

Emotion Mining Review Pengguna Aplikasi Mobile Banking BRImo Menggunakan Algoritma Decision Tree

Debby E Sondakh^{[1]*}, Raissa C Maringka^[2], Ferlien P Ayorbaba^[3], Joanne S.C.B.T Mangi^[4], Stenly R. Pungus^[5]

Fakultas Ilmu Komputer Sistem Informasi^{[1], [2], [3], [4], [5]}

Universitas Klabat Airmadidi, Manado, Indonesia

Debby.sondakh@unklab.ac.id^[1], raissam@unklab.ac.id^[1],

s21910087@student.unklab.ac.id^[3], s11910041@student.unklab.ac.id^[4], stenly.pungus@unklab.ac.id^[5]

Abstract— As consumer transaction preferences shifted from analog to digital, banks were compelled to develop digital transactions in the form of mobile banking. Users of mobile banking provide feedback regarding the application's usability. The opinions of users can be emotive. Emotions influence what a person emits or applies. Emotions are the behavioral response of a person when he is happy or unhappy. Thus, the manifestation of a person's emotions, whether in the form of facial expressions, verbal communication, written text, or judgment, can be used as a source of information to aid in decision making. The objective of this study is to apply emotion mining to the analysis of user evaluations of the BRImo application, one of the three most popular platforms in Indonesia as of August 2022, with a total of 800,000 reviews on the Play Store. Emotion Mining can be used to analyze the four categories of emotions expressed by users in the comments section: happy, angry, sad, and afraid. According to BRImo user evaluations, the decision tree algorithm is used to categorize happy, sad, afraid, and angry feelings. Using a decision tree to manage large data category sets is effective. The obtained dataset included 2959 happy classes, 2196 sad classes, 387 angry classes, and 81 scared classes. According to the findings of the analysis, a significant number of users of the BRImo application express positive sentiments in their evaluations, which are indicative of happy emotions. The Decision Tree algorithm yields results with a performance specification of 84.5%, sensitivity of 85.5%, and precision of 84.4%.

Keywords— *Emotion Mining, Classification, BRImo, Decision Tree, Machine Learning, Sentiment Analysis*

Abstrak— Perpindahan gaya bertransaksi nasabah dari konvensional ke digital membuat perbankan memanfaatkan teknologi untuk mengembangkan transaksi digital dalam bentuk mobile banking. Pengguna mobile banking memberikan pendapat mereka dalam menggunakan aplikasi tersebut. Pendapat yang diberikan oleh pengguna bisa berupa emosi. Emosi seseorang mempengaruhi apa yang mereka keluarkan atau luapkan. Emosi merupakan response perilaku seseorang disaat ia merasa senang atau tidak senang. Sehingga, pengekspresian emosi seseorang, berupa ekspresi wajah, verbal, teks maupun penilaian dapat menjadi informasi untuk membantu suatu individu mengambil keputusan. Penelitian ini bertujuan menerapkan emotion mining dalam menganalisis ulasan pengguna terhadap aplikasi BRImo, salah satu dari tiga platform yang banyak digunakan di

Indonesia, dengan jumlah 800.000 ulasan di Play Store per Agustus 2022. Emotion Mining dapat membantu menganalisis emosi yang dikategorikan ke dalam 4 jenis emosi yang dituangkan pengguna pada kolom komentar, yaitu emosi senang, marah, sedih dan takut. Algoritma decision tree digunakan untuk mengklasifikasi emosi senang, sedih, takut dan marah ulasan pengguna BRImo. Decision tree memiliki kinerja yang baik dalam mengelola kumpulan data kategorikal yang besar. *Dataset* yang diperoleh, terdiri dari 2959 kelas senang, 2196 kelas sedih, 387 kelas marah dan 81 kelas takut. Hasil analisis menunjukkan bahwa pengguna aplikasi BRImo banyak memberikan ulasan yang positif yang menandakan emosi senang. Hasil yang diperoleh dari algoritma Decision Tree menghasilkan performa spesifisitas 84.5%, sensitivitas 85.5% dan akurasi 84.4%.

