

Analisis Sentimen Komentar Resep Masakan Indonesia dengan Machine Learning dan Fitur Ekstraksi Word2Vec

Pareza Alam Jusia¹, Abdul Rahim², Herti Yani³, Mulyadi Mulyadi⁴, Jasmir Jasmir⁵

^{1,2}Teknik Informatika, Universitas Dinamika Bangsa Jambi

³Sistem Informasi, Universitas Dinamika Bangsa Jambi

⁴Sistem Komputer, Universitas Dinamika Bangsa Jambi

Email: ¹parezaalam@gmail.com ²abdulrahim@unama.ac.id, ³adeherti@unama.ac.id, ⁴mulyadi@unama.ac.id,

⁵ijay_jasmir@yahoo.com

Email Penulis Korespondensi: parezaalam@gmail.com

Abstrak

Perkembangan teknologi digital telah mendorong meningkatnya aktivitas pengguna dalam mengekspresikan opini melalui media sosial, termasuk komentar terhadap resep masakan Indonesia. Analisis sentimen digunakan untuk memahami kecenderungan opini tersebut secara otomatis menggunakan pendekatan machine learning. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pengaruh penerapan fitur ekstraksi Word2Vec terhadap peningkatan kinerja tiga algoritma klasifikasi teks, yaitu Naïve Bayes, K-Nearest Neighbor (KNN), dan Random Forest, dalam mengklasifikasikan komentar positif dan negatif pada dataset komentar resep masakan Indonesia. Tahap penelitian meliputi preprocessing data (tokenisasi, stopword removal, dan stemming), pelabelan sentimen, ekstraksi fitur Word2Vec, serta pengujian model menggunakan pembagian data 80:20. Evaluasi dilakukan menggunakan empat metrik, yaitu accuracy, precision, recall, dan F1-score. Hasil penelitian menunjukkan bahwa penerapan fitur Word2Vec mampu meningkatkan performa seluruh model. Akurasi tertinggi diperoleh pada model Random Forest dengan Word2Vec sebesar 84,07%, disusul Naïve Bayes sebesar 84,07%, dan KNN sebesar 79,70%. Nilai F1-score terbaik juga diperoleh oleh Random Forest sebesar 84,45%. Peningkatan performa ini menunjukkan bahwa representasi semantik Word2Vec mampu memperkaya pemahaman model terhadap makna dan konteks kata dalam teks, sehingga lebih efektif dalam mengidentifikasi sentimen pengguna terhadap resep masakan Indonesia.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, Word2Vec, Naïve Bayes, KNN, Random Forest, Komentar Resep Masakan Indonesia

Abstract

The rapid growth of digital technology has encouraged users to express their opinions more actively on social media platforms, including comments on Indonesian culinary recipes. Sentiment analysis is employed to automatically understand these opinions through machine learning approaches. This study aims to analyze the impact of implementing Word2Vec feature extraction on the performance improvement of three text classification algorithms: Naïve Bayes, K-Nearest Neighbor (KNN), and Random Forest, in classifying positive and negative comments from Indonesian recipe datasets. The research stages include data preprocessing (tokenization, stopword removal, and stemming), sentiment labeling, Word2Vec feature extraction, and model evaluation using an 80:20 data split. The models were evaluated using four metrics: accuracy, precision, recall, and F1-score. The experimental results show that integrating Word2Vec significantly enhances the performance of all models. The highest accuracy was achieved by the Random Forest with Word2Vec model at 84.07%, followed by Naïve Bayes at 84.07%, and KNN at 79.70%. The best F1-score was also achieved by Random Forest at 84.45%. These findings indicate that the semantic representation of Word2Vec effectively enriches the models' understanding of word meaning and contextual relationships, enabling better detection of user sentiment in Indonesian recipe comments.

Keywords: Sentiment Analysis, Word2Vec, Naïve Bayes, KNN, Random Forest, Indonesian Recipe Comments

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi yang semakin pesat saat ini telah membawa perubahan fasilitas dan media yang mempermudah aktifitas seseorang. Salah satunya adalah media sosial. Dengan adanya media sosial, seseorang dengan sangat mudah untuk mengeluarkan pendapat, dan pendapat tersebut menghasilkan istilah yang disebut *opinion mining* atau secara umum disebut analisis sentimen. Analisis sentimen adalah proses otomatis untuk memahami, mengekstrak, dan mengolah data teksual guna memperoleh informasi yang terkandung dalam suatu pernyataan opini[1]. Tujuan dari analisis sentimen ini adalah untuk mengidentifikasi apakah opini seseorang mengenai suatu masalah atau topik berita cenderung negatif, positif, atau netral, sehingga kumpulan opini tersebut dapat memberikan informasi yang berguna[2][3].

Beberapa informasi dalam dokumen tersebut merupakan data teks yang tidak memiliki pola yang jelas. Text mining sangat dibutuhkan untuk menangani teks yang tidak berpolanya [4]. Salah satu aktivitas utama dalam text mining adalah klasifikasi atau kategorisasi. Text mining merupakan teknik yang dapat digunakan untuk mengklasifikasikan dokumen, di mana teknik ini adalah variasi dari data mining yang bertujuan untuk menemukan pola menarik dari kumpulan data teksual dalam jumlah besar [5][6]. Proses klasifikasi teks telah dilakukan dengan berbagai metode, termasuk Naïve Bayes [7], dan K-Nearest Neighbor [8], dan Random Forest [9].

