



Analisis sentimen pengguna aplikasi BSI *mobile* akibat *ransomware* menggunakan algoritma *support vector machine*

Sentiment analysis user application of BSI mobile due to ransomware using the support vector machine algorithm

Nela Meilani*, Mhd. Furqan, Suhardi

*Program Studi Ilmu Komputer, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Sumatera Utara, Medan, Indonesia, 20353

INFORMASI ARTIKEL

Article History:

Submission: 20-03-2024

Revised: 05-04-2024

Accepted: 27-04-2024

Kata Kunci:

Analisis sentimen; BSI mobile; support vector machine; ransomware

Keywords:

Sentiment analysis; BSI mobile; support vector machine; ransomware

Korespondensi:

Nela Meilani
nelameilani2305@gmail.com

ABSTRAK

Perbankan Syariah, dikenal sebagai *Islamic Banking*, mengalami perkembangan signifikan sejak revisi UU No. 10 Tahun 1998 tentang perbankan, memberikan peluang bagi pengembangan perbankan syariah. Bank Syariah Indonesia (BSI), hasil merger tiga bank syariah besar, didirikan untuk menerapkan prinsip-prinsip syariah dalam transaksi. Namun, pada 08 Mei 2023, BSI mengalami kebocoran data melalui serangan ransomware, menyebabkan kerugian nasabah. Respons nasabah terungkap melalui media sosial, terutama Twitter, memunculkan hashtag dan analisis sentimen menggunakan algoritma *Support Vector Machine* untuk mengeksplorasi opini pengguna terhadap BSI *Mobile* pasca-serangan *ransomware*. Oleh sebab itu, dilakukan penelitian terhadap tanggapan pengguna aplikasi BSI *Mobile* dengan melakukan analisis sentimen menggunakan metode *Support Vector Machine* dengan fitur kernel linear dan dirancang dengan bahasa pemrograman *python*. Pada analisis yang dilakukan, perbandingan antara data latih dan data uji adalah 8:2. Dengan dataset setelah preprocessing yang berjumlah 700 data, 560 diantaranya akan dijadikan sebagai data latih sedangkan 140 sebagai data uji, diperoleh nilai *accuracy* sebesar 77%, *precision* sebesar 72%, *recall* sebesar 83%, dan *f1-score* sebesar 77%.

ABSTRACT

Islamic banking, known as Islamic Banking, has experienced significant change since the revision of Law No. 10 of 1998 on banking, providing development opportunities for the growth of Islamic banking. Bank Syariah Indonesia (BSI), a result of the merger of three major Islamic banks, was established to implement Sharia principles in transactions. However, on May 08, 2023, BSI experienced a data breach through ransomware attack, causing customer losses. Customer responses surfaced on social media, especially Twitter, creating hashtags and sentiment analysis using Support Vector Machine algorithms to explore user opinions on BSI Mobile post-ransomware attacks. Therefore, research was conducted on user responses to the BSI Mobile application by performing sentiment analysis using the Support Vector Machine method with a linear kernel feature, designed in the Python programming language. In the analysis conducted, the ratio between training and testing data was 8:2. With



a preprocessed dataset of 700 data points, 560 of them were used as training data, while 140 were used as testing data, resulting in an accuracy of 77%, precision of 72%, recall of 83%, and an f1-score of 77%.

1. PENDAHULUAN

Sesuai dengan survey *We are Social* pada tahun 2020 lalu, dinyatakan bahwa adanya kurang lebih 175 juta pengguna internet di Indonesia [1]. Dengan data tersebut, 160 juta diantaranya adalah pengguna internet dalam mengakses media sosial, seperti Facebook, Instagram, Twitter, WhatsApp, dan sebagainya [2].

Media sosial merupakan *platform* atau situs web yang memberikan kesempatan bagi penggunanya dalam berbagi serta berinteraksi dengan konten yang dibagikan oleh pengguna lain [3]. Media sosial umumnya memberikan kesempatan pada pengguna untuk membangun profil pribadi maupun bisnis dengan berbagai konten sesuai keinginan dan kebutuhan masing-masing, seperti foto, video, dan pesan dengan teman atau pengikut mereka. Media sosial telah menjadi sarana komunikasi dan interaksi dalam kehidupan masyarakat dunia [4].