Kata Kunci— *Emotion Mining, Klasifikasi, Pohon Keputusan, Machine Learning, Analisis Sentimen*

I. PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Teknologi saat ini sudah sangat melekat dalam kehidupan masyarakat sekarang, mulai dari anak-anak dalam pendidikan hingga orang dewasa dalam menunjang pekerjaan mereka seperti membuat laporan, memesan transportasi untuk pergi ke kantor, bahkan sampai kepada transaksi perbankan semuanya membutuhkan teknologi. Teknologi sudah diterapkan oleh industri perbankan di Indonesia, termasuk *mobile banking*, aplikasi berbasis mobile yang memungkinkan nasabah melakukan transaksi perbankan melalui telepon selular. *Mobile banking* tidak hanya mendukung nasabah untuk bertransaksi secara online tanpa Batasan waktu, juga membantu penggunaannya mendapatkan informasi dan berkomunikasi [1]

Bank Rakyat Indonesia (BRI) meluncurkan aplikasi BRI Mobile (BRImo) pada tahun 2019, untuk melengkapi layanan berbasis teknologi yang telah digunakan sebelumnya yaitu *internet banking*, info BRI, dan call BRI. BRImo menggabungkan *mobile banking*, *internet banking*, dan uang elektronik dalam satu aplikasi. Pada tahun peluncurannya, aplikasi BRImo digunakan oleh sebanyak 2.2 juta pengguna dan jumlah transaksi mencapai hingga 1.6 triliun. Gambar 1 memperlihatkan *mobile banking* di Indonesia dengan kinerja yang terbaik pada tahun 2020 dan 2021. Berdasarkan laporan dari Bank Service Excellence Monitor (BSEM) dari Marketing

Research Indonesia menunjukkan aplikasi BRImo menduduki peringkat ketiga [2]. Tahun 2022, merujuk data di Play Store, BRImo telah diunduh lebih dari 10 juta kali dengan *rating* 4.5/5 [3]. Bahkan, pada kuartal 1-2023, jumlah pengguna mencapai lebih dari 26.3 juta dengan kenaikan jumlah transaksi finansial BRImo mencapai 99.07%, merupakan pertumbuhan transaksi *mobile banking* terbesar [4]. Disediakkannya 100 fitur yang memberikan kemudahan dan kenyamanan bertransaksi menjadi salah satu alasan terjadinya peningkatan ini.



Gambar 1. Kinerja Mobile Banking di Indonesia 2020-2021 [2]

Pengguna aplikasi mobile memberikan ulasan yang mendeskripsikan pendapat, komentar, atau evaluasi subjektif mengenai kelebihan, kekurangan, kualitas atau pengalaman pengguna dengan suatu aplikasi. Dalam konteks aplikasi mobile banking, ulasan pengguna dapat mencakup komentar mengenai kemudahan penggunaan, keamanan, kecepatan transaksi, fitur yang disediakan, kehandalan, dan pelayanan pelanggan. Ulasan yang dibagikan di *platform online* seperti situs resmi aplikasi, forum atau komunitas pengguna, dan toko aplikasi resmi seperti Google Play Store atau Apple App Store, memberikan perspektif pengguna yang dapat membantu calon pengguna lain dalam mengambil keputusan untuk menggunakan aplikasi atau tidak. Selain itu, ulasan dapat membantu mengidentifikasi masalah dalam aplikasi yang berguna bagi pengembang untuk memperbaiki atau melakukan pembaruan dan peningkatan fitur.

Perlu digarisbawahi bahwa ulasan pengguna pada dasarnya bersifat subyektif, karena dipengaruhi oleh pendapat dan perspektif individu. Satu ulasan tidak mencerminkan pengalaman pengguna secara keseluruhan secara akurat. Sehingga, sebelum merumuskan penilaian atau keputusan, sangat penting untuk mempertimbangkan dan menganalisis ulasan secara holistik untuk mendapatkan tren menyeluruh dari umpan balik pengguna. Pendekatan pembelajaran mesin banyak digunakan untuk mendapatkan sentimen (positif atau negatif) terhadap aplikasi *mobile banking*, yang disarikan dari ulasan pengguna.

