

ANALISIS SENTIMEN ULASAN GANJAR PRANOWO DALAM DEBAT CALON PRESIDEN MENGGUNAKAN ALGORITMA SUPPORT VECTOR MACHINE

Adinda Zahro R.P., Lussiana ETP* dan Susi Widayati

Universitas Gunadarma

Jl. Margonda Raya No. 100, Depok, Jawa Barat, 16424

Sekolah Tinggi Manajemen Informatika dan Komputer Jakarta STI&K

Jalan BRI No. 17, Radio Dalam, Kebayoran Baru, Jakarta Selatan 12140

adindazahro8@gmail.com, lussiana_etp@staff.jak-stik.ac.id, widayatysusi@gmail.com

*Corresponding Author

ABSTRAK

Maraknya media sosial dan semakin mudahnya masyarakat menyampaikan berbagai ulasan secara terbuka menimbulkan keingintahuan yang besar mengenai ulasan tersebut, apakah setuju (positif) atau sebaliknya menolak (negatif), yang dikenal dengan analisis sentimen. Gagap gempita pemilihan presiden periode 2024-2029 melalui debat calon presiden memunculkan banyak ulasan masyarakat baik pendukung atau sebaliknya. Tujuan penelitian ini melakukan analisis sentiment masyarakat terhadap ulasan Ganjar Pranowo terkait debat calon presiden menggunakan algoritma Support Vector Machine. Hasil evaluasi menunjukkan hasil akurasi 90%, precision untuk positif 91% dan negatif 81% recall didapatkan nilai positif sebesar 97% dan negatif sebesar 61%. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa algoritma Support Vector Machine dapat mengidentifikasi ulasan secara efektif.

Kata Kunci: *Ulasan, Analisis Sentimen, Support Vector Machine*

PENDAHULUAN

Masuknya era digital dan seiring dengan berkembangnya teknologi informasi dan komunikasi memberikan dampak yang signifikan dalam kehidupan bermasyarakat, baik dampak positif maupun negatif. Dampak nyata yang dapat dirasakan salah satunya adalah adanya teknologi internet, yang memberikan kemudahan dalam menyebarkan dan mendapatkan informasi.

Berkembangnya media sosial seperti twitter, instagram dan tiktok juga merupakan bukti dampak dari teknologi internet. Berbagai media sosial semakin diminati oleh pengguna setianya karena fasilitas yang disediakan untuk dapat memberikan atau mengungkapkan pendapat secara terbuka. Sebagai contoh adalah terkait dengan debat calon presiden Republik Indonesia untuk periode 2024-2029 yang berlangsung pada tanggal 14 Februari 2024. Ragam pendapat yang diungkapkan oleh pengguna Twitter menimbulkan beragam respon. Berdasarkan pada kondisi tersebut, menarik untuk menganalisis ulasan para pengguna sehingga dapat mengetahui apakah ulasan tersebut

setuju atau sebaliknya tidak setuju, yang dikenal dengan istilah analisis sentimen.

Analisis sentimen, yang juga dikenal sebagai penambangan opini, adalah proses ekstraksi opini atau pendapat dari dokumen terkait topik tertentu [1]. Tujuannya adalah untuk mengetahui kecenderungan opini seseorang terhadap suatu peristiwa atau masalah, apakah bersifat positif atau negatif. Teknik yang umum digunakan adalah Text Mining, merupakan metode untuk mengekstraksi informasi dari data teks yang tidak terstruktur [2]. Cara kerja Text Mining dengan mencari kata kunci dan pendapat dari analisis teks untuk membantu memahami pendapat masyarakat dalam data teks.

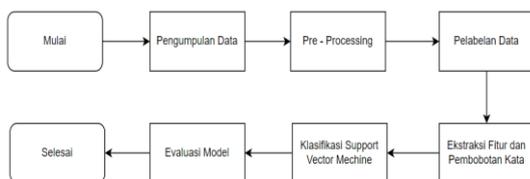
Terdapat beragam teknik klasifikasi dokumen, seperti pada penelitian yang dilakukan oleh Tuhenay dan Mailoa [3] pada penelitian ini menggunakan metode *Naive Bayes Classifier* dan *Support Vector Machine* untuk mengidentifikasi Bahasa Indonesia, Ambon, dan Jawa. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa metode SVM lebih efektif dengan nilai akurasi 96,34% dibandingkan dengan nilai NBC

93,78%. Pangestu, Astuti, dan Farida [4] melakukan klasifikasi sikap politik terhadap partai politik Indonesia dengan menggunakan *Support Vector Machine* menghasilkan akurasi 86%. Selanjutnya pada penelitian yang dilakukan oleh Fadhilla, Hasbi dan Dwi [5] menganalisis sentimen *review cryptocurrency* menggunakan algoritma *maximum entropy* diperoleh akurasi 83,21%.