Twitter adalah satu diantara beberapa media sosial yang banyak digunakan oleh masyarakat Indonesia yang mencapai angka sekitar 19,5 juta pengguna (KOMINFO, Indonesia). Hal tersebut selaras dengan banyaknya cuitan dari pengguna twitter yang menyangkut berbagai hal seperti pendidikan, kesehatan, musik, bahkan politik. Salah satu topik hangat yang masih cukup sering dibahas dalam dunia twitter adalah tentang BSI terserang *ransomware* [5].

BSI merupakan bank hasil merger antara PT Bank BRI Syariah Tbk, PT Bank Syariah Mandiri dan PT Bank BNI Syariah. Otoritas Jasa Keuangan (OJK) secara resmi mengeluarkan izin merger tiga usaha bank syariah tersebut pada 27 Januari 2021. Selanjutnya, pada 1 Februari 2021 Presiden Joko Widodo meresmikan kehadiran BSI. BSI didirikan dengan maksud untuk mempromosikan dan mengembangkan penerapan prinsip-prinsip syariah dalam transaksi [6][7].

Dikutip dari Kompas.com pada tanggal 08 Mei 2023 BSI mengalami kebobolan data melalui virus ransomware yang mengakibatkan data-data nasabah bocor ke pihak yang tidak bertanggung jawab, sehingga proses transaksi perbankan baik dari ATM, Mobile banking, maupun internet banking mengalami kendala sehingga sangat merugikan nasabah. Adapun data yang bocor termasuk diantaranya data karyawan, dokumen keuangan, dokumen ilegal, NDA, dan lain-lain. Sementara data pelanggan yang bocor diantaranya adalah nama, nomor handphone, alamat, saldo rekening, nomor rekening, history transaksi, tanggal pembukaan rekening, dan informasi pekerjaan. Total data yang dicuri 1,5 TB. Diantaranya 15 juta data pengguna dan password untuk akses internal dan layanan yang mereka gunakan [8].

Support Vector Machine atau SVM merupakan metode yang dapat diterapkan dalam proses klasifikasi. *Support Vector Machine* merupakan algoritma *machine learning* yang diterapkan dalam proses klasifikasi dan regresi data. SVM awalnya dikembangkan untuk tugas klasifikasi dan kemudian diadaptasi untuk tugas regresi [9].

Dalam konteks klasifikasi, *Support Vector Machine* mencari *hyperplane* (bidang pembatas) yang optimal untuk memberikan pemisahan dua kelas data [10]. *Hyperplane* ini dipilih sedemikian rupa sehingga jarak terdekat dari data paling dekat dari kedua kelas (disebut vektor pendukung atau *support vector*) ke *hyperplane* adalah maksimum [11]. Dengan kata lain, SVM berusaha untuk mencari *hyperplane* yang memiliki margin terbesar di antara kedua kelas [12].

Salah satu keuntungan utama SVM adalah kemampuannya menangani data yang tidak linier dengan memanfaatkan transformasi data ke dimensi ruang yang lebih tinggi (*kernel trick*) [13]. Dengan *kernel trick*, SVM dapat mengubah data yang tidak terpisahkan secara linier menjadi ruang dimensi yang lebih tinggi, dimana pemisah linier menjadi mungkin [14].

Penelitian terdahulu dengan judul Implementasi *multiclass support vector machine* pada Sistem Rekomendasi Obat Berdasarkan Gejala Penyakit penelitian ini menggunakan 200 data obat

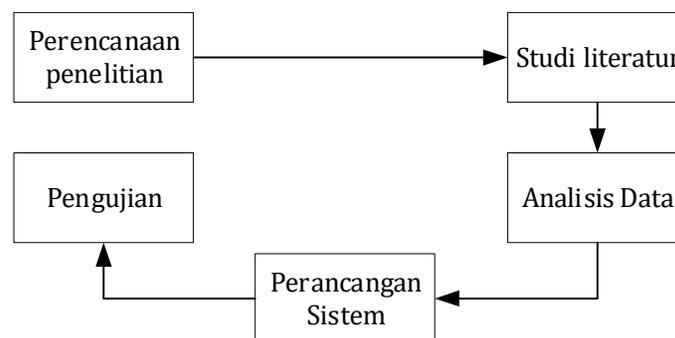
bebas dan obat bebas terbatas dari buku ISO (Informasi *Spesialite* Obat Indonesia) dengan 2 atribut utama dan 3 kelas. Berdasarkan pengujian *3-fold cross validation* yang telah dilakukan didapatkan nilai akurasi sebesar 96,5% [15].