Sentimen analisis atau *opinion mining* merupakan sebuah bidang pengolahan bahasa alami yang luas. Sentimen analisis memiliki hubungan dengan text mining yang bertujuan untuk menganalisa pendapat, sentimen, sikap, evaluasi, penilaian serta emosi seseorang. Sentimen analisis digunakan untuk mengelompokkan polaritas dari teks yang ada dalam sebuah dokumen, kalimat maupun nilai yang bersifat positif, negatif atau netral [5], [6].

Menurut Ranganathan dan Tzacheva [7] analisis sentimen tidak hanya mengidentifikasi opini, tetapi juga emosi. Emosi, sebagai fenomena kognitif yang rumit, bermanifestasi sebagai keadaan mental beraneka segi yang dapat dibentuk oleh berbagai faktor termasuk rangsangan eksternal, perubahan fisiologis, dan dinamika interpersonal. Emosi mempengaruhi apa yang diluapkan seseorang. Emosi dapat berupa ekspresi wajah, secara verbal, dan melalui teks. Emosi mempengaruhi persepsi manusia. Saat ini, persepsi manusia menjadi faktor penting yang mempengaruhi berbagai bidang, termasuk bisnis, pendidikan, seni, dan sebagainya. Dalam konteks bisnis, pemahaman yang lebih komprehensif tentang persepsi pengguna dapat diperoleh dengan menganalisis emosi dari teks ulasan yang diberikan untuk suatu produk atau layanan, menggunakan teknik analisis teks *emotion mining*. *Emotion mining* adalah studi tentang emosi yang tercermin dalam sebuah teks, yang mencakup proses menambang emosi dari teks mencakup deteksi emosi dalam teks, menentukan polaritas emosi yang ada dalam teks, klasifikasi emosi, dan mendeteksi penyebab emosi [8].

Berdasarkan paparan masalah diatas, peneliti akan melakukan penelitian terhadap emosi yang tuangkan pengguna pada aplikasi BRImo di Google Play Store menggunakan teknik *emotion mining*. Beberapa penelitian telah dilakukan untuk menganalisis sentimen pengguna aplikasi BRImo [9]–[11]. Dari 9000 ulasan yang dianalisis menggunakan algoritma Support Vector Machine, diperoleh 29% sentimen positif dan 71% negatif [11]. Penelitian berbeda mendapati BRImo memiliki masalah serius terkait kehandalan (*reliability*) [10], yang dapat berkontribusi pada besarnya persentase sentimen negatif. Hasil yang berbeda diperoleh [9] menganalisis 1906 ulasan pengguna BRImo dari Google Play Store menggunakan Naïve Bayes, dimana persentase sentimen positif (53.09%) lebih besar daripada sentimen negatif (46.9%). Namun, literatur yang mengkaji tentang penggunaan *emotion mining* masih sangat terbatas. Di sisi lain, *emotion mining* dapat melampaui analisis sentimen (opini) dan mengungkap emosi spesifik yang diungkapkan oleh pengguna dalam ulasan mereka tentang aplikasi *mobile banking*, dalam hal ini BRImo. Dengan mengidentifikasi emosi seperti senang, marah, sedih, atau takut, dapat memberikan wawasan yang lebih dalam tentang pengalaman pengguna. Memahami emosi spesifik yang terkait dengan fitur, fungsi, atau aspek tertentu dari aplikasi dapat membantu pengembang dan penyedia aplikasi untuk mengatasi masalah pengguna, meningkatkan kepuasan pengguna, dan menciptakan pengalaman yang lebih menarik secara emosional.