Algoritma *Support Vector Machine* adalah salah satu algoritma yang sering digunakan untuk melakukan analisis sentimen karena kemampuannya dalam mengklasifikasi kalimat [9]. Berdasarkan uraian diatas, penelitian ini bertujuan melakukan analisis sentimen masyarakat terhadap ulasan Ganjar Pranowo terkait debat calon presiden menggunakan algoritma *Support Vector Machine*.

METODE PENELITIAN

Gambar 1 merupakan skema tahapan penelitian yang dilakukan:



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Tahap pengumpulan data dengan kata kunci “Ganjar Pranowo” pada Twitter dilakukan menggunakan library Tweet-Harvest. *Pre-Processing* data bertujuan mempermudah pengolahan data dan memperkecil *error* saat melakukan tahap selanjutnya. Tahap ekstraksi fitur dan pembobotan kata menggunakan metode TF-IDF untuk mengubah kata menjadi angka dan memberi bobot pada setiap kata untuk mempermudah tahap klasifikasi. Tahap klasifikasi dilakukan dengan menerapkan Support Vector Mechine.

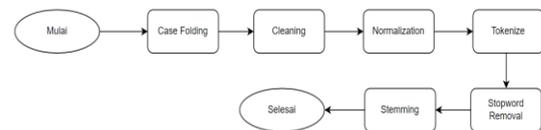
Tweet-Harvest

Tweet-Harvest dikenal sebagai alat otomatisasi untuk mengumpulkan data dari Twitter, yang dikembangkan oleh Helmi Satria [6]. Tweet-Harvest dikembangkan dengan menggunakan JavaScript, bertujuan

untuk memfasilitasi pengambilan data dari platform media sosial Twitter.

Data preprocessing

Langkah-langkah *preprocessing* diilustrasikan pada Gambar 2.



Gambar 2. Tahapan Preprocessing

Case Folding

Case Folding suatu proses yang mengubah text dokumen menjadi huruf kecil. Hanya huruf ‘a’ sampai dengan ‘z’ yang diterima. Karakter selain huruf dihilangkan dan dianggap sebagai delimiter. Fungsinya untuk menghasilkan teks yang seragam agar analisis sentimen dapat dilakukan dengan lebih akurat.

Cleaning

Merupakan tahap untuk menghilangkan atribut yang tidak relevan dalam proses klasifikasi, seperti angka, emoji, spasi berlebih, tanda baca, dan karakter unik.

Normalization

Proses Normalisasi untuk mengubah suatu kata dari yang tidak baku menjadi kata baku. Proses ini dilakukan dengan menggunakan kamus slang.txt dan tidak memberikan informasi penting bagi model saat melakukan analisis.

Tokenize

Tokenize adalah proses memecah kata demi kata menjadi beberapa bagian. Proses *tokenize* dilakukan dengan menggunakan data hasil proses perbaikan *Normalization*.

Stopword Removal

Pada proses *stopword removal* dilakukan penyaringan terhadap teks yang tidak memiliki makna penting Contoh “atau”, “untuk”, “dan”, “saya”, “kita”, “mer eka”.

Stemming

Dalam proses ini, sebuah kata dikembalikan ke bentuk dasarnya. Tujuan dari proses *stemming* ini untuk mengurangi variasi kata yang memiliki makna yang sama sehingga analisis teks menjadi lebih mudah.

Pelabelan Data

Pelabelan data menggunakan metode *lexicon-based*, tools Vader dan menggunakan kamus *SentiStrength*. Kamus ini hasil terjemahan dari Bahasa Inggris ke Bahasa Indonesia, yang telah mengalami penambahan dan pengurangan kata, serta memberikan bobot sentimen[7].

