

ANALISIS SENTIMEN PENGGUNA *MOBILE BANKING* *LIVIN' BY MANDIRI* MENGGUNAKAN ALGORITMA *SUPPORT VECTOR MACHINE*

Faizal Riza, Bagas Kurniawan

*Program Studi Teknik Informatika, Institut Teknologi Budi Utomo Jakarta,
faizalriza@itbu.ac.id, bagaskurniawan@educato.id*

Abstrak

Analisis sentimen dalam industri finansial menjadi perhatian utama untuk memahami pandangan serta respon pelanggan terhadap produk dan layanan perbankan. Melalui analisis sentimen, tujuan utama penelitian ini adalah untuk mengekstraksi opini, perasaan, serta tanggapan pengguna terhadap layanan dan fitur yang ditawarkan dengan mengklasifikasikan menjadi sentimen positif dan negatif. Data teks diperoleh dari platform Google Playstore seperti ulasan pengguna, komentar, dan interaksi di platform Livin. Langkah pertama dalam analisis ini adalah pra-pemrosesan teks, termasuk tahapan pembersihan data, tokenisasi, penghapusan stopwords, dan proses normalisasi teks. Setelah tahap pra-pemrosesan, data dipersiapkan untuk melatih model klasifikasi menggunakan algoritma SVM. Penggunaan SVM dalam klasifikasi sentimen memungkinkan identifikasi opini sebagai positif dan negatif. Proses ini mencakup pemilihan parameter SVM yang optimal dan pembentukan model yang mampu mengklasifikasikan sentimen dengan akurasi tinggi. Evaluasi model SVM dilakukan dengan menggunakan metrik seperti akurasi, presisi, recall, dan Area Under Curve (AUC). Fitur smote dan cross validation digunakan untuk memberikan optimalisasi pada model yang sudah dibuat. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma SVM dengan jumlah 146 sentimen positif dan 4 sentimen negatif. Nilai akurasi 81,68%, margin error 4,55%, presisi prediksi positif 97,33%, presisi prediksi negatif 73,83%, recall data positif 65,18%, recall data negatif 98,21% dan Area Under Curve (AUC) mendapatkan nilai 0.952 mampu secara efektif mengklasifikasikan sentimen pada data Livin by Mandiri dengan tingkat akurasi yang memuaskan.

Kata Kunci : analisis sentimen, natural language processing, livin by mandiri, support vector machine, data mining.

1. PENDAHULUAN

Pada era digital ini, perkembangan teknologi informasi dan komunikasi semakin pesat. Salah satu aspek yang mengalami perkembangan signifikan adalah layanan perbankan melalui aplikasi mobile banking. Aplikasi mobile banking memungkinkan pengguna untuk melakukan berbagai transaksi perbankan melalui perangkat mobile, seperti ponsel pintar atau tablet. Aplikasi "Livin' by Mandiri" menjadi salah satu aplikasi mobile banking yang banyak digunakan oleh nasabah Bank Mandiri. Pesatnya pertumbuhan transaksi ini salah satunya karena didorong peningkatan jumlah pengguna Livin' by Mandiri. Pengguna Livin' by Mandiri meningkat dari 15 juta users pada 2022 sekarang mendekati 19,5 juta users [1].

Selain kebutuhan transaksi finansial, Livin' juga bisa mendukung investasi masa depan nasabah melalui berbagai fitur seperti tabungan rencana atau saving plan, deposito dan pembelian reksa dana. Tak cuma itu, pemenuhan berbagai kebutuhan nasabah

seperti pembelian tiket pesawat kembali ke Indonesia dan kebutuhan gaya hidup lainnya juga bisa dipenuhi juga melalui fitur Sukha [2].

Hingga Desember 2022, jaringan Bank Mandiri telah tersebar di seluruh Indonesia yang meliputi 4.050 jaringan kantor, yang terdiri dari 2.363 kantor cabang dan 1.687 kantor mikro. Layanan distribusi Bank Mandiri juga dilengkapi dengan 13.068 unit ATM yang terhubung dalam jaringan ATM Link, ATM Bersama, ATM Prima dan Visa/Plus, Electronic Data Capture (EDC) serta jaringan e-banking yang meliputi New Livin' by Mandiri, SMS Banking dan Call Center 14000 [1], [3].