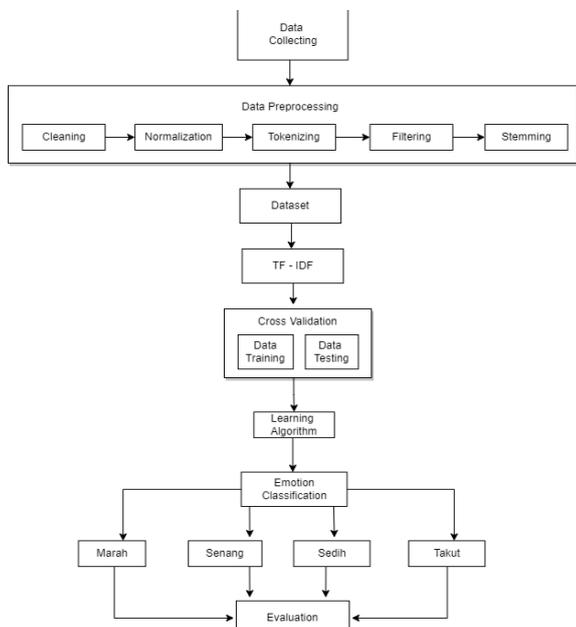
Penelitian ini menggunakan model klasifikasi algoritma *decision tree* (DT). DT merupakan metode klasifikasi model *supervised learning* untuk menyelesaikan permasalahan dalam struktur pohon [12]. DT melihat variabel dalam kumpulan data, menentukan mana yang paling penting, dan kemudian muncul dengan struktur hierarki keputusan yang paling baik mempartisi data. pohon dibuat dengan membagi data berdasarkan variabel dan kemudian menghitung untuk melihat berapa banyak yang ada di setiap keranjang setelah setiap pemisahan [13]. Membangun DT itu mudah dan cepat, dan dapat membuat prediksi dengan cepat. Ini sederhana dan mudah dipahami, dan pengguna tidak perlu melakukan banyak hal untuk menyiapkan data. Aturan dapat dibuat dengan cepat,

dan kompleksitas masalah juga berkurang [13], [14]. DT ini merupakan algoritma non-parametrik sehingga dapat digunakan pada *dataset* yang besar dan kompleks tanpa memaksakan struktur parametrik yang sulit. Ketika sampel yang akan digunakan lumayan besar maka *dataset* tersebut dapat dibagi menjadi *dataset training* dan *dataset validasi*. *Dataset training* digunakan sebagai dasar membangun model dari DT dan *dataset validasi* digunakan untuk memutuskan ukuran *tree* yang sesuai yang dibutuhkan untuk mencapai model akhir yang lebih optimal [15].

Selain itu, melihat dari penelitian sebelumnya teks [7], hasil klasifikasi emosi teks dari data Twitter menggunakan DT memperoleh akurasi yang lebih tinggi dibandingkan penelitian lain yang menggunakan SVM dan KNN. Nurfauzan dan Maharani, juga menambang emosi dari teks Twitter berbahasa Indonesia mendapati DT memberikan nilai akurasi klasifikasi emosi yang baik [15].

II. METODE PENELITIAN

Gambar 2 menjelaskan proses-proses dari mengambil data pada kolom komentar aplikasi BRImo yang tersedia pada *Google Play Store*.



Gambar 2. Langkah-langkah Penelitian

Setelah itu data akan melalui tahap *pre-processing* dan akan diukur bobotnya dengan menggunakan TF-IDF. *Dataset* tersebut kemudian dibagi menjadi 2 bagian yaitu *data training* dan *data testing* dan akan diolah untuk kemudian mendapatkan model klasifikasi. Setelah itu data tersebut akan dievaluasi untuk mendapatkan nilai dari 4 emosi yaitu marah, senang, sedih dan takut.

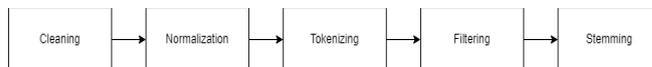
A. Data Collection

Peneliti menggunakan *web data scrapping* serta *library python* “pandas” dan “numpy” untuk mengambil sebanyak 10.000 ulasan dari *Google Play Store*. Paramater *scrapping*

yang peneliti gunakan yaitu id “id.co.bri.brimo”, lang “id”, country “id”, sort “Sort.NWEST”, count “10000” dan filter score with “None”.

