91	0.93	0.91
service	500	log2	1	0.93	0.83	0.91	0.86	0.86	0.88

Pada tabel 3.3 diatas dapat dilihat bahwa model untuk klasifikasi aspek mendapat nilai kfold 85%, model klasifikasi untuk aspek aplikasi mendapat nilai kfold 91% dan untuk klasifikasi ulasan service mendapat nilai kfold 88%. Kemudian untuk hasil akurasi terbaik untuk nilai rata rata kfold dari masing masing model klasifikasi yang menerapkan seleksi fitur dengan persertanse 60% dapat dilihat pada tabel 3.4.

Tabel 3.4 Mesin Klasifikasi Terbaik (Persentase Seleksi Fitur : 60%)

name	n_estimators	max_features	min_samples_leaf	k1	k2	k3	k4	k5	k_avg
aspect	500	log2	1	0.89	0.87	0.84	0.84	0.89	0.87
applicati on	100	log2	1	0.91	0.91	0.91	0.88	0.91	0.91
service	300	log2	1	0.93	0.84	0.91	0.86	0.85	0.88

Pada tabel 3.4 diatas dapat dilihat bahwa model untuk klasifikasi aspek mendapat nilai kfold 87%, model klasifikasi untuk aspek aplikasi mendapat nilai kfold 91% dan untuk klasifikasi ulasan service mendapat nilai kfold 88%. Kemudian untuk hasil akurasi terbaik untuk nilai rata rata kfold dari masing masing model klasifikasi yang menerapkan seleksi fitur dengan persertanse 40% dapat dilihat pada tabel 3.5.

Tabel 3.5 Mesin Klasifikasi Terbaik (Persentase Seleksi Fitur : 40%)

name	n_estimators	max_features	min_samples_leaf	k1	k2	k3	k4	k5	k_avg
aspect	300	log2	1	0.87	0.86	0.83	0.83	0.89	0.86
applicati on	500	log2	1	0.91	0.91	0.93	0.9	0.93	0.92
service	100	log2	1	0.91	0.79	0.94	0.88	0.89	0.88

Pada tabel 3.5 diatas dapat dilihat bahwa model untuk klasifikasi aspek mendapat nilai kfold 86%, model klasifikasi untuk aspek aplikasi mendapat nilai kfold 92% dan untuk klasifikasi ulasan service mendapat nilai kfold 88%. Kemudian terakhir untuk hasil akurasi terbaik untuk nilai

rata rata kfold dari masing masing model klasifikasi yang menerapkan seleksi fitur dengan persertanse 20% dapat dilihat pada tabel 3.6.

Tabel 3.6 Mesin Klasifikasi Terbaik (Persentase Seleksi Fitur : 20%)

name	n_es timat ors	max_f eatur es	min_s ample s_leaf	k1	k2	k3	k4	k5	k_av g
aspect	100	sqrt	1	0.88	0.85	0.81	0.82	0.87	0.85
applicati on	100	log2	1	0.88	0.9	0.89	0.86	0.91	0.89
service	100	nan	1	0.89	0.83	0.91	0.83	0.87	0.87

Pada tabel 3.6 diatas dapat dilihat bahwa model untuk klasifikasi aspek mendapat nilai kfold 85%, model klasifikasi untuk aspek aplikasi mendapat nilai kfold 89% dan untuk klasifikasi ulasan service mendapat nilai kfold 87%.

Dari tabel 3.2 hingga 3.6 terlihat untuk mesin klasifikasi dengan nama "aspect" yang merupakan mesin klasifikasi aspek dari suatu ulasan memiliki rata rata nilai kfold berkisar 0.85 – 0.87. Untuk mesin yang tidak menerapkan seleksi fitur memiliki nilai akurasi 0.85 sedangkan terdapat mesin yang menerapkan seleksi fitur dengan persentase jumlah fitur yang dipertahankan sebesar 60% memiliki nilai akurasi rata rata kfold 0.87. Dari hasil ini dapat dikatakan bahwa penyesuaian jumlah fitur menjadi 60% dari total fitur mula mula mampu memberikan kenaikan nilai rata rata akurasi kfold sebesar 2%.

