# **Analisis Sentimen Kepuasan *User* Terhadap Penggunaan Aplikasi Livin' *by* Mandiri Menggunakan Algoritma *Support Vektor Machine***

**, ,**

¹²³Program Studi Informatika, Fakultas Sains dan Matematika, Universitas Diponegoro

Email: ¹georgybrw@gmail.com, ²farisnaufal751@gmail.com, ³ivanharianja81@gmail.com

**Abstrak**

Kemudahan transaksi menjadi salah satu kelebihan yang dapat ditawarkan perbankan kepada penggunanya. Diantara bentuk kemudahan transaksi tersebut adalah dihadirkannya aplikasi perbankan digital. Salah satu aplikasi perbankan digital yang banyak digunakan saat ini adalah Livin’ by Mandiri yang dihadirkan oleh Bank Mandiri. Banyaknya pengguna aplikasi Livin’ by Mandiri yang beragam tentu menghadirkan respon dan komentar yang beragam pula. Berbagai komentar tersebut dapat ditemukan dalam berbagai media, salah satunya adalah Twitter. Komentar dan respon yang ditemukan pada Twitter selanjutnya dapat dijadikan instrumen dalam menganalisa sentimen kepuasan pengguna untuk meningkatkan kinerja Bank Mandiri. Metode yang digunakan adalah klasifikasi menggunakan *Support Vector Machine* dengan kernel linier dan *Radial Basis Function*. Adapun data yang dipakai adalah 2566 komentar pada Twitter mulai 01 Februari 2023 hingga 30 April 2023. Dari 1283 data yang diolah dengan kernel linear diperoleh hasil tingkat akurasi klasifikasi sebesar 94,5%. Sementara sisa data yang ada yang diolah dengan kernel Radial Basis Function diperoleh hasil tingkat akurasi klasifikasi sebesar 98,5%.

**Kata Kunci: Livin’ by Mandiri, Perbankan digital, Sentimen kepuasan pengguna, Analisis sentiment, Support Vector Machine**

***Abstract***

*The ease of transaction is one of the advantages that banking can offer to its users. One of the forms of ease of transaction is the presence of digital banking applications. One of the digital banking applications that is widely used today is Livin’ by Mandiri presented by Bank Mandiri. The large number of users of the Livin’ by Mandiri application, which vary, naturally presents various responses and comments as well. These comments can be found in various media, one of which is Twitter. Comments and responses found on Twitter can then be used as instruments in analyzing user satisfaction sentiments to improve Bank Mandiri’s performance. The method used is classification using Support Vector Machine with a linear kernel and Radial Basis Function kernel. The data used are 2566 comments on Twitter from 01 February 2023 to 30 April 2023. Of the 1283 data processed with linear kernels, the results obtained were a classification accuracy rate of 94,5%. While the rest of the existing data that is processed with the Radial Basis Function kernel results in a classification accuracy rate of 98,5%.*

***Keywords: Livin’ by Mandiri, Digital banking, User satisfaction sentiment, Sentiment analysis, Support Vector Machine***

1. **Pendahuluan**

Kemajuan teknologi, terutama penggunaan ponsel, komputer, dan internet, telah menghasilkan perkembangan keuangan digital (Herbst, 2001; Matt, Hess, & Benlian, 2015), seperti layanan dompet digital, *mobile banking,* dan sejenisnya. *Mobile banking* biasanya merujuk pada teknologi baru yang memungkinkan pelanggan mengakses layanan perbankan melalui perangkat seluler. Akan tetapi, definisi yang tepat dapat berbeda-beda menurut para peneliti. Menurut Alafeef, Singh, dan Ahmad (2012) serta Lee dan Chung (2009), *mobile banking* adalah sebuah aplikasi yang memudahkan pelanggan dalam melakukan aktivitas perbankan seperti memeriksa status rekening bank, mentransfer uang, membayar tagihan, dan menjual saham yang bisa dilakukan di perangkat selulernya.