Berdasarkan yang tercatat pada website Google Play pada tanggal 14 Agustus 2023, produk Aplikasi Livin' by Mandiri memiliki rating sebesar 3.7 dari 461.000 ulasan. Hal tersebut menunjukkan bahwa aplikasi tersebut masih dapat melakukan peningkatan kualitas serta inovasi untuk mencapai rating yang lebih tinggi [4].

Google Play memiliki fitur yang berisi ulasan atau komentar dari pengguna aplikasi yang ada di dalam Google Play seperti Livin' by Mandiri. Pada penelitian ini data ulasan yang digunakan hanya data ulasan yang telah ter update pada rentang waktu dari 17 Agustus 2023 hingga 10 Maret 2024. Rentang waktu itu dipilih, dikarenakan pada bulan Agustus dilakukan pembaharuan aplikasi dan pembaharuan kedua dilakukan pada tanggal 13 November 2023. Ulasan dari pengguna aplikasi dapat bersifat positif berupa saran maupun negatif yang berupa keluhan terhadap aplikasi. Ulasan – ulasan tersebut dapat memberikan pengaruh bagi aplikasi Livin' by Mandiri dalam melakukan perbaikan terhadap aplikasi. Namun ulasan – ulasan tersebut perlu dilakukan analisis untuk mengetahui pola dari tanggapan yang diberikan oleh pengguna [3], [4].

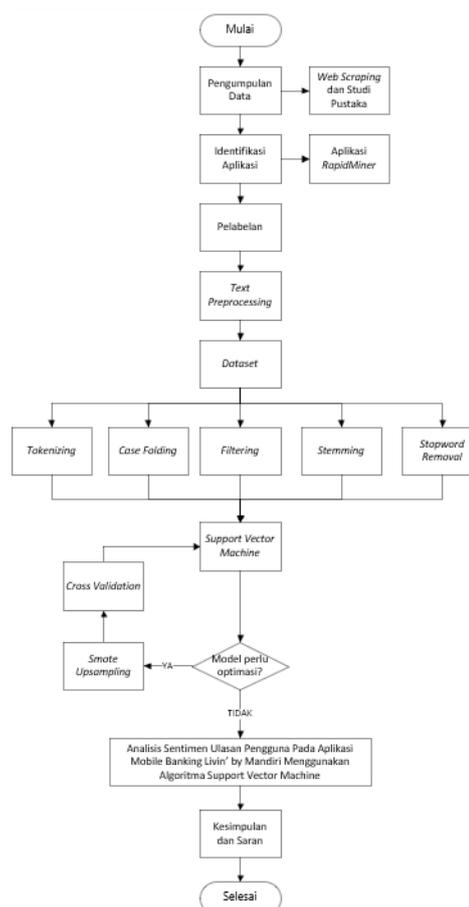
Analisis sentimen akan menghasilkan suatu kumpulan informasi berdasarkan ulasan – ulasan yang telah diberikan oleh pengguna aplikasi Livin' by Mandiri. Informasi yang diekstraksi dari ulasan tersebut akan digunakan sebagai sumber atau acuan dalam melakukan perbaikan terhadap aplikasi tersebut. Selanjutnya persepsi pengguna tersebut perlu diklasifikasikan menjadi kategori ulasan negatif maupun ulasan positif. Proses klasifikasi akan dilakukan dengan menggunakan metode Support Vector Machine (SVM). Support Vector Machine (SVM) adalah sistem pembelajaran yang menggunakan hipotesis fungsi linear dalam ruang berdimensi tinggi dan dilatih dengan algoritma berdasarkan teori optimasi dengan menerapkan learning bias yang berasal dari teori statistik [5].

