Emotion Mining Review Pengguna Aplikasi Mobile Banking Menggunakan Algoritma Decision Tree

Debby E Sondakh [1]\*, Raissa C Maringka [2], Ferlien P Ayorbaba [3], Joanne S.C.B.T Mangi [4]

Fakultas Ilmu Komputer Sistem Informasi [1], [2], [3], [4]

Universitas Klabat Airmadidi, Manado, Indonesia

[Debby.sondakh@unklab.ac.id](mailto:Debby.sondakh@unklab.ac.id) [1], [raissam@unklab.ac.id](mailto:raissam@unklab.ac.id) [1],

[s21910087@student.unklab.ac.id](mailto:s21910087@student.unklab.ac.id) [3], [s11910041@student.unklab.ac.id](mailto:s11910041@student.unklab.ac.id)[4]

***Abstract*—** **The transformation of customers' transactional preferences from conventional to digital has prompted banks to utilize technology to develop digital transactions in the form of mobile banking. Users who use mobile banking provide their opinions on the application. User opinions can be in the form of emotions. A person's emotions affect what they express or vent. Emotions are a response to a person's behavior when they feel happy or unhappy. Therefore, a person's expression of emotions in the form of facial expressions, verbal, text, or review can provide information to help an individual make decisions. The aim of this research is to apply emotion mining in analyzing user reviews of the BRImo application and to test the accuracy of the decision tree algorithm in classifying emotions such as happy, sad, scared, and angry. Emotion mining can help analyze emotions that are categorized into four types of emotions expressed by users in the comment column, such as happy, angry, sad, and scared. The methodology used in this research is the decision tree machine learning algorithm. The dataset obtained consists of 2959 happy classes, 2196 sad classes, 387 angry classes, and 81 scared classes. Based on the data obtained, it was found that users of the BRImo application provided many positive reviews indicating a happy emotion. The results obtained from the Decision Tree algorithm show a specificity performance of 84.5%, sensitivity of 85.5%, and accuracy of 84.4%.**