Bank Mandiri merupakan salah satu bank terbesar di Indonesia yang terlah berdiri sejak tahun 1998 dan menempati posisi teratas di indonesia, dengan jumlah nasabah dan aset terbanyak dibandingkan dengan bank-bank lainnya. Bahkan menurut laporan terbaru OJK per 2022, Bank Mandiri masih menjadi motor penggerak aset perbankan nasional yang dimiliki oleh BUMN. Dalam periode September 2022, Bank Mandiri berhasil mencapai total aset sebesar Rp 1.839,3 triliun, yang menunjukkan pertumbuhan sebesar 12,3% dari tahun ke tahun. Dengan jaringan 139 kantor cabang yang tersebar di seluruh Indonesia dan jumlah rekening sebesar 21,9 juta rekening menurut hasil data dari Bank Indonesia, kini Bank Mandiri juga menjadi pilihan banyak orang untuk menjadi penyalur gaji karyawan swasta, TNI, Polri, dan ASN. Keberadaan Bank Mandiri di dunia perbankan Indonesia telah memberikan kontribusi besar dalam menunjang kegiatan ekonomi dan keuangan nasional serta memudahkan masyarakat dalam melakukan transaksi perbankan.

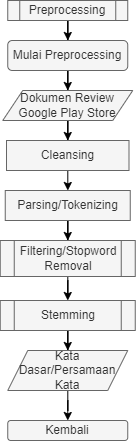
Bank Mandiri memiliki aplikasi *mobile banking* bernama Livin' *by* Mandiri yang dimiliki oleh sebagian besar nasabah Bank Mandiri dan dapat dievaluasi melalui respons pengguna melalui media sosial untuk menganalisis sentimen. Analisis sentimen adalah ekstraksi sentimen dari data teks untuk menemukan sikap dan emosi yang terkait dengan data tersebut (PATEL et al., 2023). Hasil dari analisis sentimen dapat memberikan masukan bagi pengembangan aplikasi di masa depan serta mengetahui tanggapan positif atau negatif para pengguna terhadap aplikasi tersebut dan diharapkan dapat memberikan manfaat dalam memperkuat posisi bank di pasar dan meningkatkan kinerja keuangan bank secara keseluruhan.

1. **Tinjauan Pustaka**

Metode yang pernah digunakan dalam penelitian sebelumnya adalah metode *Modified Term Frequency Scheme* (*MMTF*). Menurut penelitian Nirwandani, et.al. (2021) metode *MMTF* tidak peka terhadap kualitas data buruk, kurangnya pemahan terhadap konteks dan tidak memperhitungkan faktor subjektivitas. Selanjutnya ada metode *Naive Bayes.* Menurut hasil penelitian Gunawan, et.al. (2017) menyebutkan bahwa metode *Naive Bayes* cenderung bekerja pada dataset yang sederhana karena ketidakmampuannya untuk menangani data yang belum pernah dilihat atau kata-kata yang tidak ada dalam set pelatihan, yang dapat menghasilkan probabilitas nol dan memengaruhi akurasi klasifikasi. Ruslim, et.al (2019) menyebutkan dalam penelitiannya bahwa metode *Support Vector Machine* mampu mengatasi o*verfitting* pada data yang memiliki kualitas buruk dengan memperhatikan faktor subjektivitas dan memperhitungkan relasi dalam kalimat dan memahami pengolahan bahasa alami yang baik serta menghasilkan dataset yang lebih baik dengan fitur kompleks. *Support Vector Machine* (SVM) dalam analisis sentimen adalah sebuah metode yang melatih pengelompokkan sentimen berdasarkan frekuensi kemunculan kata-kata dalam dokumen. Metode ini termasuk dalam *supervised learning* dan bertujuan untuk menentukan hyperplane optimal dengan margin maksimum. Dapat disimpulkan bahwa metode ini dapat mengatasi permasalahan dari metode yang pernah digunakan.

1. **Metodologi Penelitian**

Pada ilustrasi dalam gambar 3.1 , dijelaskan bagaimana data atau dokumen diproses dalam suatu sistem. Tahap awal melibatkan ekstrasi data atau dokumen, kemudian dilakukan proses pembersihan dokumen untuk menghilangkan karakter-karakter kata yang tidak relevan dan mengurangi tingkat kebisingan. Setelah itu dilakukan *case folding* untuk menstandarisasi bentuk huruf yang digunakan dalam dokumen. Huruf kapital diubah menjadi huruf kecil, dan dilakukan proses *parsing tokenizing* untuk memecah dokumen menjadi term-term yang terdiri dari spasi stopword. Selanjutnya, dilakukan *filtering* atau penghapusan *stopwords* untuk menyaring kata atau dokumen yang tidak penting. Akhirnya, proses *stemming* dilakukan untuk mendapat kata dasar atau bentuk dasar dari kata-kata yang sudah ada. Seluruh proses ini diulang beberapa kali untuk memastikan bahwa kata-kata yang dihasilkan sesuai dengan kaidah bahasa yang dinyatakan dalam KBBI.