2. METODOLOGI

Penelitian ini menggunakan data dari Google Playstore berupa ulasan dari pengguna aplikasi Livin' By Mandiri dengan topik pembahasan tentang pengalaman penggunaan aplikasi. Populasi yang ada dalam penelitian ini merupakan semua data ulasan pengguna Livin' by Mandiri yang berasal dari website Google Play dengan total 461.000 ulasan. Sedangkan sampel data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data ulasan mulai dari tanggal 17 Agustus 2023 hingga 10 Maret 2024 dengan teknik web scraping menggunakan Google Colab. Pada model pada proses pelabelan, peneliti

mengkategorikan sentimen positif dan negatif, sedangkan metode klasifikasi yang digunakan adalah support vector machine.

Metodologi penelitian yang digunakan dalam penelitian eksperimen ini dengan menggunakan metode Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) terdiri dari enam tahap yaitu Business Understanding, Data Understanding, Data Preparation, Modelling, Evaluation, dan Deployment [6]. Model penelitian ditunjukkan pada gambar 1.



Gambar 1. Kerangka Penelitian
Sumber : Hasil Olahan Penelitian

a. Pemahaman Proses Bisnis (*Business Understanding*)

Setiap proyek penambangan data dimulai dengan menentukan tujuan proyek, termasuk fase pertama, pemahaman bisnis. Bisnis ini bertujuan untuk memaksimalkan waktu kerja dan efisiensi mesin dengan menggunakan analitik prediktif. Target ini kemudian diubah menjadi data mining dengan mengidentifikasi komponen mesin yang relevan [6].

- b. **Pemahaman Data (*Data Understanding*)**
Tujuan proyek data mining dibentuk berdasarkan pengalaman dan asumsi yang mumpuni. Pada fase Data Understanding, informasi tentang skenario perawatan prediktif disembunyikan untuk mendeteksi kesalahan, konsep yang valid untuk mencari pola frekuensi baru dalam aliran data gerakan sensor [7].
- c. **Penyiapan Data (*Data Preparation*)**
Pada tahap Data Preparation, peneliti mengumpulkan data yang relevan dan menyiapkan data mining yang menggunakan preprocessing, seperti reduksi data, filtering, dan pembuatan fitur yang berkaitan dengan tujuan proyek data mining [7]
- d. **Permodelan (*Modelling*)**
Pada fase Pemodelan data mining, alur kerja dibangun untuk menemukan pengaturan parameter yang diinginkan dan algoritma yang dipilih untuk dieksekusi. Tugas data mining adalah pada data yang telah diproses sebelumnya [8].
- e. **Evaluasi (*Evaluation*)**
Pada fase Evaluasi, menguji model terhadap kumpulan data nyata dalam skenario produksi dan menilai hasil penambangan data berdasarkan tujuan bisnis. Untuk tujuan ini, hasilkan kumpulan data uji mengikuti langkah-langkah yang dikembangkan dalam fase "Persiapan Data" dan "Pemodelan", tidak termasuk langkah pelabelan [9].
- f. **Implementasi (*Deployment*)**
Setelah evaluasi berhasil, gunakan model pelatihan dalam produksi pada fase Penerapan. Penyebarannya membutuhkan pengaturan yang stabil untuk akuisisi data, termasuk infrastruktur pemrosesan data [10].

3. ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Berikut adalah tahapan tahapan penelitian yang dilakukan:

- a. **Pemahaman Proses Bisnis (*Bussiness Understanding*)**
Pada tahap ini dilakukan pemahaman terhadap objek penelitian dengan cara melakukan web scraping pada aplikasi Google Playstore untuk mendapatkan ulasan pengguna aplikasi Livin' By Mandiri untuk mengungkapkan berbagai

macam pendapat, baik negatif maupun positif, pada ulasan pengguna di wahana Google Playstore. Implementasi pemahaman bisnis membantu menentukan pendekatan analisis sentimen terbaik dan model yang cocok berdasarkan perbandingan hasil algoritma. Algoritma yang digunakan adalah support vector machine.