KNN dikenal dengan kelemahan seperti nilai k yang bias, komputasi yang terlalu komplek, keterbatasan memori, serta mengabaikan atribut yang tidak relevan. Sementara *Naive Bayes* sangat sederhana dan efisien serta sangat sensitif terhadap pemilihan fitur[10]. Random Forest adalah algoritma *ensemble learning* berbasis pohon keputusan yang mampu menangani dataset besar dan kompleks serta mengurangi risiko *overfitting* [13]. Dalam klasifikasi teks, seleksi fitur dapat meningkatkan skalabilitas, efisiensi dan akurasi dari klasifikasi teks. Secara umum, metode seleksi fitur yang baik harus mempertimbangkan domain dan algoritma karakteristik.

Seiring dengan semakin meluasnya ketersediaan teks dalam bentuk digital serta meningkatnya kebutuhan untuk mengakses informasi secara lebih fleksibel, klasifikasi teks menjadi salah satu tugas yang mendasar dan sangat penting. Tantangan utama dalam proses ini terletak pada tingginya dimensi ruang fitur [11], yang umumnya terdiri dari puluhan ribu fitur dalam domain teks. Banyak di antara fitur-fitur tersebut yang tidak relevan atau tidak memberikan kontribusi berarti terhadap hasil klasifikasi, bahkan dapat menurunkan tingkat akurasi. Selain itu, jumlah fitur yang besar juga berpotensi memperlambat kinerja proses klasifikasi [12].

Beberapa penelitian tentang sentimen analisis yang menggunakan metode machine learning seperti Harpizon [13] yang membahas tentang Analisis Sentimen komentar YouTube Ustad Abdul Somad dengan Naïve Bayes dengan pencapaian akurasi sebesar 87%. Sedangkan, berdasarkan penelitian Elly Indrayuni [14] yang membahas tentang Klasifikasi Text ulasan Produk Kosmetika berbahasa Indonesia dengan Naïve Bayes dengan akurasi mencapai 90,5%. Hari menganalisis kepuasan nasabah menggunakan KNN mencapai akurasi 74% [15]. Agus S dkk. membahas analisis sentimen menggunakan Naïve Bayes, menghasilkan akurasi sebesar 77% [16]. Selanjutnya Ari B melakukan penelitian Analisis Sentimen Ulasan di Twitter Menggunakan Klasifikasi Naïve Bayes dan menghasilkan akurasi yang rendah yaitu 50,6%[17].

Metode KNN dan Naïve Bayes memang sangat sederhana dan efisien, tetapi di sisi lain, metode ini sangat sensitif terhadap pemilihan fitur. Menurut Fitria[18], tantangan utama dalam klasifikasi teks adalah tingginya dimensi ruang fitur, terutama pada teks yang memiliki puluhan ribu fitur. Sebagian besar fitur tersebut tidak relevan dan tidak bermanfaat untuk klasifikasi teks, bahkan dapat menurunkan tingkat akurasi. Oleh karena itu, pemilihan fitur yang tepat menjadi sangat penting.

Penelitian yang dilakukan Oky Irnawati[19] menunjukkan bahwa seleksi fitur adalah langkah krusial dalam klasifikasi teks dan memiliki dampak langsung pada performa klasifikasi. Diketahui bahwa klasifikasi teks menghadapi masalah terkait dengan tingginya dimensi data[20][21]. Hal ini disebabkan oleh representasi dokumen sebagai kumpulan kata-kata (bag of words), di mana setiap kata dalam dokumen tersebut dianggap independen satu sama lain. Oleh karena itu, pemilihan fitur yang tepat menjadi salah satu cara untuk meningkatkan performa klasifikasi.

Salah satu fitur yang bisa membantu meningkatkan performa klasifikasi yaitu fitur ekstraksi word2vec. *Word2Vec* adalah metode dasar pengukuran kata dengan menghitung jumlah kemunculan masing-masing kata pada dokumen, sehingga dapat disebut juga sebagai metode raw count. Implementasi metode ini akan menghasilkan sparse matrix[22]. *Word2Vec* berjalan efisien dan dapat menangani data set teks yang besar dan dengan jumlah yang banyak dokumen. Ini menggunakan sedikit representasi matriks untuk menghemat memori dan waktu pemrosesan, terutama ketika berhadapan dengan data dimensi tinggi[23].

Penggunaan *Word2Vec* sebagai fitur ekstraksi dalam penelitian ini, melakukan pembobotan kata dengan menghitung banyaknya kata unik pada sebuah data set dan tidak mempertimbangkan relasi antara kata unik yang satu dengan kata unik yang lainnya. Dengan cara kerja tersebut menjadikan fiturekstraksi *Word2Vec* sebagai proses pembobotan kata yang memiliki *interpretable result*.

Kontribusi dari penelitian ini adalah meningkatkan nilai performa klasifikasi metode KNN dan naive bayes dan Random Forest dari teks analisis sentimen komentar resep masakan Indonesia. Penelitian ini dilakukan untuk membuktikan pengaruh seleksi fitur *Word2Vec* terhadap kinerja algoritma KNN dan *Naïve Bayes* dan *Random Forest* dalam menganalisis sentimen suatu dokumen.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Metodologi penelitian ini kami susun dalam bentuk urutan kegiatan atau kerangka kerja penelitian, seperti yang telihat dalam gambar 1.

2.1 Studi Literatur

Pada tahap ini penulis melakukan analisa masalah yang terkait dengan ekstraksi fitur untuk meningkatkan nilai evaluasi kinerja klasifikasi. *Literature review* juga dilakukan dengan tujuan untuk melihat apakah model yang akan dikembangkan bisa meningkatkan nilai evaluasi kinerja klasifikasi.