Gambar 3. 1 Diagram Alur Preprocessing

* 1. Data

Metode yang digunakan untuk memperoleh data adalah dengan mengunjungi aplikasi Twitter menggunakan gawai dengan memilih aplikasi Livin’ by Mandiri pada tanggal 11 Mei 2023. Dataset yang diambil dalam rentang waktu 3 bulan (01 Februari 2023 – 30 April 2023) dengan Twitter API. Setelah itu, responden melakukan pelabelan ulasan data sesuai dengan label negatif, label positif, dan tidak ada kelas. Setelah diklasifikasi secara manual, sebanyak 2585 data dalam bahasa Indonesia digunakan sebagai dataset ulasan. Jumlah tweet yang mengandung sentimen negatif sebanyak 2566 tweet sedangkan yang mengandung sentimen positif hanya ada 19 tweet. Hanya data yang diberikan label positif dan label negatif yang digunakan sebagai data ulasan. Tabel 3.1 merupakan contoh pelabelan data ulasan.

Tabel 3.1. Contoh Pelabelan Data Ulasan

|  |  |
| --- | --- |
| Ulasan | Label |
| Aplikasi bgs dan recomended bisa langsung pasang dari ps tanpa ke bank | Positif |
| Sangat lelet, lamban, dan sering error | Negatif |

Setelah dataset berhasil diambil, dilanjutkan dengan tahap *preprocessing* untuk mendapatkan kumpulan *term* yang akan digunakan dalam pembobotan teks (*term weighting).*

* 1. Text Mining

Karena hasil dari penambangan teks berupa teks dan cenderung mengandung banyak *noise*, maka diperlukan *teks preprocessing.* Tahap pertama dalam *text preprocessing* adalah case folding, yaitu mengubah semua huruf dalam dokumen menjadi huruf kecil dan menghapus angka, tanda baca, emoji, dan karakter lain yang tidak dibutuhkan selama pemrosesan teks. Selanjutnya dilakukan *spell normalization* untuk memperbaiki kata-kata dalam penyingkatan, kemudian dilakukan *tokenizing* untuk memisahkan setiap kata dalam dokumen dengan memotong string pada setiap kata penyusunnya. Setelah itu, dilakukan *filtering* untuk menghilangkan kata-kata yang tidak penting dengan algoritma *stoplist* atau *stopword*, dan tahap terakhir adalah *stemming,* yaitu mencari kata dasar dari setiap kata.

* 1. Klasifikasi Sentimen

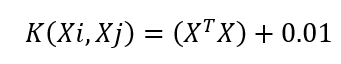
Proses klasifikasi sentimen pada tingkat dokumen mengasumsikan bahwa seluruh dokumen merupakan unit informasi dasar, terutama pada klasifikasi ulasan online. Klasifikasi sentimen ini mengelompokkan dokumen ke dalam dua kelas sentimen utama, yaitu positif dan negatif, menggunakan data *training* dan *testing* yang berasal dari ulasan produk. Liu (2012) berpendapat bahwa *supervised learning* digunakan dan mengacu pada *online reviews*. Tahap ini berguna untuk memprediksi kategori mana suatu objek baru akan masuk kedalam manakah objek baru tersebut. Gorunescu (2011), terdapat empat komponen dasar utama dalam klasifikasi pada tahap ini, yaitu kelas, prediktor, data latih, dan data uji.

* 1. *Support Vector Machine*

SVM memiliki beberapa jenis kernel seperti Kernel *Radial Basis Function* (RBF), Kernel Linier, Kernel Sigmoid, dan Kernel Polynomial. Dalam penelitian ini, RBF dipilih sebagai kernel pada proses pembelajaran SVM karena dapat menghasilkan persentase akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan Kernel Polynomial berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Darma, Perdana, dan Indriati (2018).