- b. **Pemahaman Data (*Data Understanding*)**

Tahap *Data Understanding* memiliki tujuan untuk mengumpulkan, mengidentifikasi, dan memahami data yang dimiliki. Data juga harus dapat diverifikasi. Penelitian ini menggunakan data sekunder yang diambil dari website Google Play menggunakan teknik web scraping dengan aplikasi Google Colab. Data yang diambil pada tanggal 17 Agustus 2023 hingga 10 Maret 2024 berupa teks dengan total data ulasan yang didapatkan dari web scraping dari Google Colab adalah 1000 data ulasan pengguna mobile banking Livin' by Mandiri.

Peneliti melakukan instalasi google play scraper pada Google Colab untuk mendapatkan ulasan data di website Google Play Store. Peneliti melakukan scraping dengan jumlah 1000 data dan mengurutkan berdasarkan ulasan paling relevan dan menampilkan semua rating mulai dari rating 1 hingga rating 5. Penggunaan Google Colab untuk melakukan web scraping ditunjukkan pada Gambar 2.



```
SCRAPING DENGAN JUMLAH TERTENTU
[] #Scrape desired number of reviews
#Mau kode ini jika ingin scrape data dengan jumlah tertentu. Ganti (nilai), ingin scrape sejumlah 1000, maka ganti kode , count = 1000 )
from google_play_scraper import Sort, reviews
result, continuation_token = reviews(
#Mau rating minimal livin di google playstore
'livin', livin',
lang='id', # defaults to 'en'
country='id', # defaults to 'us'
sort=Sort.RATING, # defaults to Sort.HIGHEST
count=1000, # defaults to 100
filter_score_min=None # defaults to None(means all score) Use 1 or 2 or 3 or 4 or 5 to select certain score
)
```

Gambar 1. *Scraping* Ulasan Livin' By Mandiri

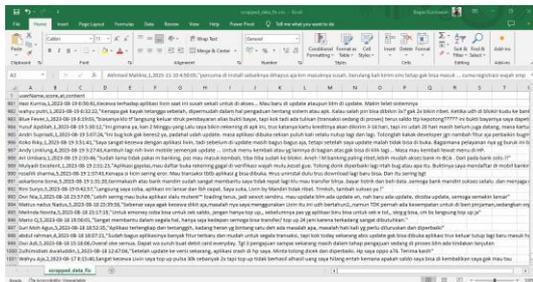
Sumber : Hasil Olahan Penelitian

Untuk mendapatkan dataset yang sesuai maka peneliti melakukan tahap *Bussiness Understanding* dengan langkah sebagai berikut :

1. Menampilkan data *scraping* dengan instruksi `df_livin.head()` kemudian data ulasan yang sudah didapat

dihitung menggunakan instruksi `len(df_livin.index)`.

2. Menampilkan data `username`, `rating`, `date time` dan `review` menggunakan instruksi `df_livin[['username', 'score', 'at', 'content']].head()`.
3. Menampilkan data secara berurutan dengan instruksi `my_df.head()`.
4. Menyimpan data `scraping` dengan format file `csv` menggunakan instruksi `my_df.to_csv("scrapped_data.csv", index = false)`. Data `csv` yang telah siap untuk dijadikan dataset analisis sentimen ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 2. Dataset Hasil Proses Scraping
Sumber : Hasil Olahan Penelitian

c. Penyiapan Data (Data Preparation)

Tahap Persiapan Data diperoleh dari scraping data menggunakan Google Colab untuk mendapatkan data ulasan pengguna Livin' By Mandiri pada wahana Google Playstore, kemudian dilakukan pelabelan kategori positif dan negatif. Selanjutnya pembersihan data dilaksanakan untuk mengurangi duplikasi dan redundansi data, lalu transform case, transform remove url, tokenizing, @anotation removal, stopword dan removal seperti pada gambar 4.



Gambar 3. Proses Data Preparation
Sumber : Hasil Olahan Penelitian

1) Transform Case

Operator yang digunakan pada tahapan ini adalah untuk mengubah

huruf kapital yang masih ada pada text akan diubah menjadi huruf kecil semua. Hal ini dilakukan agar ketika dilakukan proses ke dalam model klasifikasi terdapat keseragaman huruf dan tidak terjadi kesalahan dalam proses tokenize.