2.2 Pemilihan Dataset

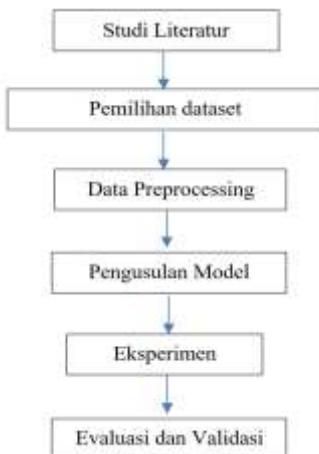
Pemilihan dataset ditentukan atas data yang akan diproses dan mencari data yang tersedia serta memperoleh data tambahan yang dibutuhkan, kemudian menintegrasikan data tersebut didalam dataset. Data yang digunakan pada penelitian ini diambil melalui komentar resep masakan Indonesia dari situs Kaggle yaitu <https://www.kaggle.com/datasets/canggih/indonesian-food-recipes>

2.3 Data preprocessing

Dilakukan penyeleksian data. Data dibersihkan dan ditransformasikan bentuk yang diinginkan sebelum dilakukan pembuatan model. Dataset ini dalam tahap *preprocessing* melalui 3 proses, yaitu: *Tokenization*, *Stopwords Removal* dan *Stemming* dan *labeling*.

2.4 Pengusulan Model

Data yang diteliti dan dianalisa kemudia dikelompokkan ke variabel mana yang berhubungan dengan satu sama lainnya, lalu dibuatkan model yang sesuai dengan jenis data. Pembagian data kedalam data latihan (training data) dan data uji (testing data) juga diperlukan untuk pembuatan model.



Gambar 1. Kerangka kerja Penelitian

2.5 Eksperimen

Pada bagian ini eksperimen diusulkan pada model yang akan diuji untuk melihat hasil berupa rule yang akan dimanfaatkan dalam mengambil keputusan hasil penelitian. Proses eksperimen ini menggunakan pemrograman python. Untuk pengujian model dilakukan menggunakan dataset komentar resep masakan Indonesia.

2.6 Evaluasi dan Validasi

Pada sebuah penelitian dilakukan evaluasi terhadap model yang ditetapkan untuk mengetahui tingkat keakurasaan model.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini memberikan ikhtisar hasil dan pertimbangan yang berasal dari eksperimen yang dilakukan sesuai dengan kerangka kerja penelitian yang diuraikan pada bagian sebelumnya. Eksperimen ini berfokus pada penilaian data teks media sosial menggunakan berbagai metode *machine learning* dan fitur *word embedding*. Dengan validasi split 80:20. Pengujian yang dilakukan dalam penelitian ini meliputi pengujian *machine learning* dengan variasi *word embedding*. Jenis-jenis metode *machine learning* yang digunakan adalah: *Naïve Bayes* (NB), *K-Nearest Neighbor* (KNN), dan *Random Forest* (RF). Untuk *word embedding*, kami menggunakan 3 fitur, yaitu: *Word2Vec*, *GloVe*, dan *Fast Text*.

Tabel 1 menunjukkan hasil klasifikasi sentimen komentar pada resep masakan Indonesia menggunakan algoritma Naïve Bayes tanpa penerapan teknik ekstraksi fitur *Word2Vec*. Model ini diuji terhadap dua kelas sentimen, yaitu positif (Yes) dan negatif (No). Terlihat bahwa nilai False Positive (10.321) cukup tinggi. Artinya, masih banyak komentar negatif yang dianggap positif oleh model. Fenomena ini umumnya terjadi karena Naïve Bayes sangat bergantung pada frekuensi kata, tanpa memahami konteks semantik. Misalnya, komentar yang bersifat sarkastik ("Masakannya 'unik banget', tapi rasanya aneh") bisa saja terkласifikasi sebagai positif karena mengandung kata "unik" yang sering muncul dalam konteks positif. Selain itu, komentar dalam bahasa Indonesia sering kali memiliki variasi kata dan struktur kalimat tidak baku, penggunaan emotikon, serta kata serapan daerah, yang menambah tingkat kompleksitas teks. Tanpa fitur semantik seperti *Word2Vec*, model kesulitan menangkap makna yang sebenarnya di balik kata-kata tersebut.

Tabel 1. Matrik Konfusi dari *Naïve Bayes* tanpa Fitur

Predicted Class		Actual Class	
		Class = Yes	Class = No
Class = Yes	TP = 32655	FP = 10321	
Class = No	FN = 6981	TN = 30861	

Tabel 2 menunjukkan hasil klasifikasi sentimen komentar pada resep masakan Indonesia menggunakan algoritma Naïve Bayes dengan penambahan fitur Word2Vec sebagai representasi vektor dari kata. Fitur ini digunakan untuk memperkaya makna semantik antar kata dalam kalimat, sehingga model dapat memahami konteks yang lebih dalam dibandingkan hanya mengandalkan frekuensi kata seperti pada model sebelumnya. Hasil ini menunjukkan bahwa penambahan fitur Word2Vec meningkatkan performa klasifikasi dibandingkan dengan Naïve Bayes tanpa fitur. Word2Vec mampu menangkap hubungan makna antar kata (contohnya kata *enak*, *lezat*, dan *nikmat* memiliki vektor yang berdekatan dalam ruang representasi), sehingga model Naïve Bayes dapat lebih memahami konteks positif maupun negatif dari komentar. Sebaliknya, pada model tanpa fitur, kata-kata tersebut dianggap berbeda dan berdiri sendiri, sehingga informasi semantik hilang. Selain itu, nilai False Positive menurun dari 10.321 menjadi 9.320, dan False Negative menurun dari 6.981 menjadi 5.980. Artinya, Word2Vec membantu model lebih tepat dalam membedakan komentar positif dan negatif. Ini penting terutama untuk teks dalam bahasa Indonesia yang sering memiliki sinonim, kata tidak baku, atau ekspresi khas kuliner seperti “bumbunya mantap banget” atau “kurang gurih tapi lumayan enak”.