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

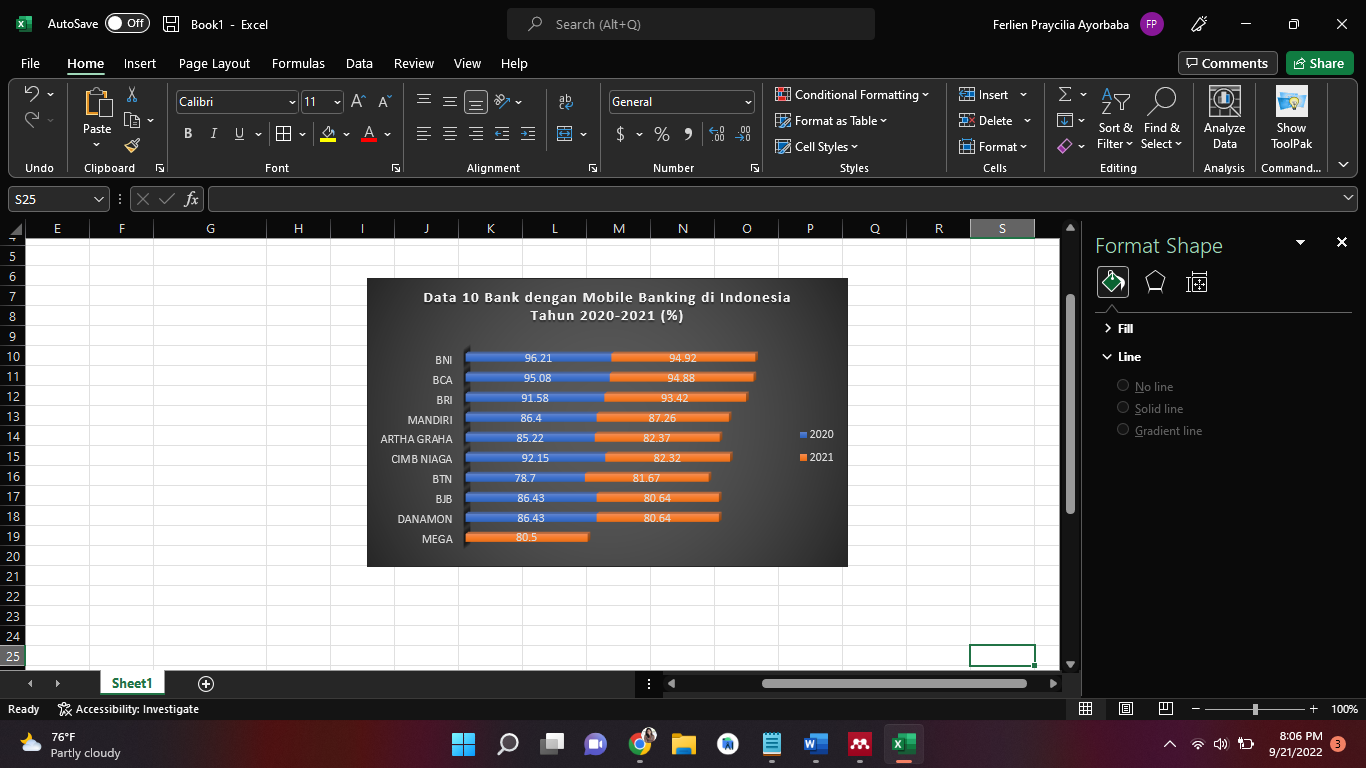
***Abstrak*— Perpindahan gaya bertransaksi nasabah dari konvensional ke digital membuat perbankan memanfaatkan teknologi untuk mengembangkan transaksi digital dalam bentuk mobile banking. Pengguna yang menggunakan mobile banking memberikan pendapat mereka dalam menggunakan aplikasi tersebut. Pendapat 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. Oleh sebab itu, pengekspresian emosi seseorang yang berupa ekspresi wajah, verbal, teks maupun penilaian bisa menjadi informasi untuk membantu suatu individu mengambil keputusan. Tujuan dari penelitian ini adalah menerapkan emotion mining dalam menganalisis ulasan pengguna terhadap aplikasi brimo serta menguji akurasi algoritma decision tree dalam mengklasifikasi emosi senang, sedih, takut dan marah. Emotion Mining dapat membantu menganalisis emosi yang dikategorikan ke dalam 4 jenis emosi yang dituangkan pengguna pada kolom komentar, seperti emosi senang, marah, sedih dan takut. Metodologi yang digunakan dalam penelitian adalah algoritma machine learning decision tree. Dataset yang diperoleh, terdiri dari 2959 kelas senang, 2196 kelas sedih, 387 kelas marah dan 81 kelas takut. Dan berdasarkan data yang diperoleh, didapati bahwa pengguna aplikasi BRIMO banyak memberikan ulasan yang positf yang menandakan emosi happy. 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***

# Pendahuluan

## 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 [1]. Teknologi sudah diterapkan oleh perbankan di kebanyakan bank terkenal di Indonesia seperti pada gambar 1. Perbankan memanfaatkan teknologi untuk meningkatkan pelayanan dengan membuat aplikasi berbasis *mobile* yang berguna bagi nasabah dalam mendapatkan informasi, berkomunikasi, dan juga melakukan transaksi lewat jaringan internet tanpa dibatasi oleh waktu [2].



Gambar 1. Pengguna Mobile Banking di Indonesia

Berdasarkan laporan dari Bank *Service Excellence Monitor* (BSEM) dari *Marketing Reseacrh Indonesia* (MRI) menunjukan aplikasi BRImo menduduki peringkat ketiga *mobile banking* dengan fitur terbaik pada tahun 2020-2021. Menurut Bambang Tribaroto selaku *corporate secretary* bank BRI menyatakan bahwa aplikasi BRImo pertama kali diluncurkan pada bulan Februari 2019 dan mendapatkan pengguna sebanyak 2.2 juta dan jumlah transaksi mencapai hingga 1.6 triliun pada tahun peluncuran [3]. Aplikasi BRImo ini sendiri sudah tersedia di *Google Play Store* dengan *rating* 4.5 dan telah diunduh oleh lebih dari 10 juta orang menurut data *Play Store* tahun 2022.