Tabel 1. Transform Case

Data Sebelum	Data Sesudah
LIVIN sangat membantu terutama bagi nasabah mandiri. aplikasi ini besar sekali manfaat nya untuk mengurangi durasi waktu dan mempercepat kita melakukan transaksi tanpa harus ke ATM	LIVIN sangat membantu terutama bagi nasabah mandiri. aplikasi ini besar sekali manfaat nya untuk mengurangi durasi waktu dan mempercepat kita melakukan transaksi tanpa harus ke ATM

Sumber Data : Hasil Olahan Data Penelitian

2) Transformation remove url

Transformation Remove URL, dalam proses ini link atau URL yang terkandung pada teks akan dihilangkan. Hal ini bertujuan untuk menjadikan kata atau komentar terseleksi hanya teksnya saja.

Table 2. Transformation remove url

Data Sebelum	Data Sesudah
kenapa setelah saya ganti hp aplikasi tidak bisa dibuka kembali. setiap setelah verifikasi wajah langsung kembali ke menu pendaftaran terus. Kunjungi kami di https://t.co/K9PnzXDWQ	kenapa setelah saya ganti hp aplikasi tidak bisa dibuka kembali. setiap setelah verifikasi wajah langsung kembali ke menu pendaftaran terus. kunjungi kami di

Sumber Data : Hasil Olahan Data Penelitian

3) Tokenization

Kemudian hasil dari proses Transformation Remove URL dilanjutkan oleh proses Tokenization (Regex) yaitu

semua kata yang ada didalam tiap dokumen dikumpulkan dan dihilangkan tanda baca, angka, simbol, karakter khusus atau apapun yang bukan huruf.

Table 3. *Tokenization* (Regexp)

Data Sebelum	Data Sesudah
kenapa akhir" ini	kenapa akhir ini
mandiri error ya	mandiri error ya
susah banget untuk	susah banget
transaksi yg katanya	untuk transaksi yg
pengaturan jam lah	katanya
atau ulangi lagi dll	pengaturan jam
bener bener	lah atau ulangi
mengganggu ktifitas	lagi dll bener
bertransaksi tolong	bener
dong dibenahi segera	mengganggu
mungkin :(ktifitas
	bertransaksi
	tolong dong
	dibenahi segera
	mungkin

Sumber Data : Hasil Olahan Data Penelitian

4) @anotation removal

Teks diurai berdasarkan white space. Dalam proses ini, semua anotasi (@) yang terkandung dalam teks dihilangkan dan mengubah seluruh huruf kapital menjadi huruf kecil. Tujuannya adalah karena annotation (@) biasanya merujuk pada yang melakukan komentar.

Table 4. @Anotation removal

Data Sebelum	Data Sesudah
@admin untuk konek	admin untuk
ke shopee pay masih	konek ke shopee
bugs, hanya blank	pay masih bugs,
putih ga muncul	hanya blank putih
apa2. sudah di test	ga muncul apa2.
lewat wifi dan ganti2	sudah di test lewat
sim juga tetap blank	wifi dan ganti2
putih. mohon di	sim juga tetap
perbaiki	blank putih.
	mohon di perbaiki

Sumber Data : Hasil Olahan Data Penelitian

5) Filter stopword removal

Selanjutnya adalah penggunaan operator *Stopword Removal (by Dictionary)* yang berfungsi untuk menghilangkan kata-kata yang tidak hubungan dengan isi text.

Maka dengan operator *Stopword Removal (by Dictionary)* peneliti dapat mendaftarkan kata yang harusnya dihapus dari text.