Selanjutnya penelitian dengan judul analisis sentimen masyarakat terhadap program kartu prakerja pada twitter dengan metode *support vector machine* pada penelitian ini dilakukan perbandingan dua kernel yaitu linear dengan RBF. Hasil evaluasi yang dilakukan pada nilai akurasi kernel linear 98.67%, *precision* 98%, *recall* 99%, dan *F1-Score* 98%, sedangkan pada nilai akurasi kernel RBF 98.34%, *precision* 97%, *recall* 98%, *F1-Score* 98%, dapat disimpulkan bahwa sentimen masyarakat dari pengguna twitter terhadap program kartu prakerja dimasa pandemi lebih condong ke netral sebesar 98,34%. Berdasarkan hasil evaluasi yang dilakukan pada nilai akurasi kernel linear menghasilkan nilai akurasi 98.67%, sedangkan kernel RBF menghasilkan akurasi 98.34%. Maka dari sisi akurasi kernel linear lebih akurat dari pada kernel RBF [16].

Jumlah data yang digunakan dalam kedua penelitian terdahulu diatas tidak selisih jauh dan dengan penggunaan fitur yang sama, namun hasil akurasi dari kedua penelitian tersebut berbeda. Dan dengan berbagai uraian yang telah disampaikan di atas, peneliti akan melakukan penelitian yang berjudul “analisis sentimen pengguna aplikasi BSI *Mobile* akibat *ransomware* menggunakan algoritma *support vector machine*”. Penelitian tersebut dilakukan untuk memastikan dan memaksimalkan nilai akurasi yang dihasilkan dari penggunaan metode SVM dengan jumlah data yang lebih banyak dibandingkan dengan penelitian lainnya dan untuk menentukan apakah tweet tersebut bersentimen negatif maupun positif.

2. METODE

Terdapat beberapa tahapan yang harus dilalui untuk melakukan penelitian ini, yakni sebagai berikut:



Gambar 1. Kerangka kerja penelitian.

Gambar 1 merupakan kerangka penelitian yang dilakukan dalam menyelesaikan masalah yang dibahas, digunakan untuk membantu peneliti dalam menyusun kerangka yang jelas tahapannya.

Perencanaan penelitian

Tahap awal yang diterapkan yaitu dengan perencanaan penelitian. Penelitian ini dilakukan dengan menerapkan metode *Support Vector Machine* dalam proses analisis sentimen pada twitter yang membahas BSI terserang *Ransomware* dan menghasilkan data berupa sentiment bernilai negatif maupun positif.