B. Text Preprocessing

Data ulasan aplikasi BRImo melewati beberapa tahapan seperti *cleaning*, *normalization*, *tokenizing*, *filtering* dan *stemming*. Seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Langkah-langkah Text Preprocessing

TABEL 1. Contoh Hasil Preprocessing

Before	After	Process
Aplikasi sampah! kesalahan sistem kok setiap hari! Error kok setiap hari juga! Sangat tidak berguna!	Aplikasi sampah kesalahan sistem kok setiap hari Error kok setiap hari juga sangat tidak berguna	Cleaning
Aplikasi sampah kesalahan sistem kok setiap hari Error kok setiap hari juga sangat tidak berguna	‘Aplikasi’, ‘sampah’, ‘kesalahan’, ‘sistem’, ‘kok’, ‘setiap’, ‘hari’, ‘Error’, ‘kok’, ‘setiap’, ‘hari’, ‘juga’, ‘Sangat’, ‘tidak’, ‘berguna’	Tokenizing
‘Aplikasi’, ‘sampah’, ‘kesalahan’, ‘sistem’, ‘kok’, ‘setiap’, ‘hari’, ‘Error’, ‘kok’, ‘setiap’, ‘hari’, ‘juga’, ‘Sangat’, ‘tidak’, ‘berguna’	‘Aplikasi’, ‘sampah’, ‘kesalahan’, ‘sistem’, ‘kok’, ‘setiap’, ‘hari’, ‘Error’, ‘kok’, ‘setiap’, ‘hari’, ‘juga’, ‘Sangat’, ‘tidak’, ‘berguna’	Normalization
‘Aplikasi’, ‘sampah’, ‘kesalahan’, ‘sistem’, ‘kok’, ‘setiap’, ‘hari’, ‘Error’, ‘kok’, ‘setiap’, ‘hari’, ‘juga’, ‘Sangat’, ‘tidak’, ‘berguna’	‘Aplikasi’, ‘sampah’, ‘kesalahan’, ‘sistem’, ‘Error’, ‘Sangat’, ‘berguna’	Filtering
‘Aplikasi’, ‘sampah’, ‘kesalahan’, ‘sistem’, ‘Error’, ‘Sangat’, ‘berguna’	aplikasi sampah kesalahan sistem error berguna	Stemming

Data ulasan yang diperoleh oleh peneliti kemudian melewati proses *cleaning* untuk menghilangkan angka atau simbol yang tidak dibutuhkan, seperti hashtag, emoticon, tanda baca dan simbol-simbol lainnya. Setelah itu masuk ke tahap *tokenizing* untuk memisahkan kalimat menjadi kata per kata. Kemudian pada tahap *normalization* dilakukan mapping untuk menghilangkan kata slang atau kata informal menjadi formal. Setelah itu pada tahap *filtering* kalimat dilakukan pengurangan kata dalam corpus yang disebut stopwords dan penghilangan kata yang tidak diperlukan dalam penelitian. Dan pada tahap *stemming* akan dilakukan proses penghilangan semua kata imbuhan menjadi kata dasar. Contoh: di-, me-, kan-, meng-, peng-, pe- dan lain-lain. *Stemming* bertujuan untuk mengurangi kata yang memiliki kata dasar yang sama. Seperti pada Tabel 1. Data yang awalnya berjumlah 10.000 telah berkurang sebanyak 3.373 dan tersisa 6.627.

Setelah melewati tahap preprocessing, data dianalisis dengan membagi data ke dalam 3 kategori yaitu positif, negatif

dan netral. Selain itu, ditentukan *range polarity* berdasarkan *human judgement*.

C. Modeling

Setelah melewati tahap *pre-processing* dan *sentiment analysis*, data kemudian terbentuk menjadi *dataset*. *Dataset* yang telah terbentuk akan melewati tahap TF-IDF untuk membobotkan setiap kata dalam dokumen berdasarkan frekuensi kemunculan kata tersebut. Setelah dilakukan pembobotan terhadap kata dan diperoleh *dataset*, peneliti kemudian membagi data ke dalam 2 bagian, yaitu *data training* 80% dan *data testing* 20% untuk kemudian dilakukan pengujian algoritma.

Pada tahap modeling, peneliti mengimplementasikan *decision tree* menggunakan *Scikit-Learn* yang sudah teruji dan memiliki dokumentasi yang lengkap untuk mengetahui emosi apa yang sering digunakan oleh pengguna aplikasi BRImo berdasarkan ulasan yang diberikan.