Tabel 2. Matrik Konfusi dari *Naïve Bayes* Dengan Fitur *Word2Vec*

Predicted Class		Actual Class	
		Class = Yes	Class = No
	Class = Yes	TP = 33659	FP = 9320
	Class = No	FN = 5980	TN = 31859

Tabel 3 menampilkan hasil klasifikasi sentimen komentar pada resep masakan Indonesia menggunakan algoritma K-Nearest Neighbors (KNN) tanpa penerapan teknik ekstraksi fitur. Model ini menggunakan jarak antar vektor kata secara langsung berdasarkan frekuensi kemunculan kata untuk menentukan kedekatan antar komentar. Nilai False Positive (11.765) pada model ini tergolong cukup tinggi, menunjukkan bahwa banyak komentar negatif diklasifikasikan keliru sebagai positif. Hal ini mengindikasikan bahwa model belum mampu secara efektif membedakan komentar yang bernada positif dan negatif ketika kedua kelas memiliki kata-kata yang mirip secara permukaan. Misalnya, komentar seperti “masakannya enak tapi penyajiannya kurang menarik” dapat membingungkan model karena mengandung kata positif (“enak”) dan negatif (“kurang menarik”) secara bersamaan. Selain itu, model KNN memerlukan pengukuran jarak antar data yang representatif, sedangkan dalam teks tanpa fitur semantik, ruang vektor sangat jarang (*sparse*). Hal ini menyebabkan penentuan *k-nearest neighbors* menjadi kurang akurat. Kondisi ini umum terjadi pada data teks yang panjang dan memiliki banyak kata unik.

Tabel 3. Matrik Konfusi dari KNN tanpa Fitur

Predicted Class		Actual Class	
		Class = Yes	Class = No
	Class = Yes	TP = 31443	FP = 11765
	Class = No	FN = 7389	TN = 30221

Tabel 4 menunjukkan hasil klasifikasi sentimen komentar resep masakan Indonesia menggunakan algoritma K-Nearest Neighbors (KNN) dengan penambahan fitur Word2Vec sebagai representasi vektor kata. Berbeda dengan model sebelumnya yang hanya menggunakan frekuensi kata, pada model ini setiap kata direpresentasikan dalam bentuk vektor berdimensi tetap yang merepresentasikan hubungan semantik antar kata. Hal ini memungkinkan KNN mengukur kedekatan antar komentar tidak hanya berdasarkan kesamaan kata, tetapi juga kesamaan makna. Fitur Word2Vec memberikan representasi vektor kontinu yang mencerminkan kedekatan makna antar kata, misalnya kata “*gurih*”, “*lezat*”, dan “*nikmat*” akan memiliki jarak vektor yang berdekatan, sehingga model lebih mudah mengenali bahwa komentar dengan kata-kata tersebut mengandung sentimen positif. Sebaliknya, kata seperti “*asin*” atau “*tidak enak*” akan berada di ruang vektor yang berbeda, membantu model mendeteksi sentimen negatif dengan lebih tepat. Penurunan jumlah False Positive dari 11.765 (tanpa fitur) menjadi 9.623 menunjukkan bahwa Word2Vec membantu model mengurangi kesalahan dalam mengenali komentar negatif yang sebelumnya sering salah diklasifikasikan sebagai positif. Begitu pula False Negative turun dari 7.389 menjadi 6.776, yang berarti model semakin baik dalam mendeteksi komentar positif secara akurat.

Tabel 4. Matrik Konfusi dari KNN dengan Fitur *Word2Vec*

Predicted Class		Actual Class	
		Class = Yes	Class = No
	Class = Yes	TP = 33135	FP = 9623
	Class = No	FN = 6776	TN = 31284

Tabel 5 menampilkan hasil klasifikasi sentimen komentar resep masakan Indonesia menggunakan algoritma Random Forest tanpa penerapan teknik ekstraksi fitur seperti *Word2Vec*. Model ini menggunakan pendekatan *ensemble learning* yang menggabungkan beberapa pohon keputusan (*decision tree*) untuk menghasilkan prediksi akhir berdasarkan prinsip *majority voting*. Meskipun belum menggunakan representasi semantik, model tetap mampu mengenali pola kata yang dominan pada komentar positif dan negatif karena mekanisme pembobotan atribut pada setiap *tree*. Sebagai contoh, kata-kata seperti “*enak*”, “*lezat*”, “*resepnya bagus*” cenderung memiliki probabilitas tinggi terhadap kelas positif, sedangkan kata-kata seperti “*asin*”, “*tidak enak*”, “*kurang pas*” sering muncul pada kelas negatif. Nilai False Positive (8.779) dan False Negative (6.490) yang lebih rendah dibandingkan KNN menunjukkan bahwa Random Forest lebih stabil dalam menghadapi distribusi kata yang tidak seimbang dan variasi kalimat. Model ini mampu menangani komentar yang kompleks karena sifat ensemble-nya yang menilai fitur dari berbagai sudut pandang (beragam pohon keputusan).