Studi literatur

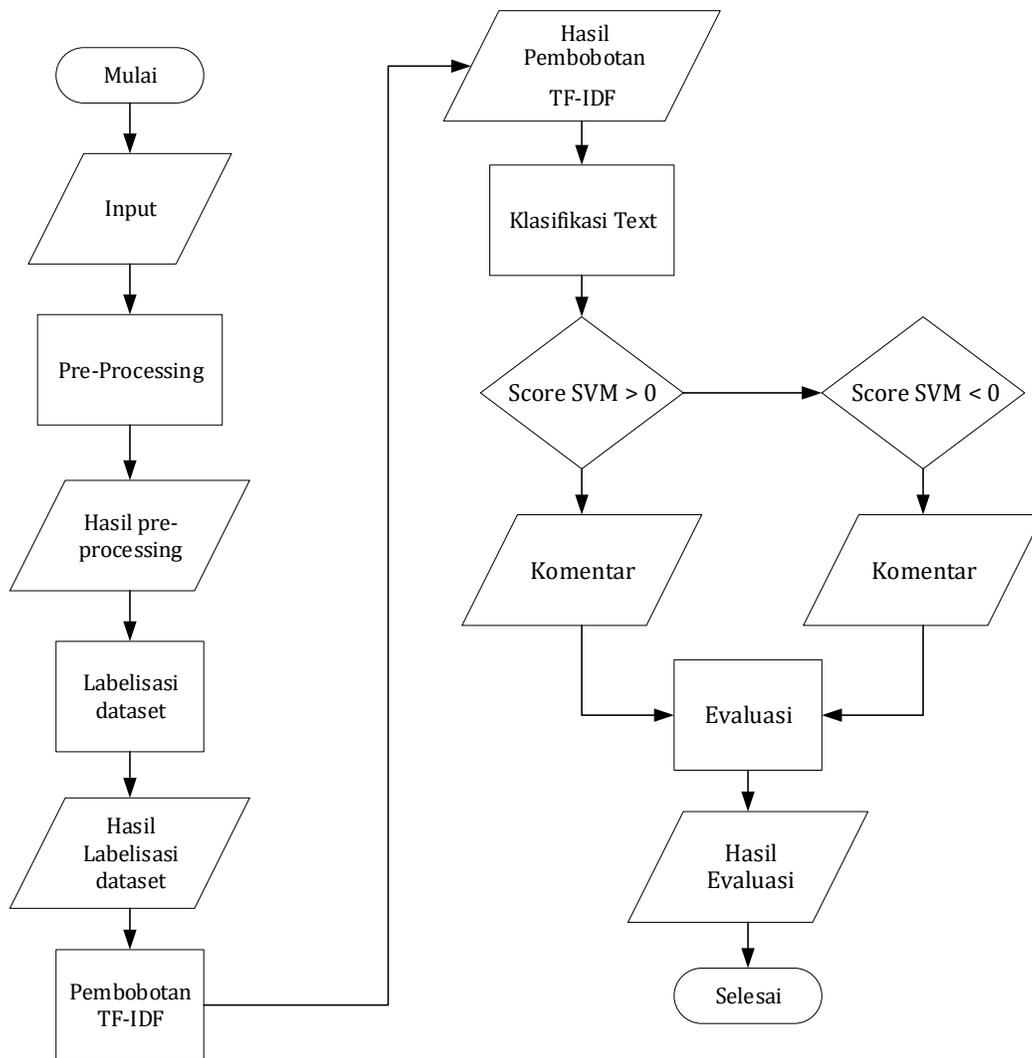
Tahap berikutnya adalah dengan menerapkan studi literatur dengan metode membaca serta memahami beberapa penelitian terdahulu, baik itu dalam bentuk jurnal, artikel, skripsi, ataupun tesis yang berkaitan.

Pengumpulan data

Proses dalam mengumpulkan data sentiment masyarakat terkait BSI terserang *Ransomware* diterapkan pada media sosial twitter yakni dengan menerapkan Node Js. Dengan dilakukannya *scraping* tersebut, berhasil didapatkan sebanyak 700 data, yang kemudian terbagi menjadi 80% data *training* dan 20% data *testing*. Artinya, sebanyak 700 dari data tersebut merupakan kelompok data *training*, dan sisanya adalah data *testing*.

Perancangan sistem

Perancangan sistem merupakan tahap dalam menentukan proses dan data yang dibutuhkan untuk sistem yang akan dirancang. Hal ini bertujuan guna memastikan kebutuhan dalam penggunaan sistem terpenuhi dengan baik dan jelas dengan rancang bangun yang lengkap pula. Tahap perancangan sistem yang diawali dengan perancangan *flowchart* yang sesuai dengan proses penelitian ini.



Gambar 2. Flowchart sistem klasifikasi.

Gambar 2 merupakan tahap perancangan sistem yang diawali dengan *flowchart* yang sesuai dengan proses penelitian ini. *Flowchart* tersebut akan dijadikan sebagai panduan dalam melakukan setiap tahap atau proses dalam sistem klasifikasi dengan menerapkan metode *support vector machine*.

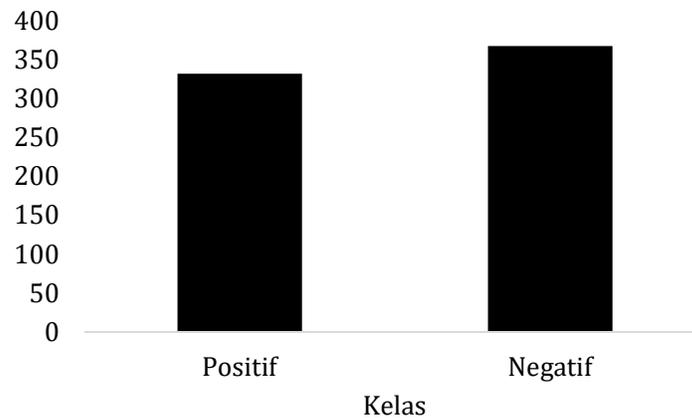
Pengujian

Tahap selanjutnya adalah dengan melakukan pengujian terhadap data yang telah berhasil dikumpulkan dengan menjadikan *flowchart* yang telah dilampirkan di atas sebagai panduan dalam tindakan pengujian ini.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Analisis data

