

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Bank yang ada di Indonesia telah menawarkan layanan digital yang dapat mempermudah nasabah dalam mengakses layanannya melalui aplikasi *mobile banking*. Salah satu bank konvensional yaitu PT Bank Rakyat Indonesia (BRI persero) meluncurkan aplikasi *mobile banking* bernama BRImo pada 27 Februari 2019 [1]. Menurut Bambang Tribaroto, Sekretaris Umum Bank BRI, aplikasi BRImo telah melakukan 2,2 juta transaksi dengan nilai penjualan Rp 1,2 triliun sejak peluncurannya [2]. Fokus utama layanan *mobile banking* ini memberikan kemudahan akses kepada nasabah 24 jam tanpa mendatangi kantor bank secara langsung [3] dan tidak perlu melakukan transaksi pada mesin ATM [4]. Aplikasi BRImo memiliki fitur yang lengkap dan memungkinkan pengguna untuk melakukan transfer antar bank, melihat saldo rekening, *top up e-wallet*, pengecekan mutasi rekening, membayar tagihan listrik, menggunakan layanan *call center* BRI, dan lainnya. Meskipun banyaknya kemudahan yang ditawarkan, kenyataannya menurut survei *Top Brand Index* kategori *mobile banking*, pangsa pasar aplikasi BRImo mengalami penurunan dari 19,80% pada tahun 2023 menjadi sebesar 18,50% pada tahun 2024 kemudian mengalami kenaikan pada tahun 2025 sebesar 20,70% [5]. Hal tersebut menunjukkan bahwa loyalitas pengguna terhadap aplikasi BRImo mengalami fluktuasi dari tahun ke tahun yang sangat dipengaruhi oleh persepsi terhadap performa aplikasi. Berdasarkan data pada *Google Play Store*, aplikasi BRImo telah diunduh sebanyak lebih dari 50 juta orang dengan *rating* 4,7 dan *review* pengguna sebanyak lebih dari 1 juta komentar [6].

Ulasan pengguna di *Play Store* berfungsi sebagai *feedback* bagi pengembang dan informasi bagi calon pengguna aplikasi untuk mengetahui kualitas dan keandalan aplikasi. Nilai *rating* memberikan gambaran umum mengenai evaluasi pengalaman pengguna dengan menggunakan skala numerik berkisar 1 hingga 5, sedangkan *review* atau komentar menceritakan pengalaman pengguna secara lebih mendalam [7]. Penilaian yang hanya berupa angka cenderung bersifat bias dan tidak dapat menyampaikan alasan di balik pandangan pengguna. Di sisi lain, ulasan berbentuk teks memberikan informasi tentang masalah atau kelebihan aplikasi yang tidak bisa terlihat hanya dari angka *rating* [8]. Dilihat dari beberapa *review* negatif pengguna aplikasi BRImo di *Play Store* berpendapat bahwa terkadang sulit untuk *login* ke dalam aplikasi dan ketika aplikasi diperbaharui semakin banyak *bug* dan *error*. Keluhan ini menunjukkan bahwa layanan berkualitas yang

diharapkan untuk pengguna tidak sesuai dengan keadaan yang sebenarnya. Banyaknya *review* atau komentar yang ditulis oleh pengguna, tidak memungkinkan membaca semuanya secara manual untuk mengetahui persepsi pengguna karena membutuhkan waktu yang lama. Karena itu, dibutuhkan metode analisis sentimen untuk mengolah data ulasan dalam jumlah besar dan mendapatkan gambaran yang lebih komprehensif tentang persepsi pengguna dan memudahkan dalam mengkategorikan *review* pengguna secara otomatis [9].

Analisis sentimen adalah proses untuk mengidentifikasi opini atau pandangan seseorang dengan suatu subjek dalam kumpulan data [10]. Tugas dari dilakukannya analisis ini yaitu membagi sentimen positif, netral dan negatif berdasarkan *review* yang disampaikan oleh pengguna aplikasi BRImo di *Play Store*. Sebelumnya, penelitian tentang analisis sentimen ulasan pengguna aplikasi BRImo telah dilakukan oleh Muhammad Umair dan Erliyan Redy Sutanto menggunakan algoritma *Naïve Bayes* dengan total *dataset* 199 data, terdapat 47 data yang diklasifikasikan sebagai sentimen positif, 125 data diklasifikasikan sebagai sentimen negatif dan 27 data diklasifikasikan sebagai sentimen netral dengan hasil nilai akurasi sebesar 65%, presisi sebesar 67%, *recall* sebesar 92%, dan *f1-score* sebesar 77% [11]. Ini menunjukkan bahwa ulasan pengguna BRImo didominasi sentimen negatif. Namun, penelitian tersebut terbatas pada 199 data ulasan sehingga kurangnya variasi data dan nilai akurasi yang dihasilkan relatif rendah, yang menunjukkan bahwa model *Naïve Bayes* tidak sepenuhnya efektif pada *dataset* tersebut. Oleh sebab itu, penting melakukan penelitian untuk mengklasifikasikan ulasan aplikasi BRImo menggunakan pendekatan yang berbeda yang diharapkan dapat memberikan hasil analisis yang lebih baik. Berdasarkan penelitian oleh Sutriawan, dkk dengan judul “*Performance Evaluation of Classification Algorithm for Movie Review Sentiment Analysis*” membahas tentang perbandingan algoritma *Support Vector Machine* (SVM), *Naïve Bayes*, *K – Nearest Neighbor* (KNN), dan *Decision Tree* dalam analisis sentimen ulasan film [12]. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa algoritma SVM mencapai akurasi tertinggi yaitu 96% sedangkan algoritma *Naïve Bayes* memperoleh akurasi sebesar 86%. Sementara itu, *Decision Tree* maupun KNN menunjukkan akurasi serupa yaitu 78%. Akurasi tinggi yang ditunjukkan oleh SVM membuktikan bahwa algoritma SVM sangat efektif untuk analisis sentimen.