D. Emotion Classification

Setelah data telah melewati tahap preprocessing, sentimen analisis dan modeling, maka selanjutnya dari hasil sentimen positif dan negatif akan diklasifikasikan ke dalam 4 emosi yaitu marah, senang, sedih dan takut. Neutral merupakan sentimen analisis yang memiliki hasil *undefined*.

E. Evaluation

Setelah membangun model klasifikasi sentimen, penting untuk mengevaluasi kinerjanya. Ini biasanya dilakukan dengan menggunakan data uji berlabel yang tidak digunakan selama fase pelatihan model. Metrik evaluasi umum meliputi akurasi, presisi, daya ingat, skor F1, dan analisis *confusion matrix*.

III. HASIL DAN ANALISA

Dari 10.000 data yang diperoleh, peneliti melakukan preprocessing dan analisis sentiment terhadap data yang ada, dari tahap preprocessing cleaning sampai filtering, data masih berjumlah 10.000 dan pada tahap stemming data berkurang menjadi 6627 data. Pada tahap sentimen analisis data dibagi ke dalam 3 kategori yaitu positif, negatif, dan netral, kode program ditunjukkan pada Gambar 4.

Setelah data telah melewati tahap preprocessing dan sentiment analisis maka kemudian akan dilakukan proses pembobotan pada kata dengan TF-IDF, kode program ditunjukkan pada Gambar 5. Setelah diperoleh *dataset*, data kemudian akan dibagi ke dalam 2 bagian yaitu *data training* 80% dan *data testing* 20% dan kemudian akan dilakukan pengujian algoritma.

```
def sentiment_analysis_lexicon_indonesia(text):
    score = 0
    for word in text:
        if(word in lexicon_positive):
            score = score + lexicon_positive[word]
        for word in text:
            if(word in lexicon_negative):
                score = score + lexicon_negative[word]
    polarity = ''
    if (score > 0):
        polarity = 'positive'
    elif (score < 0):
        polarity = 'negative'
    else:
        polarity = 'neutral'
    return score,polarity
```

Gambar 4. Kode untuk Analisis Sentimen

```
# Vectorize text data using TF-IDF
vectorizer = TfidfVectorizer(analyzer='word', max_features=2000)
tfidf_matrix_train = vectorizer.fit_transform(X_train)
tfidf_matrix_test = vectorizer.transform(X_test)
```

Gambar 5. Kode untuk Pembobotan Kata

```
# Train decision tree model
clf = DecisionTreeClassifier(random_state=0)
clf.fit(tfidf_matrix_train, y_train)

# Evaluate model on test set
y_pred = clf.predict(tfidf_matrix_test)
accuracy = clf.score(tfidf_matrix_test, y_test)
print('Decision tree accuracy:', accuracy)

# Print classification report
report = classification_report(y_test, y_pred)
print(report)
precision, recall, fscore, support = precision_recall_fscore_support(y_test, y_pred)
sensitivity = recall[1]
specificity = recall[0]
print('Sensitivity (positive recall):', sensitivity)
print('Specificity (negative recall):', specificity)
```

Gambar 6. Kode Algoritma Decision Tree

Pada tahap modeling, peneliti mengimplementasikan DT menggunakan *Scikit-Learn* yang sudah teruji dan memiliki dokumentasi yang lengkap untuk mengetahui emosi apa yang sering digunakan oleh pengguna aplikasi BRImo berdasarkan ulasan yang diberikan.

Tabel 2 menampilkan kinerja model klasifikasi menggunakan algoritma DT, dimana 950 sampel diklasifikasikan dengan benar, masing-masing 486 dan 464 untuk kelas positif dan negatif. Jumlah sampel yang salah klasifikasi adalah 175.