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen pengguna aplikasi BSI *Mobile* berdasarkan *review* mereka di twitter. Tahap awal penelitian adalah mengumpulkan data *review* pengguna. Data *review* dikumpulkan menggunakan *library python* untuk *scraping* data dari aplikasi twitter. Data *review* dikumpulkan tanpa dibatasi oleh rentang waktu tertentu. Data *review* yang dikumpulkan adalah *review* sejak tanggal 08 Mei 2023 pada aplikasi BSI *Mobile*. Data *review* kemudian diubah ke dalam ekstensi.csv dan diolah menggunakan bahasa pemrograman python. Jumlah data *review* yang dikumpulkan adalah 700 data *review*.



Gambar 3. Persebaran data.

Gambar 3 merupakan hasil dari persebaran data yang didapat, warna biru merupakan persebaran sentimen positif dan warna merah merupakan persebaran sentimen negatif.

Preprocessing Data

Data hasil *scraping* harus melalui tahapan *preprocessing* sebelum dapat dianalisis. Tahap *preprocessing* bertujuan untuk merubah dataset yang awalnya tidak terstruktur dan memiliki banyak *noise* menjadi data bersih yang siap diproses.

Sebagai sampel perhitungan manual dalam penelitian ini, berikut dilampirkan sebanyak 5 data *training* dan 2 data *testing*, Tabel 1 menjelaskan tentang sampel perhitungan nilai TF dan nilai DF dari 5 buah data latih.

Tabel 1. Data training.

Sentimen Latih	Kelas
['serang', 'bank', 'indonesia']	Positif
['audit', 'forensik', 'virus', 'ganggu', 'ransomware']	Positif
['kena', 'virus']	Positif
['dapat', 'trojan', 'mobile', 'banking', 'akses', 'id']	Negatif
['langsung', 'nasabah', 'kejahatan', 'aman', 'bank', 'nasabah', 'prioritas']	Negatif

Tabel 2. Data testing.

Sentimen Uji
['kenal', 'lockbit', 'audit', 'kena', 'virus', 'forensik', 'kena', 'sebar', 'dark', 'audit']
['virus', 'global', 'prioritas', 'rugi']

Tabel 2 menjelaskan tentang sampel perhitungan nilai TF dan nilai DF dari 2 data uji. Setelah melalui proses *preprocessing*, sampel data yang telah dilampirkan di atas akan menjadi data yang layak digunakan untuk tahap klasifikasi selanjutnya.

Pembobotan TF-IDF

Tahap yang dilakukan selanjutnya adalah tahap pembobotan TF-IDF (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*), dengan menerapkan perhitungan pada setiap kata, dihitung bobot (term) dari setiap kata dan setiap kata kemudian dikalikan dengan IDF. Berikut merupakan sampel perhitungan nilai TF dan nilai DF dari 5 buah data training dan 2 data testing.

Tabel 3. Nilai DF dari Data Latih.

Term	TF					DF
	D1	D2	D3	D4	D5	
serang	1	0	0	0	0	1
bank	1	0	0	0	1	2
indonesia	1	0	0	0	0	1
audit	0	1	0	0	0	1
forensik	0	1	0	0	0	1
virus	0	1	1	0	0	2
ganggu	0	1	0	0	0	1
ransomware	0	1	0	0	0	1
kena	0	0	1	0	0	1
dapat	0	0	0	1	0	1
trojan	0	0	0	1	0	1
mobile	0	0	0	1	0	1
banking	0	0	0	1	0	1
akses	0	0	0	1	0	1
id	0	0	0	1	0	1
langsung	0	0	0	0	1	1
kejahatan	0	0	0	0	1	1
aman	0	0	0	0	1	1
nasabah	0	0	0	0	2	1
prioritas	0	0	0	0	1	1

Tabel 3 menjelaskan tentang tahap pembobotan TF-IDF (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*), dengan menerapkan perhitungan pada setiap kata, dihitung bobot (term) dari setiap kata dan setiap kata kemudian dikalikan dengan IDF

Setelah nilai TF dan IDF diperoleh barulah dapat dihitung untuk nilai TF-IDF nya. Untuk mencari nilai TF-IDF digunakan persamaan dibawah ini.

$$W = TF \times IDF \tag{1}$$

Dengan:

W : Bobot dokumen ke-d terhadap kata ke-t

TF : Jumlah kata dalam dokumen yang dicari

IDF : *Inversed Document Frequency*

Tabel 4 menjelaskan tentang hasil perhitungan pembobotan TF-IDF dari data latih.