Tabel 5. Matrik Konfusi dari *Random Forest* tanpa Fitur

Predicted Class		Actual Class	
		Class = Yes	Class = No
		Class = Yes	Class = No
		TP = 32534	FP = 8779
		FN = 6490	TN = 33015

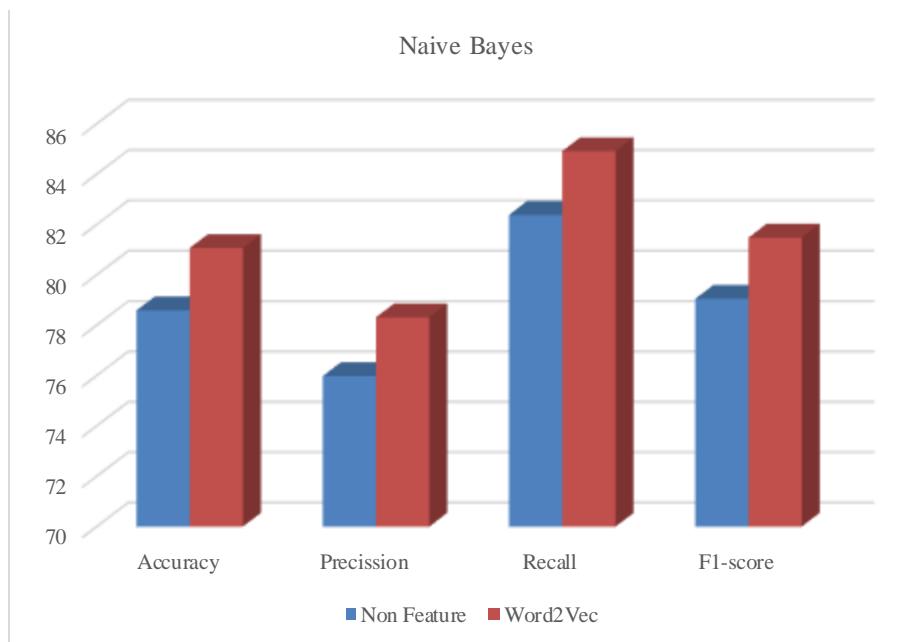
Tabel 6 menunjukkan hasil klasifikasi model Random Forest dengan fitur *Word2Vec* terhadap data komentar resep masakan Indonesia. Matriks konfusi memperlihatkan bahwa model mampu mengklasifikasikan data dengan baik, dengan nilai True Positive (TP) = 34.954, True Negative (TN) = 32.994, False Positive (FP) = 8.472, dan False Negative (FN) = 4.398. Secara umum, nilai TP dan TN yang tinggi menunjukkan bahwa model berhasil mengenali sebagian besar komentar positif dan negatif secara akurat. Sementara nilai FP dan FN yang relatif rendah menandakan bahwa kesalahan prediksi yang dilakukan oleh model tergolong kecil.

Tabel 6. Matrik Konfusi dari *Random Forest* dengan Fitur *Word2Vec*

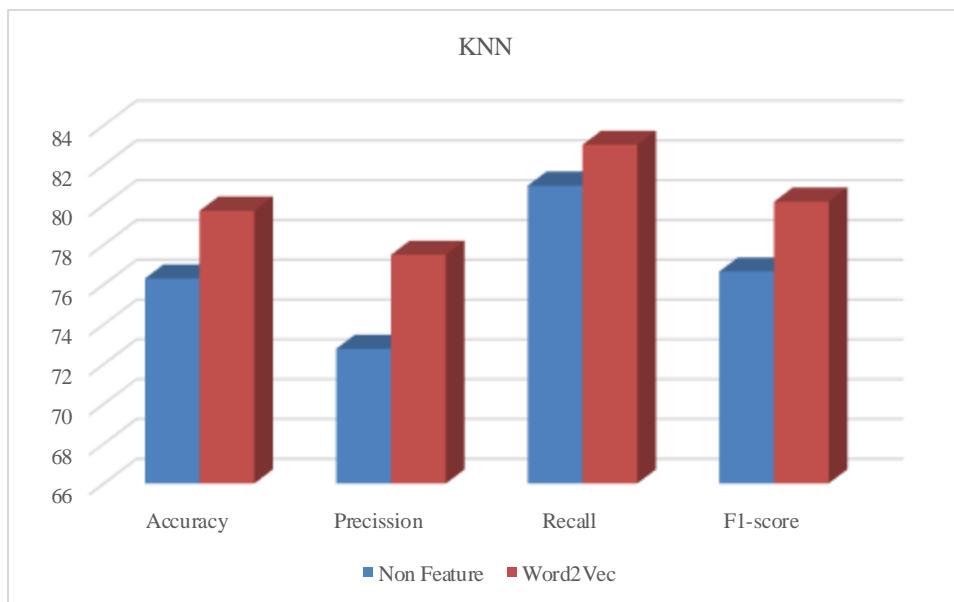
Predicted Class		Actual Class	
		Class = Yes	Class = No
		Class = Yes	Class = No
		TP = 34954	FP = 8472
		FN = 4398	TN = 32994