Table 5. Stopword removal

Data Before	Data After
virtual akun nya ribet	virtual akun ribet
min pakek living	pakek living coba
coba cek bank swasta	bank swasta warna
warna biru simpel	biru simpel
penguna virtual akun	penguna virtual
nya, tinggal masukan	akun tinggal
kode pembayara	masukan kode
virtual akun tanpa	pembayara virtual
mencari" masukan	akun tanpa
pin ada notifikasi	mencari masukan
pembayaran berhasil	notifikasi
(semudah itu min)	pembayaran
	berhasil
	(semudah)

Sumber Data : Hasil Olahan Data Penelitian

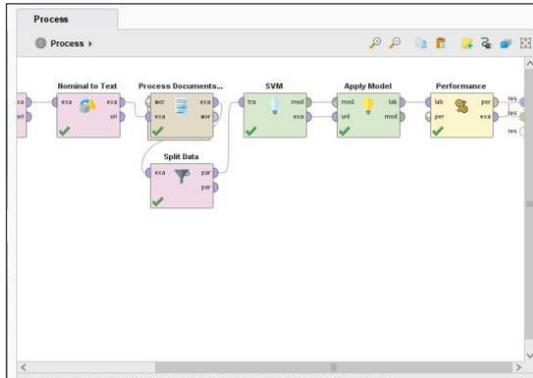
d. Modelling

Merupakan tahap pemilihan teknik mining dengan menentukan algoritma yang akan digunakan. Tool yang digunakan adalah RapidMiner Studio Educational 10.3.00. Hasil pengujian model yang dilakukan adalah mengklasifikasikan dengan algoritma support vector machine untuk mendapatkan nilai akurasi terbaik.

Pengaturan dan penggunaan operator serta parameter dalam frameworks Rapid Miner sangat berpengaruh terhadap akurasi dan model yang terbentuk, Penelitian ini menggunakan SMOTE upsampling untuk menangani ketidakseimbangan kelas dan meningkatkan kinerja model [11].

1. Pengujian model algoritma Support Vector Machine (SVM)

Peneliti membagi dataset menjadi dua bagian yaitu data latih dan data uji dengan rasio test dan train yaitu 20% data uji dan 80% data latih. Pengujian model disajikan pada gambar 4.



Gambar 5. Desain. Model Algoritma SVM
Sumber : Hasil Olahan Penelitian

2. Pengujian model algoritma Support Vector Machine (SVM) dengan SMOTE Upsampling

Penelitian ini menggunakan SMOTE Upsampling di aplikasi RapidMiner untuk menangani ketidakseimbangan kelas dan meningkatkan kinerja model. Penggunaan SMOTE upsampling dapat dilihat pada gambar 5.



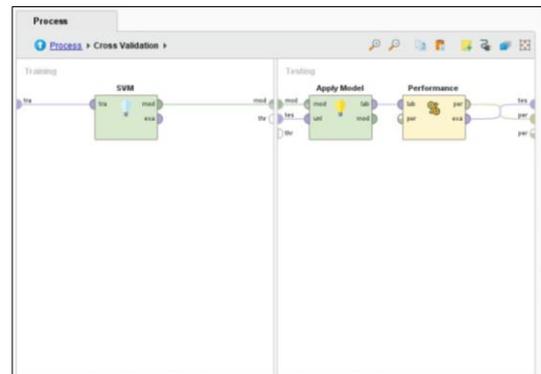
Gambar 5. Desain. Model SVM dengan SMOTE Upsampling
Sumber : Hasil Olahan Penelitian

e. Evaluation

Tahapan evaluasi bertujuan untuk menentukan nilai kegunaan dari model yang telah berhasil dibuat pada langkah sebelumnya. Metode *10-fold cross validation* digunakan pada penelitian ini untuk mengevaluasi kinerja model dengan membagi dataset menjadi subset pelatihan dan pengujian secara berulang [12].

Hasil dari confusion matrix akan menghasilkan nilai accuracy, precision, recall dan Area Under Curve (AUC) yang diambil dari data test. Dalam penelitian ini, cross validation menggunakan $k=10$ untuk

menghasilkan nilai yang maksimal, maka dapat dirangkum hasilnya seperti gambar 6.