TABEL 2. Confusion matrix

True	Prediksi		Total
	Negatif	Positif	
Negatif	TN: 464	FP: 89	553
Positif	FN: 86	TP: 486	572
Total	550	575	1125

Selanjutnya, metrik evaluasi yaitu *sensitivity*, *Specificity*, *precision*, *recall*, *f1-score* dan *accuracy* dihitung, dengan hasil masing-masing memiliki persentase 85.5%, 84%, 84.5, 84%, 84% dan 84%. Perhitungan masing-masing *metric* yang digunakan adalah sebagai berikut:

Sensitivity: Mengukur seberapa baik *classifier* dapat digunakan untuk mengidentifikasi *instance* dari kelas positif.

$$Sensitivity: \frac{486}{486+86} \times 100\% = 85.5\%$$

Specificity: Mengukur seberapa baik *classifier* dapat digunakan untuk mengidentifikasi *instance* dari kelas negatif.

$$Specificity: \frac{464}{464+89} \times 100\% = 84\%$$

Precision: Mengukur rasio prediksi benar positif dibandingkan dengan keseluruhan hasil yang diprediksi positif.

$$precision: \frac{486}{486+89} \times 100\% = 84.5\%$$

Accuracy: Mengukur keakuratan dari klasifikasi.

$$Accuracy: \frac{486+464}{486+464+89+86} \times 100\% = 84\%$$

Dari hasil penentuan *range polarity* yang telah dilakukan pada tahap sentimen analisis, sentimen positif dan negatif diklasifikasikan ke dalam 4 emosi yaitu marah, senang, sedih dan takut. *Neutral* merupakan sentimen analisis yang memiliki hasil *undefined*. *Range polarity* yang ditentukan oleh peneliti adalah berdasarkan *human judgement* sebagai berikut: -1 sampai -10 *sad*, -11 sampai -20 *angry*, -21 sampai -60 *fear* dan 1 sampai 36 *happy*.

Maka pada tahap *emotion classification*, data yang berjumlah 6627 berkurang 998 karena peneliti tidak menggunakan *neutral* dalam mengklasifikasikan emosi. Gambar 7 menampilkan hasil klasifikasi emosi 5623 data, dimana didapati dari setiap kelas terbagi secara tidak merata. *Dataset* yang peneliti peroleh, terdiri dari 2959 kelas senang, 2196 kelas sedih, 387 kelas marah dan 81 kelas takut. Dapat disimpulkan bahwa pengguna aplikasi BRImo banyak memberikan ulasan yang positif yang ditandai 2959 (53%) emosi senang. Namun, secara keseluruhan, ulasan positif tidak dominan dibandingkan total ulasan negatif yang tercermin dari emosi sedih, marah dan takut sebanyak 2664 (47%).



Gambar 7. Klasifikasi Emosi Pengguna BRImo

IV. KESIMPULAN

Pada penelitian ini, teknik *emotion mining* yang digunakan oleh peneliti untuk mengidentifikasi emosi dari teks ulasan pengguna aplikasi BRImo. Algoritma DT yang digunakan memiliki kemampuan yang baik dalam mengenali dengan tepat emosi yang terkait dengan ulasan pengguna. Dengan tingkat *Sensitivity* sebesar 85.5%, algoritma tersebut mampu mengidentifikasi dengan akurat sebagian besar emosi yang

terkandung dalam ulasan. *Specificity* sebesar 84% menunjukkan kemampuan algoritma dalam mengklasifikasikan dengan benar emosi negatif. *Precision* sebesar 84.5% mengindikasikan bahwa sebagian besar prediksi positif yang dilakukan oleh algoritma benar. Dan dengan tingkat *accuracy* sebesar 84%, algoritma decision tree mampu memberikan hasil klasifikasi yang akurat secara keseluruhan.