Untuk mesin klasifikasi dengan nama "application" yang merupakan mesin klasifikasi sentiment dari ulasan yang memiliki aspek aplikasi memiliki rata rata nilai kfold berkisar 0.89 – 0.92. Untuk mesin yang tidak menerapkan seleksi fitur memiliki nilai akurasi 0.92 sedangkan terdapat mesin yang menerapkan seleksi fitur dengan persentase jumlah fitur yang dipertahankan sebesar 40% memiliki nilai akurasi rata rata kfold 0.92 juga. Dari hasil ini dapat dikatakan bahwa penyesuaian jumlah fitur menjadi 40% dari total fitur mula mula belum mampu memberikan kenaikan nilai rata rata akurasi kfold, tetapi jika kita bandingkan nilai akurasi dari iterasi k1 hingga k5 terlihat bahwa model yang menerapkan seleksi fitur 40% memiliki konsistensi yang lebih baik dengan jangkauan 0.3 dibandingkan model yang tidak menerapkan seleksi fitur memiliki jangkauan 0.4. Juga model yang menerapkan seleksi fitur tentunya akan lebih cepat waktu komputasinya dan bentuk modelnya akan lebih sederhana.

Untuk mesin klasifikasi dengan nama "service" yang merupakan mesin klasifikasi sentiment dari ulasan berasppek servis memiliki rata rata nilai kfold berkisar 0.85 – 0.87. Untuk mesin yang tidak menerapkan seleksi fitur memiliki nilai akurasi 0.86 sedangkan terdapat mesin yang menerapkan seleksi fitur dengan persentase jumlah fitur yang dipertahankan sebesar 60% memiliki nilai akurasi rata rata kfold 0.87. Dari hasil ini dapat dikatakan bahwa penyesuaian jumlah fitur menjadi 60% dari total fitur mula mula mampu memberikan kenaikan nilai rata rata akurasi kfold sebesar 1%.

Dari pembahasan diatas dapat dibuktikan bahwa dengan menerapkan seleksi fitur dapat meningkatkan nilai akurasi dari mesin klasifikasi, Kemudian adapun hasil akurasi uji 3 model terbaik berdasarkan nilai k_avg pada tabel tabel diatas dari setiap model klasifikasi terbaik terlihat seperti pada tabel 3.7:

Tabel 3.7 Nilai Akurasi Prediksi Data Uji Model

Nama	Seleksi Fitur	kfold_avg	test_acc	acc_diff
aspect	Tanpa Seleksi Fitur	0.86	0.82	4%
	60%	0.87	0.84	3%
	40%	0.86	0.85	1%
application	Tanpa Seleksi Fitur	0.92	0.91	1%
	60%	0.91	0.89	2%
	40%	0.92	0.93	1%
service	Tanpa Seleksi Fitur	0.86	0.84	2%

	60%	0.87	0.86	1%
	40%	0.86	0.87	1%

Pada tabel 3.7 dapat dilihat nilai – nilai akurasi untuk data uji yang telah diperoleh dari menguji model yang telah divalidasi, berdasarkan nilai nilai tersebut terlihat bahwa tidak terdapat model yang nilai perbedaan akurasinya melebihi 10% sehingga dapat dikatakan bahwa model model ini tidak mengalami *overfitting data* saat melakukan pelatihan model [8]. Dan juga dapat dilihat dengan menerapkan seleksi fitur dengan persentase 40% dapat meningkatkan nilai akurasi dari data uji dibandingkan jika tidak menerapkan seleksi fitur.