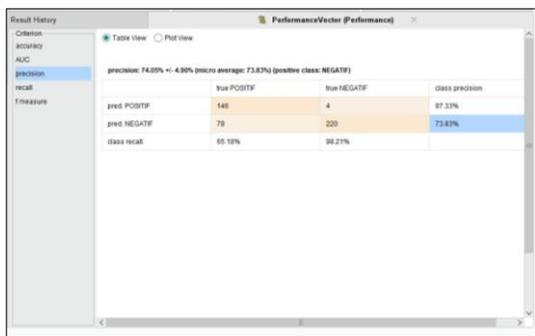
Gambar 6. 10-fold Cross Validation Algoritma SVM
Sumber : Hasil Olahan Penelitian

Nilai akurasi yang didapat dari algoritma Support Vector Machine adalah 81,68% artinya sejumlah 81,68% model ini dapat mengklasifikasikan data dengan benar. Sedangkan margin error atau kesalahan dalam pengambilan sample sejumlah $\pm 4,55\%$. Terdapat 146 sentimen positif dan 4 sentimen negatif.

PerformanceVector (Performance)			
Criterion	Table View		
accuracy	accuracy: 81.68% \pm 4.55% (micro average: 81.70%)		
precision	True POSITIF	True NEGATIF	class precision
f measure	146	4	97.33%
	78	220	73.63%
	class recall	65.18%	98.21%

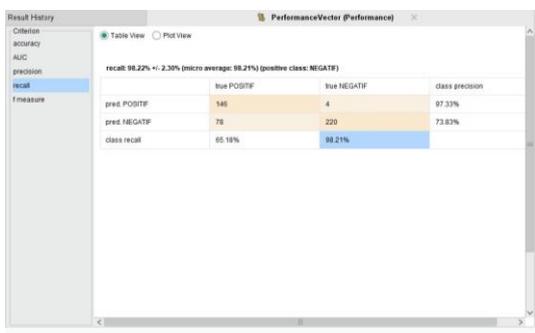
Gambar 7. Accuracy Algoritma Support Vector Machine
Sumber : Hasil Olahan Penelitian

Nilai precision yang didapat dari algoritma Support Vector Machine adalah 74,05% artinya kemampuan evaluasi klasifikasi dapat mengukur ketepatan dari prediksi negatif yang dibuat oleh model sejumlah 74,05%. Sedangkan margin error atau kesalahan dalam pengambilan sample sejumlah $\pm 4,90\%$.



Gambar 8. Precision Algoritma SVM
Sumber : Hasil Olahan Penelitian

Nilai recall yang didapat dari algoritma Support Vector Machine adalah 98,22% artinya kemampuan model untuk mengidentifikasi semua *instance* dari suatu kelas sejumlah 98,22%. Sedangkan margin error atau kesalahan dalam pengambilan sample sejumlah +- 2,30%.



Gambar 9. Recall Algoritma SVM
Sumber : Hasil Olahan Penelitian

Nilai Area Under Curve Algoritma Support Vector Machine mendapatkan hasil 0.952 yang artinya sangat baik karena algoritma Support Vector Machine memiliki kemampuan dalam membedakan antara kelas sentimen positif dan negatif.



Gambar 10. Desain. Model SVM dengan SMOTE Upsampling
Sumber : Hasil Olahan Penelitian

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, hasil penelitian ini mengambil algoritma Support Vector Machine (SVM) dengan tingkat akurasi 81,68%, 146 sentimen positif dan 4 sentimen negatif. Sentimen positif berisi ulasan tentang kemudahan dalam transaksi dan menyediakan fitur lengkap, aplikasi lancar, cepat dan tampilan mudah dipahami. Sedangkan untuk sentimen negatif berisi ulasan tentang pengguna yang mengalami kesulitan dalam masuk ke aplikasi sedangkan jaringan lancar, aplikasi mengalami gangguan sehingga menghambat transaksi pengguna, pengguna mengalami kendala transfer tetapi aplikasi tidak bisa diperbaharui.

f. Limitasi

Pada penelitian ini hanya bertujuan mendapatkan model analisis sentimen yang memiliki performa yang baik, oleh karena itu tidak dilakukan deployment. Untuk penelitian mendatang dapat melakukan implementasi model pada tahap deployment.