1. **Hasil dan Pembahasan**

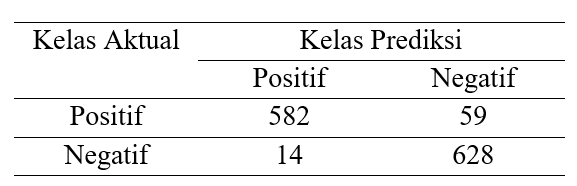
Dari tanggapan yang diperoleh, akan dilakukan klasifikasi menggunakan SVM dengan kernel linier dan RBF. Dalam hal ini, subset terbaik untuk data SMOTE menggunakan SVM dengan kernel linear, dengan C= 0.01, menunjukkan performa klasifikasi yang optimal. Model ini menghasilkan akurasi sebesar 94,5%, presisi sebesar 97%, recall sebesar 90%, dan AUC sebesar 94,5%. Oleh karena itu, persamaan berikut ini mewakili model yang dihasilkan menggunakan metode SVM dengan kernel linear dan memberikan hasil yang paling optimal.



Persamaan 1. Fungsi Kernel Linear

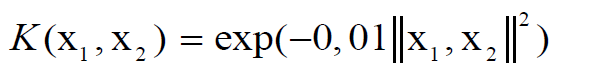
Setelahnya, dapat dibuat *confusion matrix* dari model SVM dengan kernel linear menggunakan nilai C paling optimal, yaitu 0,01 untuk mengevaluasi akurasi klasifikasi pada data pelayan pada Livin’ by Mandiri. Berikut adalah *confusion matrix* untuk subset ke-3.

Tabel 4.1 Hasil Pengolahan dengan Kernel Linear



Hasil analisis menunjukkan bahwa dari total tweet negatif, sebanyak 628 data berhasil diklasifikasikan dengan benar sebagai negatif, sementara dari total data tweet positif, sebanyak 582 data berhasil diklasifikasikan dengan benar sebagai positif. Namun, terdapat 59 data tweet positif yang salah diklasifikasikan sebagai negatif dan 14 data tweet negatif yang salah diklasifikasikan sebagai positif.

Selanjutnya, dalam penggunaan model SVM dengan kernel RBF dan metode SMOTE, ditemukan bahwa parameter yang paling optimal adalah C=11 dan γ=0,02. Subset ke-3 menunjukkan hasil terbaik dengan performa klasifikasi yang sangat baik, mencapai akurasi sebesar 98,5%, recall sebesar 100%, dan AUC sebesar 98,5%. Berdasarkan nilai-nilai ini, fungsi kernel RBF dapat dituliskan dalam persamaan berikut ini:

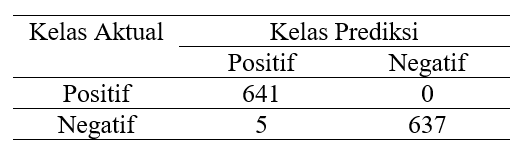


Persamaan 4.2 Fungsi Kernel RBF

Dengan adanya hasil ini, dapat disimpulkan bahwa model SVM dengan kernel RBF dan penerapan SMOTE pada subset ke-3 mampu menghasilkan performa klasifikasi yang sangat baik dengan tingkat akurasi yang tinggi, kemampuan recall yang sempurna, dan AUC yang mendekati sempurna.

Selanjutnya, akan dibuat *confusion matrix* untuk menganalisis ketepatan klasifikasi pada data pelayan di Livin’ by Mandiri.

Tabel 4.2 Hasil Pengolahan dengan Kernel RBF



Tabel diatas menunjukkan bahwa terdapat 637 data tweet negatif yang diklasifikasikan dengan benar sebagai negatif. Selain itu, terdapat 641 data tweet positif yang diklasifikasikan dengan benar sebagai positif. Tidak ada kesalahan dalam mengklasifikasikan tweet-tweet positif sebagai negatif dalam dataset tersebut, namun terdapat 5 data tweet negatif yang salah diklasifikasikan sebagai positif.