Menurut Engel [4], pengekspresian emosi seseorang bisa menjadi informasi yang dapat membantu suatu individu mengambil keputusan yang dapat dilakukan melalui komunikasi. Emosi seseorang mempengaruhi apa yang mereka keluarkan atau luapkan. Emosi dapat berupa ekspresi wajah, verbal, teks. Menganalisis emosi berdasarkan teks menjadi tantangan, karena ekspresi yang diluapkan secara tekstual tidak secara langsung menggunakan kata-kata yang berhubungan dengan emosi melainkan pemahaman makna, konsep dan interaksi yang terdapat dalam dokumen teks. Menurut J.Ranganathan [5] analisis sentimen merupakan suatu proses untuk mengidentifikasi opini, emosi dan sentimen yang diungkapkan oleh manusia tentang suatu produk, topik, peristiwa publik. Oleh sebab itu pengguna menuangkan emosi yang mereka rasakan melalui kolom komentar yang tersedia di *Google Play Store*.

Berdasarkan *rating* dan ulasan pada *Google* *Play Store* serta melihat pada penelitian lainnya mengenai aplikasi BRImo, didapati bahwa banyak pengguna yang mengalami kesulitan dalam menggunakan aplikasi tersebut [6]. Menurut Khoirul R [7] ditemukan bahwa pengguna yang tidak puas dengan layanan dari suatu aplikasi atau produk akan menuliskan keluhan mereka pada kolom komentar terhadap aplikasi yang mereka gunakan di *Google Play Store*.

Berdasarkan paparan masalah diatas, peneliti akan melakukan penelitian terhadap emosi yang tuangkan pengguna pada aplikasi BRImo di Google Play Store menggunakan teknik *emotion mining* dan model klasifikasi algoritma *decision tree C4 5*. Melihat dari penelitian sebelumnya, hasil klasifikasi emosi fear atau takut menggunakan data bahasa Indonesia dengan metode SVM dan KNN tidak mendapatkan nilai akurasi yang tinggi [8]. Sehingga pada penelitian yang dilakukan oleh Nurfauzan menggunakan metode *decision tree,* mendapatkan nilai akurasi klasifikasi emosi yang lebih baik [9]. Pada penelitian lainnya terkait opini dan ulasan yang dikemukakan oleh pengguna *twitter* dengan melakukan analisis sentimen serta melakukan perbandingan algoritma lain dengan algoritma decision tree, maka didapati bahwa algoritma decision tree memiliki tingkat akurasi yang paling tinggi. Penelitian lain juga mendeteksi emosi pengguna dari data tweet berupa teks[5].

Penelitian ini menggunakan *decision tree* [10]untuk mengklasifikasi 4 emosi yaitu marah, senang, sedih dan takut yang dituliskan pada kolom komentar yang tersedia di *Google Playstore* pada aplikasi BRImo dengan menggunakan teknik emotion mining dan algoritma *decision tree*.

## Emotion Mining

*Emotion mining* mencari pola atau informasi berdasarkan perasaan manusia dengan cara mendeteksi, menganalisis, serta mengevaluasi peristiwa, masalah, layanan atau minat lainnya. Emotion mining bertujuan untuk mengetahui emosi seseorang dari cara mereka menulis mengekspresikan wajah, berbicara, bergerak, dan lain-lain [11]. Metode *emotion mining* mempunyai banyak kegunaan salah satunya adalah menyarankan sebuah produk dengan melihat emosi yang paling sering pengguna berikan. *Emotion mining* menggunakan *machine learning* untuk mendeteksi serta mengklasifikasikan emosi *user* terhadap suatu kejadian atau topik. Metode *emotion mining* yang digunakan secara tekstual dapat membantu dalam mendapatkan informasi tentang kepuasan pelanggan, membantu memilih bahan ajar, merekomendasikan produk berdasarkan emosi *user*, bahkan memprediksi gangguan kesehatan mental.