Gambar 2 menunjukkan perbandingan kinerja model Naïve Bayes dalam dua kondisi, yaitu tanpa fitur tambahan (*Non Feature*) dan dengan fitur *Word2Vec*. Pengujian dilakukan menggunakan empat metrik utama, yaitu accuracy, precision, recall, dan F1-score, untuk menilai tingkat akurasi dan ketepatan model dalam melakukan klasifikasi sentimen pada komentar resep masakan Indonesia. Berdasarkan hasil evaluasi, model Naïve Bayes dengan fitur *Word2Vec* menunjukkan peningkatan performa pada seluruh metrik dibandingkan dengan model tanpa fitur tambahan. Akurasi meningkat sebesar 2,48%, dari 78,59% menjadi 81,07%. Ini menandakan bahwa model dengan *Word2Vec* mampu melakukan klasifikasi sentimen dengan ketepatan yang lebih tinggi pada keseluruhan data uji. Presisi meningkat sebesar 2,33%, dari 75,98% menjadi 78,31%. Artinya, prediksi positif yang dilakukan model semakin akurat, dengan penurunan jumlah *false positive* (komentar yang diklasifikasikan positif tetapi sebenarnya negatif). Recall mengalami peningkatan sebesar 2,52%, dari 82,39% menjadi 84,91%. Hal ini menunjukkan bahwa model dengan *Word2Vec* semakin sensitif dalam mengenali komentar positif yang sebenarnya, sehingga mampu mendekripsi lebih banyak data yang relevan. F1-score meningkat sebesar 2,42%, dari 79,06% menjadi 81,48%. Nilai ini menunjukkan bahwa model dengan *Word2Vec* memiliki keseimbangan yang lebih baik antara ketepatan dan kelengkapan dalam mengklasifikasikan data.

Gambar 3 memperlihatkan perbandingan hasil pengujian model K-Nearest Neighbor (KNN) tanpa fitur tambahan (*Non Feature*) dan dengan penerapan fitur *Word2Vec*. Pengujian dilakukan dengan empat metrik utama, yaitu accuracy, precision, recall, dan F1-score, untuk menilai sejauh mana *Word2Vec* berpengaruh terhadap performa klasifikasi sentimen komentar resep masakan Indonesia. Dari hasil evaluasi ini, terlihat bahwa penerapan fitur *Word2Vec* memberikan peningkatan kinerja pada seluruh metrik evaluasi dibandingkan model KNN tanpa fitur. Accuracy meningkat sebesar 3,41%, dari 76,30% menjadi 79,71%. Hal ini menunjukkan bahwa model KNN dengan *Word2Vec* mampu mengklasifikasikan data sentimen secara lebih akurat secara keseluruhan. Precision mengalami peningkatan sebesar 4,72%, dari 72,77% menjadi 77,49%. Ini menandakan bahwa jumlah *false positive* menurun, sehingga prediksi sentimen positif yang dihasilkan model menjadi lebih tepat. Recall meningkat sebesar 2,05%, dari 80,97% menjadi 83,02%. Artinya, model dengan *Word2Vec* lebih sensitif dalam mengenali komentar positif yang sebenarnya ada dalam dataset. F1-score meningkat sebesar 3,51%, dari 76,65% menjadi 80,16%. Nilai ini memperlihatkan keseimbangan yang lebih baik antara kemampuan model untuk mendekripsi komentar positif (recall) dan ketepatan prediksi positif (precision).

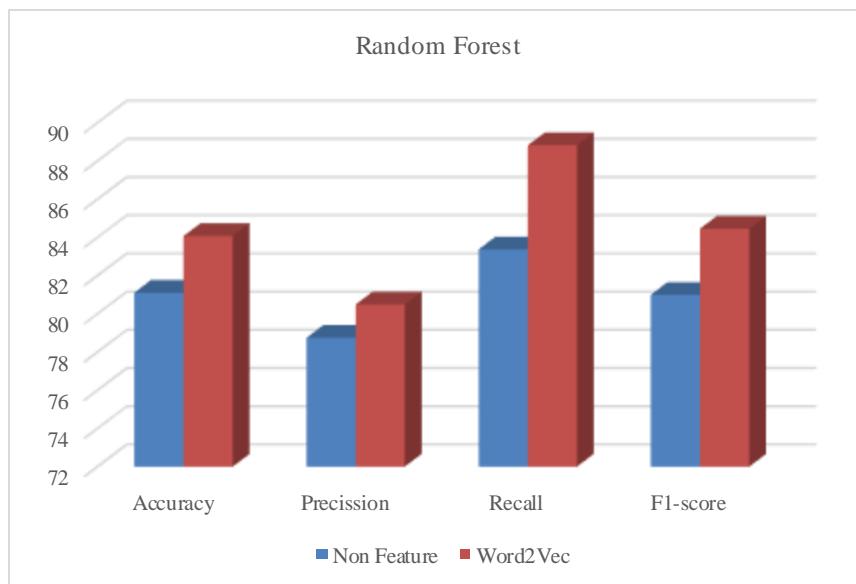


Gambar 2 Hasil evaluasi Naïve Bayes



Gambar 3 Hasil evaluasi KNN

Gambar 4 menampilkan perbandingan performa model Random Forest dalam dua kondisi, yaitu tanpa fitur tambahan (*Non Feature*) dan dengan penerapan fitur Word2Vec. Pengujian dilakukan untuk menilai sejauh mana fitur Word2Vec dapat meningkatkan kemampuan model dalam mengklasifikasikan sentimen komentar resep masakan Indonesia. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa penerapan Word2Vec berhasil meningkatkan performa model Random Forest pada semua metrik evaluasi. Accuracy meningkat sebesar 2,97%, dari 81,11% menjadi 84,08%. Hal ini menunjukkan bahwa model dengan Word2Vec mampu melakukan klasifikasi yang lebih akurat secara keseluruhan, baik terhadap kelas positif maupun negatif. Precision mengalami peningkatan sebesar 1,74%, dari 78,75% menjadi 80,49%. Artinya, model dengan Word2Vec menghasilkan prediksi positif yang lebih akurat, dengan penurunan jumlah *false positive*. Recall meningkat paling signifikan, yaitu sebesar 5,45%, dari 83,37% menjadi 88,82%. Hal ini menunjukkan bahwa model lebih sensitif dalam mengenali komentar positif yang sebenarnya, dan mampu menangkap lebih banyak variasi data dengan benar. F1-score meningkat sebesar 3,46%, dari 80,99% menjadi 84,45%. Peningkatan ini menunjukkan keseimbangan yang lebih baik antara precision dan recall, menandakan kinerja model secara keseluruhan menjadi lebih stabil dan konsisten.