Hasil analisis klasifikasi sentimen menunjukkan bahwa pengguna aplikasi BRImo memberikan ulasan yang cukup beragam. Terdapat 2959 (53%) ulasan dengan sentimen positif yang ditandai dengan emosi senang. Meskipun demikian, secara keseluruhan, ulasan positif tidak mendominasi jumlahnya dibandingkan dengan total ulasan negatif. Ulasan negatif tercermin dalam emosi sedih, marah, dan takut, yang mencapai 2664 (47%). Hal ini menunjukkan bahwa meskipun ada sejumlah besar ulasan positif, terdapat juga sejumlah signifikan ulasan negatif yang perlu diperhatikan dan ditindaklanjuti oleh pihak yang bertanggung jawab terhadap aplikasi BRImo. Penting untuk mempertimbangkan dan mengatasi masalah yang mendasari ulasan negatif tersebut guna meningkatkan pengalaman pengguna dan kualitas layanan secara keseluruhan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. C. Mandiri, Efriyanto, and E. Y. Metekohy, "Pengaruh Kualitas Layanan dan Kepercayaan Terhadap Kepuasan Nasabah dalam Menggunakan BRI Mobile (BRImo)," *Account*, vol. 8, no. 1, pp. 1423–1430, Jun. 2021.
- [2] "Wow! Ini Mobile Banking Terbaik Se-Indonesia," *detikNews*, May 06, 2021.
- [3] L. D. Jatmiko, "Top 10 Aplikasi Bank di Indonesia," *Bisnis.com*, May 24, 2022.
- [4] K. Anam, "Ramai Transaksi Mobile Banking, Bank Mana yang Tumbuh Tinggi?," *CNBC Indonesia*, Apr. 28, 2023.
- [5] S. Hadi and N. Novi, "Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Penggunaan Layanan Mobile Banking," *Optimum: Jurnal Ekonomi dan Pembangunan*, vol. 5, no. 1, p. 55, 2015, doi: 10.12928/optimum.v5i1.7840.
- [6] G. A. Sandag, E. H. E. Soegiarto, L. Laoh, A. Gunawan, and D. Sondakh, "Sentiment Analysis of Government Policy Regarding PPKM on Twitter Using LSTM," in *2022 4th International Conference on Cybernetics and Intelligent System (ICORIS)*, Prapat, Indonesia: IEEE, Oct. 2022, pp. 1–6. doi: 10.1109/ICORIS56080.2022.10031474.
- [7] J. Ranganathan and A. Tzacheva, "Emotion mining in social media data," *Procedia Comput Sci*, vol. 159, pp. 58–66, 2019, doi: 10.1016/j.procs.2019.09.160.
- [8] A. Yadollahi, A. G. Shahraki, and O. R. Zaiane, "Current State of Text Sentiment Analysis from Opinion to Emotion Mining," *ACM Comput Surv*, vol. 50, no. 2, pp. 1–33, Mar. 2018, doi: 10.1145/3057270.

- [9] M. K. Khoirul Insan, U. Hayati, and O. Nurdiawan, "Analisis Sentimen Aplikasi BRImo Pada Ulasan Pengguna di Google Play Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 7, no. 1, pp. 478–483, Mar. 2023, doi: 10.36040/jati.v7i1.6373.
- [10] M. A. Ligiarta and Y. Ruldeviyani, "Customer Satisfaction Analysis of Mobile Banking Application Based on Twitter Data," in *2022 2nd International Conference on Electronic and Electrical Engineering and Intelligent System (ICE3IS)*, Yogyakarta, Indonesia: IEEE, Nov. 2022, pp. 322–327. doi: 10.1109/ICE3IS56585.2022.10010221.
- [11] H. I. Harianja, "Analisis Sentimen Ulasan Pengguna terhadap Aplikasi BRImo BRI pada Situs Google Play Store Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM)," Universitas Sumatera Utara, Medan, 2022.
- [12] K. A. Rokhman, B. Berlilana, and P. Arsi, "Perbandingan Metode Support Vector Machine Dan Decision Tree Untuk Analisis Sentimen Review Komentar Pada Aplikasi Transportasi Online," *Journal of Information System Management (JOISM)*, vol. 3, no. 1, pp. 1–7, 2021, doi: 10.24076/joism.2021v3i1.341.
- [13] A. Kumar, V. Dabas, and P. Hooda, "Text classification algorithms for mining unstructured data: a SWOT analysis," *International Journal of Information Technology*, vol. 12, no. 4, pp. 1159–1169, Dec. 2020, doi: 10.1007/s41870-017-0072-1.
- [14] D. E. Sondakh, "Comparative Study of Classification Algorithms: Holdouts as Accuracy Estimation," *Cogito Smart Journal*, vol. 1, no. 1, pp. 13–23, Dec. 2015.
- [15] A. Nurfauzan and W. Maharani, "Klasifikasi Emosi Pada Pengguna Twitter Menggunakan Metode Klasifikasi Decision Tree," *eProceedings ...*, 2021.