Metode yang kami gunakan pada penelitian ini adalah *Support Vector Machine* (SVM), metode SVM bekerja dengan mencari *support vector* untuk memperoleh *hyperplane* yang terbaik. Untuk meningkatkan efektivitas dalam model, kami juga menggunakan *chi-square* sebagai metode dalam seleksi fitur. Metode *chi-square* digunakan untuk mengatasi permasalahan dimensi fitur yang sangat tinggi dalam pembangunan model klasifikasi teks.

Dalam teks *mining*, terdapat ribuan fitur yang dihasilkan, dimana sejumlah fitur tersebut mungkin tidak relevan dan tidak memberikan pengaruh signifikan terhadap kelas. Hal ini dapat menyebabkan penurunan tingkat akurasi suatu model dan memperberat proses komputasi [13]. *Chi-square* membantu dalam menemukan suatu kata penting yang berdampak dalam proses klasifikasi sentimen. Berdasarkan penjelasan diatas dan penelitian yang dilakukan oleh peneliti terdahulu maka peneliti tertarik mengambil judul “**Analisis Sentimen Review Pengguna Aplikasi BRImo Pada Google Play Store Menggunakan Metode Support Vector Machine dan Seleksi Fitur Chi-Square**”.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan pada latar belakang yang telah diuraikan sebelumnya, maka rumusan masalah yang menjadi topik tugas akhir kami yaitu pengklasifikasian *review* aplikasi BRImo dengan membaca setiap isi komentar membutuhkan waktu yang lebih lama karena jumlahnya sangat besar dan keterbatasan penelitian terdahulu yang menggunakan algoritma *Naïve Bayes* dengan *dataset* terbatas menunjukkan akurasi yang relatif rendah sehingga diperlukan suatu pendekatan yang lebih efisien untuk melakukan analisis sentimen terhadap *review* pengguna yang dapat mempercepat dan meningkatkan efektivitas klasifikasi sentimen.

1.3 Tujuan

Adapun tujuan dari penelitian ini untuk membangun *website* klasifikasi sentimen pengguna aplikasi BRImo dalam kategori positif, negatif atau netral menggunakan *Support Vector Machine* dengan seleksi fitur *Chi – Square*.

1.4 Manfaat

Adapun manfaat yang diharapkan dalam penyusunan penelitian ini adalah:

1. Mempermudah dalam proses klasifikasi sentimen positif, negatif dan netral pengguna aplikasi BRImo pada *Google Play Store*.
2. Menambah wawasan bagaimana proses kerja dari metode *Support Vector Machine* yang dikombinasikan dengan seleksi fitur *Chi – square* dalam analisis sentimen pada *review* aplikasi BRImo.
3. Hasil klasifikasi sentimen positif, negatif dan netral dapat digunakan oleh pengembang dalam meningkatkan layanan dan kualitas dari aplikasi tersebut.

1.5 Ruang Lingkup

Agar penelitian ini tetap fokus pada tujuan penelitiannya dan mencegah pembahasan yang lebih kompleks, maka ruang lingkup dari penelitian ini:

1. Penelitian ini berfokus pada analisis sentimen *review* pengguna aplikasi BRImo di *Google Play Store* terhadap sentimen positif, netral dan negatif.
2. *Dataset* dari penelitian ini terdiri dari 9.788 data yang diambil dari bulan September 2022 sampai bulan September 2024 melalui proses *scraping review* pengguna aplikasi BRImo pada *Google Play Store*.
3. Data yang telah diambil akan di *preprocessing* dengan menggunakan *case folding*, *cleansing*, *stemming*, *stopwords*, *tokenization*, *stardardizing* kemudian dilakukan pembobotan kata, pelabelan, penyeleksian fitur dan diklasifikasikan sentimennya.
4. Pembagian data berdasarkan pada pengujian rasio yang telah dilakukan. Dari hasil pengujian tersebut akan menggunakan rasio 80:20 dimana 80% merupakan data *training* dan 20% data *testing*.
5. Menggunakan *database mysql* sebagai media penyimpanan *dataset* yang akan dianalisis.
6. Menggunakan Figma untuk merancang tampilan *website* dan pengembangan *website* dengan *react.js* di *front-end* dan *express.js* di *back-end* menggunakan *Visual Studio Code* sebagai *text editor* .
7. Mengukur kinerja model dengan menggunakan *confusion matrix* serta menghitung nilai *accuracy*, *precision*, *recall* dan *f-1 score*.