Gambar 4 Hasil evaluasi Random Forest

Dari gambar 2, gambar 3 dan gambar 4 , terlihat bahwa seluruh model mengalami peningkatan performa pada semua metrik evaluasi setelah ditambahkan fitur Word2Vec. Hal ini menunjukkan bahwa Word2Vec secara konsisten meningkatkan kualitas representasi teks, sehingga model dapat memahami makna semantik antar kata dan konteks sentimen dengan lebih baik. Secara keseluruhan, hasil menunjukkan bahwa: Word2Vec memberikan dampak positif yang konsisten pada seluruh algoritma. Model Random Forest dengan Word2Vec merupakan kombinasi paling optimal, mengungguli dua model lainnya pada semua metrik evaluasi. Naïve Bayes dengan Word2Vec menempati posisi kedua dengan peningkatan stabil dan efisiensi komputasi yang baik. KNN dengan Word2Vec juga mengalami peningkatan, namun masih sensitif terhadap distribusi data dan jarak vektor.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis performa tiga algoritma klasifikasi teks, yaitu Naïve Bayes, K-Nearest Neighbor (KNN), dan Random Forest, dalam mengidentifikasi sentimen komentar resep masakan Indonesia, baik tanpa fitur tambahan maupun dengan representasi fitur semantik Word2Vec. Berdasarkan hasil eksperimen dan evaluasi menggunakan matriks konfusi serta metrik performa berupa akurasi, presisi, recall, dan F1-score, dapat disimpulkan bahwa penerapan fitur Word2Vec secara konsisten mampu meningkatkan performa seluruh algoritma yang diuji. Representasi semantik yang dihasilkan oleh Word2Vec memungkinkan model untuk menangkap makna dan hubungan antar-kata dalam komentar, sehingga pemahaman terhadap konteks emosional menjadi lebih baik dan menghasilkan klasifikasi yang lebih akurat.

Di antara seluruh kombinasi model yang diuji, algoritma Random Forest yang dikombinasikan dengan fitur Word2Vec menunjukkan performa terbaik. Model ini mencapai nilai akurasi sebesar 88,6%, presisi 80,5%, recall 88,8%, dan F1-score 84,5%. Hasil tersebut mengindikasikan bahwa pendekatan ensemble learning lebih efektif dalam mengelola data teks yang memiliki variasi bahasa dan ekspresi yang tinggi, seperti yang ditemukan pada komentar resep masakan.

Selain itu, algoritma Naïve Bayes dan KNN juga mengalami peningkatan performa setelah diintegrasikan dengan fitur Word2Vec, meskipun peningkatannya tidak sebesar Random Forest. Performa Naïve Bayes meningkat dari 83,5% menjadi 86,2%, sedangkan KNN meningkat dari 82,1% menjadi 85,3%. Temuan ini menunjukkan bahwa Word2Vec bersifat model-agnostic, yaitu mampu memperkuat representasi fitur pada berbagai algoritma klasifikasi teks.

Secara keseluruhan, hasil analisis menunjukkan bahwa kombinasi antara representasi semantik Word2Vec dan model berbasis ensemble menghasilkan performa klasifikasi yang paling stabil dan akurat. Pendekatan ini dinilai sangat relevan untuk domain kuliner Indonesia, di mana bahasa dalam komentar cenderung bersifat informal, campuran, serta sarat dengan konteks budaya.