Tabel 4. Nilai TF-IDF dari Data Latih.

Term	TF-IDF				
	D1	D2	D3	D4	D5
serang	2.099	0	0	0	0
bank	1.693	0	0	0	1.693
indonesia	2.099	0	0	0	0
audit	0	2.099	0	0	0
forensik	0	2.099	0	0	0
virus	0	1.693	1.693	0	0
ganggu	0	2.099	0	0	0
ransomware	0	2.099	0	0	0
kena	0	0	2.099	0	0
dapat	0	0	0	2.099	0
trojan	0	0	0	2.099	0
mobile	0	0	0	2.099	0
banking	0	0	0	2.099	0
akses	0	0	0	2.099	0
id	0	0	0	2.099	0
langsung	0	0	0	0	2.099
kejahatan	0	0	0	0	2.099
aman	0	0	0	0	2.099
nasabah	0	0	0	0	4.198
prioritas	0	0	0	0	2.099

Selanjutnya nilai TF-IDF dinormalisasikan untuk menyamakan interval dari setiap data, adapun persamaan yang digunakan untuk menormalisasi data

$$TF_{norm}(t, d) = \frac{TF(t, d)}{\sqrt{\sum_i (TF(t, d))^2}} \quad (2)$$

Dengan,

d : Dokumen ke-d

t : Kata ke-t dari kata kunci

TF : Jumlah kata dalam dokumen yang dicari

Sampel dalam menerapkan rumus tersebut, diantaranya:

$$TF_{norm}(t, d) = \frac{TF(t, d)}{\sqrt{\sum_i (TF(t, d))^2}} = \frac{2.099}{\sqrt{(2.099)^2 + (1.693)^2 \dots + (2.099)^2}} = \frac{2.099}{\sqrt{103.98}} = 0.209$$

Tabel 5 menjelaskan tentang hasil perhitungan normalisasi data yang dilakukan.

Tabel 5. Normalisasi data.

No.	D1	D2	D3	D4	D5
1	0.206	0	0	0	0
2	0.166	0	0	0	0.166
3	0.206	0	0	0	0
4	0	0.206	0	0	0
5	0	0.206	0	0	0
6	0	0.166	0.166	0	0
7	0	0.206	0	0	0

No.	D1	D2	D3	D4	D5
8	0	0.206	0	0	0
9	0	0	0.206	0	0
10	0	0	0	0.206	0
11	0	0	0	0.206	0
12	0	0	0	0.206	0
13	0	0	0	0.206	0
14	0	0	0	0.206	0
15	0	0	0	0.206	0
16	0	0	0	0	0.206
17	0	0	0	0	0.206
18	0	0	0	0	0.206
19	0	0	0	0	0.412
20	0	0	0	0	0.206

Untuk mencari nilai *support vector* masing-masing dokumen menggunakan nilai α terbaru. Diambil nilai terbesar dari masing-masing kelasnya, seperti pada [Tabel 6](#).

Tabel 6. Penentuan *Support Vector Machine*.

No.	D1	D2	D3	D4	D5	α	Kelas
1	0.206	0	0	0	0	0.257893	1
2	0.166	0	0	0	0.166	0.255541	1
3	0.206	0	0	0	0	0.257893	1
4	0	0.206	0	0	0	0.256946	1
5	0	0.206	0	0	0	0.256946	1
6	0	0.166	0.166	0	0	0.256688	1
7	0	0.206	0	0	0	0.256946	1
8	0	0.206	0	0	0	0.256946	1
9	0	0	0.206	0	0	0.258367	1
10	0	0	0	0.206	0	0.343225	-1
11	0	0	0	0.206	0	0.259225	1
12	0	0	0	0.206	0	0.259225	1
13	0	0	0	0.206	0	0.259225	1
14	0	0	0	0.206	0	0.343225	-1
15	0	0	0	0.206	0	0.343225	-1
16	0	0	0	0	0.206	0.25599	1
17	0	0	0	0	0.206	0.25599	1
18	0	0	0	0	0.206	0.25599	1
19	0	0	0	0	0.412	0.252738	1
20	0	0	0	0	0.206	0.25599	1