*Emotion mining* dapat dibagi menjadi tiga bagian tergantung dari apa tujuannya. Bagian pertama bertujuan untuk mengekstrak valensi teks yang menunjukan apakah teks memiliki emosi marah, senang, sedih, takut yang terkait dengan topik. Bagian kedua bertujuan untuk mengidentifikasi apakah teks tersebut subjektif atau faktual guna untuk mengetahui apakah teks tersebut kaya akan emosi atau tidak. Bagian yang ketiga bertujuan untuk mengenali emosi, kekuatan, serta gairah dari teks tersebut.

## Decision Tree

Merupakan bagian dari *data mining* yang sering digunakan untuk menetapkan sistem klasifikasi untuk mengembangkan prediksi algoritma untuk target variabel. *Decision tree* mengklasifikasi bagian populasi ke dalam bagian lainnya sehingga membentuk cabang yang membentuk pohon terbalik dengan simpul akar, simpul internal, dan simpul daun. Setiap simpul dari *decision tree* merepresentasikan atribut yang telah diuji, pembagian hasil uji, dan representasikan kelompok kelas tertentu [12]. *Decision tree* ini merupakan algoritma non-parametrik sehingga dapat digunakan pada dataset yang besar dan kompleks tanpa memaksakan struktur parametrik yang sulit. *Decision tree* merupakan metode klasifikasi model *supervised learning* untuk menyelesaikan permasalahan ke dalam struktur pohon[7]. 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 *decision tree* dan dataset validasi digunakan untuk memutuskan ukuran *tree* yang sesuai yang dibutuhkan untuk mencapai model akhir yang lebih optimal [9].

## Sentiment Analysis

Sentimen analysis 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 mengelompokan polaritas dari teks yang ada dalam sebuah dokumen, kalimat maupun nilai yang bersifat positif, negatif atau netral[13].

Sentimen dikelompokan menjadi 2 yaitu, *coarse-grainted sentiment analysis* dan *fined-grained sentiment analysis. Coarse-grained sentiment analysis* adalah sentimen yang dilakukan pada level dokumen. Sentimen ini menganggap seluruh isi dokumen merupakan sentimen positif dan negatif. *Fined-grained sentiment analysis* adalah sentimen yang dilakukan pada sebuah kalimat, dimana berfokus pada penentuan sentimen dari setiap kalimat[14]. Sentimen analysis memiliki 3 kelas yang diklasifikasikan yaitu positf, negatif dan netral.

* Sentimen positif: Sentimen positif adalah tanggapan atau sikap yang membuat nilai seseorang atau sesuatu meningkat. Contoh kalimat yang memiliki sentimen positif “Sangat Membantu dalam semua transaksi.”
* Sentimen negatif: Sentimen negatif tanggapan atau sikap yang membuat nilai seseorang atau sesutu menurun. Kalimat yang memiliki sentimen negatif ditandai dengan penggunaan kata negasi yang biasa digunakan untuk mengubah polaritas dari sebuah pernyataan [15]. Contoh kalimat yang memiliki sentimen negatif “Mengapa saat verifikasi video sangat susah dan harus mengulang dengan menginstal aplikasi lagipadahal wajah saya sudah jelas juga cahayanya mohon solusinya paksaya tidak bisa mengambil uang jika beginiapalagi bri sudah tidak memberikan kartu atm dan harus menggunakan brimotapi bagaimana bisa menggunakan brimo jika mau masuk saja tidak bisamohon bantuannya.”
* Sentimen netral: Sentimen netral adalah tanggapan atau sikap yang tidak berpihak. Contoh kalimat yang memiliki sentimen netral “Kalo selama ini saya pakai aplikasi brimonya lancar saja cuma nasabah susah dapatkan kartu atmnya jadi saya kasih bintang dulu.”

# Metode Penelitian

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

A diagram of a data processing process

Description automatically generated with low confidence

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.