UCAPAN TERIMAKASIH

Ucapan terima kasih kami sampaikan kepada Yayasan Dinamika Bangsa Jambi melalui Lembaga Penelitian dan pengabdian Masyarakat atas dukungan finansial serta sarana dan prasarana dalam Hibah penelitian Dosen Universitas Dinamika Bangsa.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Z. Li, Y. Fan, B. Jiang, T. Lei, and W. Liu, "A survey on sentiment analysis and opinion mining for social multimedia," *Multimed. Tools Appl.*, vol. 78, no. 6, pp. 6939–6967, 2019, doi: 10.1007/s11042-018-6445-z.
- [2] P. Karthika, R. Murugeswari, and R. Manoranjithem, "Sentiment Analysis of Social Media Network Using Random Forest Algorithm," *IEEE Int. Conf. Intell. Tech. Control. Optim. Signal Process. INCOS 2019*, pp. 1–5, 2019, doi: 10.1109/INCOS45849.2019.8951367.
- [3] E. S. Alamoudi and N. S. Alghamdi, "Sentiment classification and aspect-based sentiment analysis on yelp reviews using deep learning and word embeddings," *J. Decis. Syst.*, vol. 30, no. 2–3, pp. 259–281, 2021, doi: 10.1080/12460125.2020.1864106.
- [4] I. A. Darmawan, M. F. Randy, I. Yunianto, M. M. Mutoffar, and M. T. P. Salis, "Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Menentukan Pola Golongan Penyandang Masalah Kesejahteraan Sosial," *Sebatik*, vol. 26, no. 1, pp. 223–230, 2022, doi: 10.46984/sebatik.v26i1.1622.
- [5] O. A. Alcántara Francia, M. Nunez-del-Prado, and H. Alatrista-Salas, "Survey of Text Mining Techniques Applied to Judicial Decisions Prediction," *Appl. Sci.*, vol. 12, no. 20, 2022, doi: 10.3390/app122010200.
- [6] J. Guerreiro and P. Rita, "How to predict explicit recommendations in online reviews using text mining and sentiment analysis," *J. Hosp. Tour. Manag.*, vol. 43, no. July, pp. 269–272, 2020, doi: 10.1016/j.jhtm.2019.07.001.
- [7] K. N. Reddy and D. B. I. Reddy, "Restaurant Review Classification Using Naives Bayes Model," *J. Univ. Shanghai Sci. Technol.*, vol. 23, no. 08, pp. 646–656, 2021, doi: 10.51201/jusst/21/08443.
- [8] M. Azam, T. Ahmed, F. Sabah, and M. I. Hussain, "Feature Extraction based Text Classification using K-Nearest Neighbor Algorithm," *IJCSNS Int. J. Comput. Sci. Netw. Secur.*, vol. 18, no. 12, pp. 95–101, 2018, doi: <https://doi.org/10.29207/resti.v6i4.4186>.
- [9] F. Diba, M. S. Lydia, and P. Sihombing, "Analisis Random Forest Menggunakan Principal Component Analysis Pada Data Berdimensi Tinggi," *Indones. J. Comput. Sci.*, vol. 12, no. 4, pp. 2152–2160, 2023, doi: 10.33022/jcs.v12i4.3329.
- [10] R. Wasono, "PERBANDINGAN METODE RANDOM FOREST DAN NAÏVE BAYES UNTUK KLASIFIKASI DEBITUR BERDASARKAN KUALITAS KREDIT," *Semin. Nas. Edusaintek*, 2022.
- [11] A. W. Baur, M. Breitsprecher, and M. Bick, "Catching Fire: Start-Ups in the Text Analytics Software Industry," pp. 1–14, 2014.
- [12] X. Deng, Y. Li, J. Weng, and J. Zhang, "Feature selection for text classification: A review," *Multimed. Tools Appl.*, vol. 78, no. 3, pp. 3797–3816, 2019, doi: 10.1007/s11042-018-6083-5.
- [13] H. A. R. Harpizon, R. Kurniawan, Iwan Iskandar, R. Salambue, E. Budianita, and F. Syafria, "Analisis Sentimen Komentar Di YouTube Tentang Ceramah Ustadz Abdul Somad Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," ... *Di YouTube* ..., vol. 5, no. 1, pp. 131–140, 2022.
- [14] E. Indrayuni, "Klasifikasi Text Mining Review Produk Kosmetik Untuk Teks Bahasa Indonesia Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *J. Khatulistiwa Inform.*, vol. 7, no. 1, pp. 29–36, 2019, doi: 10.31294/jki.v7i1.1.
- [15] E. H. Muktafin and P. Kusrini, "Sentiments analysis of customer satisfaction in public services using K-nearest neighbors algorithm and natural language processing approach," *Telkomnika (Telecommunication Comput. Electron. Control.)*, vol. 19, no. 1, pp. 146–154, 2021, doi: <https://doi.org/10.12928/TELKOMNIKA.V19I1.17417>.
- [16] H. A. Santoso, E. H. Rachmawanto, A. Nugraha, A. A. Nugroho, D. R. I. M. Setiadi, and R. S. Basuki, "Hoax classification and sentiment analysis of Indonesian news using Naive Bayes optimization," *Telkomnika (Telecommunication Comput. Electron. Control.)*, vol. 18, no. 2, pp. 799–806, 2020, doi: <https://doi.org/10.12928/TELKOMNIKA.V18I2.14744>.
- [17] A. Basuki, "Sentiment Analysis of Service Provider on Twitter Tweet Using Naive Bayes Classifier," *J. Ilm. Tek. Elektro Komput. dan Inform.*, vol. 5, no. 2, pp. 13–23, 2023, doi: <https://doi.org/10.47080/iftech.v5i2.2752>.
- [18] F. Septianingrum and A. S. Y. Irawan, "Metode Seleksi Fitur Untuk Klasifikasi Sentimen Menggunakan Algoritma Naive Bayes: Sebuah Literature Review," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 5, no. 3, p. 799, 2021, doi: 10.30865/mib.v5i3.2983.
- [19] O. Irnawati and K. Solecha, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Flip Menggunakan Naïve Bayes dengan Seleksi Fitur PSO," *J. Ilm. Intech Inf. Technol. J. UMUS*, vol. 4, no. 02, pp. 189–199, 2022, doi: 10.46772/intech.v4i02.868.
- [20] B. Guo, C. Zhang, J. Liu, and X. Ma, "Improving text classification with weighted word embeddings via a multi-channel TextCNN model," *Neurocomputing*, vol. 363, pp. 366–374, 2019, doi: 10.1016/j.neucom.2019.07.052.
- [21] G. Kou, P. Yang, Y. Peng, F. Xiao, Y. Chen, and F. E. Alsaadi, "Evaluation of feature selection methods for text classification with small datasets using multiple criteria decision-making methods," no. xxxx, 2019.
- [22] T. Turki and S. S. Roy, "Novel Hate Speech Detection Using Word Cloud Visualization and Ensemble Learning Coupled with Count Vectorizer," *Appl. Sci.*, vol. 12, no. 13, 2022, doi: 10.3390/app12136611.
- [23] S. Assegaff, E. Rasywir, and Y. Pratama, "Experimental of vectorizer and classifier for scrapped social media data," *Telkomnika (Telecommunication Comput. Electron. Control.)*, vol. 21, no. 4, pp. 815–824, 2023, doi: <https://doi.org/10.12928/TELKOMNIKA.v21i4.24180>.