Langkah selanjutnya adalah menghitung fungsi kernel masing-masing kelas menggunakan nilai α tertinggi pada setiap kelas. Nilai $K(x_i, x_+)$ berdasarkan nilai α tertinggi dari kelas positif yakni 0.259225, sedangkan nilai $K(x_i, x_-)$ berdasarkan nilai α tertinggi dari kelas negative yakni 0.343225.

Setelah selesai melakukan proses pengujian pada algoritma *support vector machine* maka akan diperoleh hasil. Dimana hasil yang dimaksud adalah label dari data uji yang diperoleh dari model pada saat proses pelatihan. Hasil klasifikasi data uji yang berupa kelas sentimen yang didapatkan dari program akan dibandingkan dengan data kelas sebenarnya sehingga akan terlihat nilai *accuracy*, *precision*, *recall* dan *f1-score* dari model yang digunakan terhadap dataset.

Tabel 7. *Confusion Matrix*

		Prediksi	
		Negatif	Positif
Aktual	Negatif	53	21
	Positif	11	55

Tabel 7 menjelaskan tentang instrumen yang digunakan untuk mengevaluasi performa dari model klasifikasi yang telah dihasilkan. Dari Tabel 7, maka dapat dihitung nilai dari *accuracy*, *precision*, *recall* dan *f1-score* dengan menggunakan persamaan.

$$Accuracy = \frac{108}{53+11+21+5} \times 100\% = 77\%$$

$$Precision = \frac{55}{55+2} \times 100\% = 72\%$$

$$Recall = \frac{55}{55+11} \times 100\% = 83\%$$

$$F1-Score = \frac{2 \times 72 \times 83}{72 + 83} \times 100\% = 77\%$$

	precision	recall	f1-score	support
negatif	0.83	0.72	0.77	74
positif	0.72	0.83	0.77	66
accuracy			0.77	140
macro avg	0.78	0.77	0.77	140
weighted avg	0.78	0.77	0.77	140

Gambar 4. *Classification report.*

Gambar 4 menjelaskan tentang dari hasil yang diperoleh, maka dapat disimpulkan dengan menggunakan 560 sentimen latihan dan 140 sentimen uji diperoleh nilai *accuracy* senilai 77%, *precision* senilai 72%, *recall* senilai 83% dan *f1-score* senilai 77%.

4. SIMPULAN

Pasca adanya ransomware pada aplikasi BSI Mobile, diketahui bahwa dari 700 data yang diperoleh dari tweet terdapat 47% merupakan ulasan yang bersifat positif dan 53% ulasan yang bersifat negatif. Hasil klasifikasi ulasan pengguna aplikasi BSI *Mobile* menggunakan algoritma *Support Vector Machine* yang sesuai dengan data sebenarnya berjumlah 108 data dari total 140 data uji. Nilai akurasi dari klasifikasi ulasan pengguna aplikasi BSI *Mobile* menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) yang diperoleh yaitu 77%. Perlu dibuat kamus khusus yang lebih lengkap untuk penanganan kata-kata non-informatif yang terkandung pada isi review pengguna. Untuk meningkatkan akurasi maka sebaiknya dilakukan pengujian dengan beberapa model pelatihan dan peningkatan jumlah dataset.

Ucapan Terima Kasih

Kami atas nama tim mengucapkan terimakasih kepada pihak kampus Universitas Islam Negeri Sumatera Utara Medan yang telah membantu terlaksananya penelitian ini.

REFERENSI

- [1] P. Felita, C. Siahaja, V. Wijaya, G. Melisa, M. Chandra, and R. Dahesihsari, "Pemakaian Media Sosial Dan Self Concept Pada Remaja," *J. Ilm. Psikol. MANASA*, vol. 5, no. 1, pp. 30–41, 2016.
- [2] A. D. Saputri and E. P. Sani, "Pengaruh Variasi Produk dan Strategi Promosi Melalui Instagram Terhadap Keputusan Pembelian pada Produk Somethinc," *J. Ris. Manaj. dan Akunt.*, vol. 2, no. 1, pp. 7–28, 2022.