4. Conclusion and Suggestion

Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi kinerja model dalam menganalisis sentimen pengguna terhadap aplikasi mobile JKN, dengan fokus pada aspek aplikasi dan pelayanan. Melalui penggunaan algoritma random forest, diperoleh hasil sebagai berikut:

1. Model ABSA yang menggunakan metode Random Forest dan seleksi fitur dengan metode Information Gain mampu mengklasifikasikan aspek, sentimen terkait aspek aplikasi, dan sentimen terkait aspek pelayanan pada teks ulasan bahasa Indonesia dengan tingkat akurasi mencapai 85%, 93%, dan 87% secara berturut-turut. Seleksi fitur dan Hyperparameter yang digunakan untuk masing-masing model klasifikasi adalah seleksi fitur = 40%, $n_estimators = 300$, $max_features="log2"$, dan $min_samples_leaf = 1$ untuk klasifikasi aspek. Seleksi fitur = 40%, $n_estimators = 500$, $max_features="log2"$, dan $min_samples_leaf = 1$ untuk klasifikasi sentimen dari aspek aplikasi. Serta seleksi fitur = 40%, $n_estimators=400$, $max_features="log2"$, $min_samples_leaf = 1$ untuk klasifikasi sentimen dari aspek pelayanan.
2. Pengaruh penerapan seleksi fitur dari algoritma random forest terhadap akurasi klasifikasi sentimen opini pengguna mengenai aplikasi mobile JKN diuji dengan k-fold cross validation dan data uji. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa penyesuaian nilai seleksi fitur sebesar 40% memiliki dampak peningkatan nilai akurasi prediksi model sebesar 1-3% dibandingkan jika tidak menggunakan seleksi fitur.

References

- [1] Khairunnisa, S., Adiwijaya, A., & Faraby, S. Al. (2021). Pengaruh Text Preprocessing terhadap Analisis Sentimen Komentar Masyarakat pada Media Sosial Twitter (Studi Kasus Pandemi COVID-19). *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, 5(2), 406. <https://doi.org/10.30865/mib.v5i2.2835>
- [2] Kulsumarwati, A., Purnamasari, I., & Darmawan, B. A. (2021). Penerapan SVM dan Information Gain Pada Analisis Sentimen Pelaksanaan Pilkada Saat Pandemi. *Jurnal Teknologi Informatika dan Komputer*, 7(2), 101–109. <https://doi.org/10.37012/jtik.v7i2.641>
- [3] Mauludin Rohman, M., & Adinugroho, I. (2021). *Analisis Sentimen pada Ulasan Aplikasi Mobile JKN Menggunakan Metode Maximum Entropy dan Seleksi Fitur Gini Index Text* (Vol. 5, Nomor 6). <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [4] Mayasari, L., & Indarti, D. (2022). KLASIFIKASI TOPIK TWEET MENGENAI COVID MENGGUNAKAN METODE MULTINOMIAL NAÏVE BAYES DENGAN PEMBOBOTAN TF-IDF. *Jurnal Ilmiah Informatika Komputer*, 27(1), 43–53. <https://doi.org/10.35760/ik.2022.v27i1.6184>
- [5] Pamungkas, T. J., & Romadhony, A. (2021). *Analisis Sentimen Berbasis Aspek Terhadap Ulasan Restoran Berbahasa Indonesia menggunakan Support Vector Machines*.
- [6] Shinta Prima Astuti. (2020). *Analisis Sentimen Berbasis Aspek Pada Aplikasi Tokopedia Menggunakan LDA dan Naive Bayes*.

- [7] Zamzami, A. P. (2021). Analisis Sentimen Terhadap Review Film Menggunakan Metode Modified Balanced Random Forest dan Mutual Information. *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, 5, 415–421.
- [8] Kusuma, Arlan (2023). *Penerapan Metode Klasifikasi Random Forest Terhadap Analisis Sentimen Berbasis Aspek Pada Ulasan Aplikasi Pelayanan Masyarakat*.