1. **Kesimpulan**

Hasil klasifikasi menggunakan SVM menunjukkan bahwa kernel RBF memberikan akurasi dan AUC paling tinggi jika menggunakan metode SMOTE. Pada data Livin' by Mandiri, nilai AUC yang diperoleh sebesar 98%. Hal ini menunjukkan bahwa model SVM dengan kernel RBF dan penerapan SMOTE mampu mengklasifikasikan data dengan sangat baik, dengan tingkat akurasi yang tinggi dan nilai AUC yang mendekati sempurna. Dengan AUC sebesar 98%, dapat disimpulkan bahwa model SVM dengan kernel RBF dan SMOTE memiliki kemampuan yang sangat baik dalam membedakan antara tweet negatif dan positif pada data Livin' by Mandiri. Ini menunjukkan keandalan dan keefektifan model dalam melakukan klasifikasi pada data tersebut. Dalam konteks ini, penggunaan kernel RBF dengan SMOTE merupakan pilihan yang optimal untuk meningkatkan performa klasifikasi SVM pada data Livin' by Mandiri, dengan menghasilkan akurasi dan AUC yang tinggi.

1. **Saran**
2. Kedepannya, penting untuk melakukan perbandingan kinerja algoritma Support Vector Machine (SVM) dengan algoritma lain dalam memproses dataset dalam skala besar. Meskipun SVM telah terbukti efektif dalam banyak kasus, membandingkannya dengan algoritma lain akan membantu memahami sejauh mana keandalan SVM dalam konteks yang lebih luas. Pengujian ini dapat melibatkan algoritma seperti Decision Tree, Random Forest, atau Neural Network untuk melihat perbedaan kinerja dan memperoleh wawasan tentang keunggulan dan kelemahan masing-masing algoritma.
3. Dalam pengembangan penelitian selanjutnya, disarankan untuk menambahkan fitur-fitur yang sesuai, terutama dengan memanfaatkan sistem Information Retrieval. Penggunaan fitur-fitur ini dapat membantu meningkatkan kinerja klasifikasi dengan memperoleh informasi lebih lanjut dari data yang relevan, seperti pengindeksan teks, pengambilan kata kunci, atau analisis sentimen. Sistem Information Retrieval dapat membantu mengidentifikasi dan mengambil fitur-fitur yang paling signifikan dari data, yang pada gilirannya dapat meningkatkan kemampuan klasifikasi dan menghasilkan hasil yang lebih akurat. Dengan mempertimbangkan pengembangan ini, penelitian dapat menggali lebih dalam dan memanfaatkan potensi penuh dari SVM dan teknik lainnya dalam mengklasifikasikan data dengan menggunakan fitur-fitur yang lebih kaya dan relevan.
4. **Daftar Pustaka**

Herianto. (2018). *PENERAPAN TEXT-MINING UNTUK MENGIDENTIFIKASI PENGGUNA TWITTER TERHADAP FENOMENA PERAN DPR RI*.

Pamungkas, Iqbal K. (2021). *Analisis Sentimen dengan SVM, NAIVE BAYES dan KNN untuk Studi Tanggapan Masyarakat Indonesia Terhadap Pandemi Covid-19 pada Media Sosial Twitter.*[*https://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/prisma/*](https://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/prisma/)

Ruslim, Putra P.A.,& Indriati. (2019). *Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi Mobile Banking Menggunakan Metode Support Vector Machine dan Lexicon Based Features.*

Nirwandani, Indriati, & Randy C. W. (2021). *Analisis Sentimen Pada Ulasan Pengguna Aplikasi Mandiri Online Menggunakan Metode Modified Term Frequency Scheme Dan Naïve Bayes.*

Ramadan, Dahnial S., Tibyani. (2019). *Implementasi Metode Klasifikasi Support Vector Machine (SVM) Terhadap Pemakaian Minyak Goreng*.

Darwis, D., Pratiwi, E. S., & Pasaribu, A. F. O. (2020). Penerapan Algoritma Svm Untuk Analisis Sentimen Pada Data Twitter Komisi Pemberantasan Korupsi Republik Indonesia. *Jurnal Ilmiah Edutic: Pendidikan dan Informatika*, *7*(1), 1-11.

Patel, A., Oza, P., & Agrawal, S. (2023). Sentiment Analysis of Customer Feedback and Reviews for Airline Services using Language Representation Model. *Procedia Computer Science*, *218*, 2459-2467.

Erna Dwi Nurindah & Irhamah. (2019). Analisis Sentimen Pada Layanan Perbankan Menggunakan Metode Regresi Logistik Biner, Naive Bayes Classifier (NBC) dan Support Vector Machine (SVM). *JURNAL SAINS DAN SENI ITS Vol. 8, No. 2 (2019), 2337-3520.*