## Data Collection

Peneliti menggunakan *scrapping* untuk mengambil data ulasan pada Google Playstore. Data yang diperoleh akan berupa csv. Parameter *scrapping* yang digunakan dapat dilihat pada Tabel 1 yaitu:

TABEL 1. Scraping Parameter

|  |  |
| --- | --- |
| id | id.co.bri.brimo |
| lang | ‘ |
| country | ‘id’ |
| sort | ‘id’ |
| filter\_score\_with | Sort.NEWEST  None |

## 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 2. 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 dilakukan penghilangan 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 dilakuan mapping untuk menghilangkan kata slang atau kata informal menjadi formal. Setelah itu pada tahap filtering kalimat akan 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 2. Setelah melewati tahap preprocessing, data kemudian akan dilakukan analisis sentimen dengan membagi data ke dalam 3 kategori yaitu *positive, negative* dan *neutral*, serta akan ditentukan *range polarity* berdasarkan *human judgement*.

## 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.

## Emotion Classfication

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

## 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*.

# Hasil dan Analisa

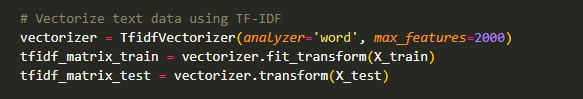
Dari 10.000 data yang diperoleh, peneliti melakukan preprocessing dan analisis sentiment terhadap data yang ada, dari tahap preprocessing cleaning sampai filtering, data masih berjumlah 10.000 dan pada tahap stemming data berkurang menjadi 6627 data. Pada tahap sentimen analisis data dibagi ke dalam 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.

A screenshot of a computer program

Description automatically generated with medium confidence

Gambar 4. Kode untuk Analisis Sentimen



Gambar 5. Kode untuk Pembobotan Kata

Text

Description automatically generated

Gambar 6. Kode Algoritma Decision Tree

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.

Selanjutnya, didapati hasil dari *sensitivity, Specificity, precision, recall, f1-score* dan *accuracy* dari algoritma decision tree adalah 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: x 100%= 85.5%*

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

*Specificity: x 100%= 84%*

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

*precision: x 100%= 84.5%*

*Accuracy:* Mengukur keakuratan dari klasifikasi.

*Accuracy: x 100%= 84%*

TABEL 2. Confusion matrix

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **True** | **Prediksi** | | **Total** |
| ***Negative*** | ***Positive*** |
| Negative | TN: 464 | FP: 89 | 553 |
| Positive | FN: 86 | TP: 486 | 572 |
| Total | 550 | 575 | 1125 |

Dari hasil penentuan *range polarity* yang telah dilakukan pada tahap sentimen analisis, sentimen *positive* dan *negative* 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 didapati dari setiap kelas terbagi secara tidak merata (lihat Gambar 7). Dataset yang peneliti peroleh, terdiri dari 2959 kelas senang, 2196 kelas sedih, 387 kelas marah dan 81 kelas takut. Data terbagi secara tidak merata karena peneliti menentukan *polarity* dari *keyword* yang ada sebagai acuan untuk mengetahui emosi dari user. Dan berdasarkan data yang diperoleh, didapati bahwa pengguna aplikasi BRIMO banyak memberikan ulasan yang positf yang menandakan emosi happy.

Gambar 7. Klasifikasi Emosi Pengguna Brimo

# Kesimpulan

Teknik *Emotion mining* yang digunakan oleh peneliti yaitu mengidentifikasi teks apakah teks tersebut bersifat subjektif atau faktual. Karena ulasan ini berasal dari pengalaman pribadi pengguna maka teks tersebut bersifat faktual. Teknik *emotion mining* ini mulai diterapkan pada saat peneliti menentukan *range polarity* pada tahap *emotion classification* karena pada tahap ini peneliti akan menentukan emosi pengguna berdasarkan *human judgement* dari data yang ada.