4. KESIMPULAN

Dalam penelitian ini setelah dilakukan preprocessing dan dilakukan pengujian model. Berdasarkan hasil pengambilan data menggunakan dataset pengguna aplikasi Livin' by Mandiri pada 17 Agustus 2023 hingga 10 Maret 2024 diketahui jumlah sentimen positif terbanyak yaitu 89 ulasan pada bulan Oktober 2023. Hal tersebut terjadi dikarenakan user experience yang baik dan fitur yang mempermudah pengguna dalam hal transaksi, topup pulsa, tarik tunai dan transfer. Selanjutnya jumlah sentimen negatif terbanyak yaitu 191 ulasan pada bulan September 2023. Hal tersebut terjadi dikarenakan banyak pengguna mengalami kendala untuk login ke aplikasi. Selain itu juga pengguna sering mengalami kegagalan dalam topup namun saldo pada rekening sudah terpotong, sehingga mengakibatkan banyak pengguna yang kecewa.

Berdasarkan hasil klasifikasi algoritma Support Vector Machine (SVM) dengan jumlah 146 sentimen positif dan 4 sentimen negatif. Nilai akurasi 81,68%, margin error 4,55%, presisi prediksi positif 97,33%, presisi prediksi negatif 73,83%, recall data positif 65,18% dan recall data negatif 98,21%.

Berdasarkan hasil *Area Under Curve* (AUC) mendapatkan nilai 0.952 yang artinya sangat baik karena algoritma Support Vector *Machine* memiliki kemampuan dalam membedakan antara kelas sentimen positif dan negatif.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] B. Mandiri, "Profil Perusahaan," Retrieved from Bank Syariah Mandiri http://www.syariahamandiri.co.id/category/infoperusahaan/profilperusahaan/profil_perusahaan-profilperusahaan, 2020.
- [2] K. A. Ayuningtyas, "Pengaruh Kualitas Pelayanan dan Kepercayaan Terhadap Kepuasan Nasabah (Studi Pada Bank Mandiri Cabang Alam Sutera Tangerang)," *J. Manaj.*, vol. 11, no. 1, pp. 63–76, 2021.
- [3] N. Suryani and F. Kusumawati, "The Influence of Service Features and Sales Promotions on Intention to Use Livin'By Mandiri Application," *J. Manag. Energy Bus.*, vol. 2, no. 2, 2022.
- [4] R. N. Pradana and others, "Pengaruh Manfaat, Gaya Hidup Dan Kepercayaan Terhadap Keputusan Penggunaan Aplikasi Livin By Mandiri," *J. Manaj. dan Ekon. Kreat.*, vol. 1, no. 2, pp. 46–60, 2023.
- [5] M. A. Ramadhan and R. Andarsyah, *Klasifikasi Text Spam Menggunakan Metode Support Vector Machine dan Naive Bayes*. Penerbit Buku Pedia, 2022.
- [6] F. Riza, S. Rifai, A. Dirgantara, Sfenrianto, Rasenda, and S. Herdyansyah, "Information Retrieval Technique for Indonesian PDF Document with Modified Stemming Porter Method Using PHP," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1477, no. 3, pp. 1–7, 2020, doi: 10.1088/1742-6596/1477/3/032016.
- [7] Kusrini and L. Taufiq Emha, *Algoritma Data Mining Yogyakarta*, no. February. Yogyakarta: Andi, 2009.
- [8] I. A. A. Amra and A. Y. A. Maghari, "Students performance prediction using KNN and Naïve Bayesian," 2017, doi: 10.1109/ICITECH.2017.8079967.
- [9] A. T. Zy, "Comparison Algorithm Classification Naive Bayes, Decission Tree and Neural Network for Analysis Sentiment," *J. Pelita Teknol.*, 2017.
- [10] Bustami, "Penerapan Algoritma Naive Bayes," *J. Inform.*, 2014.
- [11] N. Cristianini and J. Shawe-Taylor, *An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-based Learning Methods*. 2000.
- [12] I. Onantya, ... P. I.-T. I. dan I. K. e, and undefined 2019, "Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi BCA Mobile Menggunakan BM25 Dan Improved K-Nearest Neighbor," *J-Ptiik.Ub.Ac.Id*, vol. 3, no. 3, pp. 2575–2580, 2019, Accessed: Jun. 05, 2022. [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/4754>.