- [3] A. Asistiyasari, Bibit Sudarsono, and Umi Faddilah, "Klasifikasi Berita Hoaks Menggunakan Algoritma Vector Space Model," *INFOTECH J. Inform. Teknol.*, vol. 2, no. 2, 2021, doi: 10.37373/infotech.v2i2.176.
- [4] F. Alvianda, "Analisis Sentimen Konten Radikal Di Media Sosial Twitter Menggunakan Metode Support Vector Machine (SVM)," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 3, no. 1, pp. 241–246, 2019.
- [5] A. Novantirani, M. K. Sabariah, and V. Effendy, "Analisis Sentimen pada Twitter untuk Mengenai Penggunaan Transportasi Umum Darat Dalam Kota dengan Metode Support Vector Machine," *e-Proceeding Eng.*, vol. 2, no. 1, pp. 1–7, 2015.
- [6] A. N. Ulfah, M. K. Anam, J. T. Informatika, H. Speech, and S. V. Machine, "Analisis Sentimen Hate Speech Pada Portal Berita Online Menggunakan Support Vector Machine (SVM)," vol. 7, no. 1, 2020.
- [7] H. C. Husada and A. S. Paramita, "Analisis Sentimen Pada Maskapai Penerbangan di Platform Twitter Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM)," *Teknika*, vol. 10, no. 1, pp. 18–26, 2021, doi: 10.34148/teknika.v10i1.311.
- [8] N. Hendrastuty *et al.*, "Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Program Kartu Prakerja Pada Twitter Dengan Metode Support Vector Machine," *J. Inform. J. Pengemb. IT*, vol. 6, no. 3, pp. 150–155, 2021.
- [9] I. P. Monika and M. T. Furqon, "Penerapan Metode Support Vector Machine (SVM) Pada Klasifikasi Penyimpangan Tumbuh Kembang Anak," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 10, pp. 3165–3166, 2018.
- [10] Obey Al Farobi, "Implementasi Metode Support Vector Machine (Svm) Untuk Mengetahui Respon Masyarakat Indonesia Terhadap Implementasi Metode Support Vector Machine (Svm) Untuk Mengetahui Respon Masyarakat Indonesia Terhadap," *Repository.Uinjkt.Ac.Id*, p. 82, 2021.
- [11] N. B. Putri and A. W. Wijayanto, "Analisis Komparasi Algoritma Klasifikasi Data Mining Dalam Klasifikasi Website Phishing," *Komputika J. Sist. Komput.*, vol. 11, no. 1, pp. 59–66, 2022, doi: 10.34010/komputika.v11i1.4350.
- [12] R. Umar, S. Sunardi, and M. N. Ardhiansyah, "Penerapan Algoritma Support Vector Machine Pada Analisis Sentimen Hashtag Twitter," *JURIKOM (Jurnal Ris. Komputer)*, vol. 9, no. 5, p. 1607, 2022, doi: 10.30865/jurikom.v9i5.4877.
- [13] Y. X. Chu, X. G. Liu, and C. H. Gao, "Multiscale models on time series of silicon content in blast furnace hot metal based on Hilbert-Huang transform," *Proc. 2011 Chinese Control Decis. Conf. CCDC 2011*, pp. 842–847, 2011, doi: 10.1109/CCDC.2011.5968300.
- [14] R. R. Fiska, "Penerapan Teknik Data Mining dengan Metode Support Vector Machine," *Sains dan Teknol. Inf.*, vol. 3, no. 1, 2017, doi: DOI: 10.33372/stn.v3i1.200.
- [15] A. P. Putra, I. Mulyana, S. Maryana, and F. Susanti, "Implementasi Multiclass Support Vector Machine Pada Sistem Rekomendasi Obat Berdasarkan Gejala Penyakit," *Semin. Nas. Sains Teknol. dan Inov. Indones. (SENASTINDO AAU)*, vol. 1, no. 1, pp. 211–222, 2019.
- [16] S. Styawati, N. Hendrastuty, and A. R. Isnain, "Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Program Kartu Prakerja Pada Twitter Dengan Metode Support Vector Machine," *J. Inform. J. Pengemb. IT*, vol. 6, no. 3, pp. 150–155, 2021, doi: 10.30591/jpit.v6i3.2870.