Hasil analisis klasifikasi sentimen menunjukkan bahwa pengguna aplikasi BRIMO cenderung memberikan ulasan yang positif, menunjukkan emosi bahagia lebih dominan dalam dataset yang digunakan. Namun demikian, nilai beberapa metrik evaluasi yang digunakan, yaitu *Sensitivity, Specificity, precision* dan *Accuracy,* masing-masing 85.5%, 84%, 84.5% dan 84%, menunjukkan kemampuan algoritma *decision* *tree* dalam mengenali dengan tepat emosi yang terkait dengan ulasan pengguna. Algoritma *decision tree* mencapai tingkat keakuratan yang cukup tinggi dalam melakukan klasifikasi sentimen.

##### Daftar Pustaka

[1] D. E. Sondakh, S. R. Pungus, P. Runtukahu, and R. Saroinsong, “Implementasi Teknologi Web Services Pada Aplikasi Pencarian Taksi,” *CogITo Smart Journal*, vol. 2, no. 1, pp. 1–13, 2016, doi: 10.31154/cogito.v2i1.10.1-13.

[2] A. Mandiri, E. Yanto, and E. Metekohy, “Pengaruh Kualitas Layanan Dan Kepercayaan Terhadap Kepuasan Nasabah Dalam Menggunakan Bri Mobile (Brimo),” *Account*, vol. 8, no. 1, pp. 1423–1430, 2021, doi: 10.32722/acc.v8i1.3874.

[3] Detik News, “Wow! Ini Mobile Banking Terbaik Se-Indonesia,” *Detik News*, 2021. https://news.detik.com/adv-nhl-detikcom/d-5559538/wow-ini-mobile-banking-terbaik-se-indonesia (accessed Sep. 16, 2022).

[4] Engel, “Ekspresi Emosi,” *Paper Knowledge . Toward a Media History of Documents*, no. 2009, pp. 13–54, 2014.

[5] J. Ranganathan and A. Tzacheva, “Emotion mining in social media data,” *Procedia Computer Science*, vol. 159, pp. 58–66, 2019, doi: 10.1016/j.procs.2019.09.160.

[6] CNN, “Diluncurkan Februari, Transaksi BRImo Capai 2.2 Jt Kali,” *CNN Indoensia*, Indonesia, Apr. 2019.

[7] 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.

[8] J. Ranganathan, N. Hedge, A. S. Irudayaraj, and A. A. Tzacheva, “Automatic detection of emotions in Twitter data: A scalable decision tree classification method,” *ACM International Conference Proceeding Series*, no. July, 2018, doi: 10.1145/3301020.3303751.

[9] A. Nurfauzan and W. Maharani, “Klasifikasi Emosi Pada Pengguna Twitter Menggunakan Metode Klasifikasi Decision Tree,” *eProceedings …*, 2021.

[10] D. E. Sondakh, “Comparative Study of Classification Algorithms: Holdouts As Accuracy Estimation,” *CogITo Smart Journal*, vol. 1, no. 1, pp. 13–23, 2016, doi: 10.31154/cogito.v1i1.2.13-23.

[11] J. Ranganathan and A. A. Tzacheva, “Emotion mining from text for actionable recommendations detailed survey,” *International Journal of Data Mining, Modelling and Management*, vol. 12, no. 2, pp. 143–191, 2020, doi: 10.1504/IJDMMM.2020.106729.

[12] D. E. Sondakh and S. R. Pungus, “The 4 International Scholars ’ Conference – Universitas Klabat Paper 177 – Technology DATA MINING FOR EDUCATION : PREDICTING COMPUTER SCIENCE STUDENTS STUDY,” p. 177.

[13] 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.

[14] BRI, “Tentang BRI,” *BRI*. https://sikapiuangmu.ojk.go.id/ (accessed Sep. 16, 2022).

[15] L. Ardiani, H. Sujaini, and T. Tursina, “Implementasi Sentiment Analysis Tanggapan Masyarakat Terhadap Pembangunan di Kota Pontianak,” *Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi (Justin)*, vol. 8, no. 2, p. 183, 2020, doi: 10.26418/justin.v8i2.36776.