Pembobotan TF-IDF

TF-IDF merupakan proses pembobotan pada suatu kata yang digunakan untuk klasifikasi. Hasil dari TF-IDF berupa array dan nilai. Menggunakan persamaan (1) dan (2) [4].

$$W = TF \times IDF \quad (1)$$

Dengan

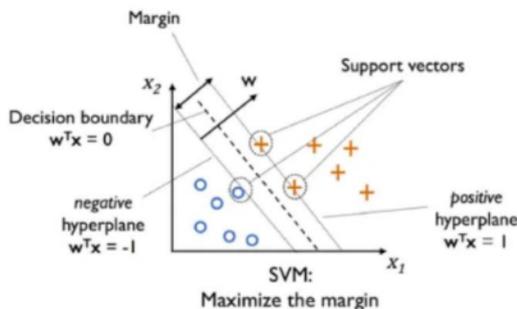
$$IDF(t) = \log \frac{N}{DF} \quad (2)$$

Keterangan :

N = Total jumlah dokumen dalam data latih
DF= Kemunculan term dari N

Support Vector Machine

SVM adalah algoritma machine learning yang membentuk daerah kelas berdasarkan fungsi *hyperplane* yang digunakan untuk memisahkan kelas yang ada [8], seperti pada Gambar 3.



Gambar 3. Klasifikasi SVM [10]

Algoritma SVM mencari *hyperplane* yang memiliki ukuran *margin* yang sama dan tidak cenderung mendekati area kelas tertentu. *Hyperplane* ditempatkan sedekat

mungkin dengan titik data dari setiap kelas, sehingga dikenal sebagai “*margin* maksimal” seperti pada Gambar 2.

Secara umum persamaan untuk menghitung *hyperplane* pada svm dinotasikan seperti berikut [11] :

$$w^T x + b \quad (3)$$

Keterangan :

w = Vektor Bobot

x = Vektor fitur input

w^T = Transpos dari vektor bobot

b = bias

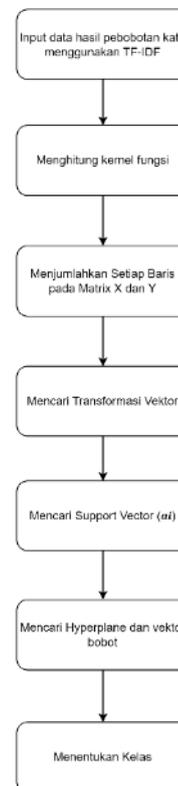
Sehingga diperoleh persamaan :

$$[(w^T x_i) + b] \geq 1 \text{ untuk } y_i = +1 \quad (4)$$

$$[(w^T x_i) + b] \leq 1 \text{ untuk } y_i = -1 \quad (5)$$

Dengan, x_i = himpunan data training, $i = 1, 2, \dots, n$ dan y_i = label kelas dari x_i

Untuk tahapan algoritma Support Vector Machine seperti pada gambar



Gambar 4. Tahapan SVM

Berdasarkan pada gambar 4, Langkah pertamayang dilakukan untuk perhitungan manual SVM adalah mengubah hasil pembobotan kata pada data latih ke dalam format vektor menjadi nilai vektor X menggunakan TF-IDF. Nilai vektor Y merupakan hasil pelabelan data. Selanjutnya menghitung kernel dengan menggunakan kernel fungsi linear. Selanjutnya, menjumlahkan setiap baris matriks untuk mendapatkan nilai X dan Y pada setiap dokumen. Selanjutnya, mencari transformasi vektor yang akan digunakan untuk mencari *Support Vector*. selanjutnya mencari vektor bobot dan hyperlane untuk menentukan kelas.

Confusion Matrix

Confusion matrix memuat informasi terkait klasifikasi data yang telah diprediksi oleh sistem. Evaluasi metode klasifikasi terutama difokuskan pada tingkat akurasi hasil klasifikasi, yang menunjukkan performa keseluruhan dari sistem klasifikasi. Tabel 1 merupakan *Confusion matrix* hasil klasifikasi.

Tabel 1. Confusion Matrix

| | | Predict | |
|------|----------|----------|----------|
| | | Negative | Positive |
| True | Negative | TN | FN |
| | Positive | FP | TP |

Confusion matrix dibagi menjadi empat bagian:

1. True Positive (TP) apabila kenyataan positif dan model memprediksi benar
2. True Negative (TN) apabila kenyataan negatif dan model memprediksi benar
3. False Positive (FP) apabila kenyataan negatif dan model memprediksi positif
4. False Negative (FN) apabila kenyataan positif dan model memprediksi benar.

Persamaan untuk menghitung secara manual hasil *accuracy*, *precision*, *recall* dan *f1-score* [8] :

1. *Accuracy*

Matrix yang mengukur sejauh mana model klasifikasi benar dalam memprediksi seluruh data.

$$accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (6)$$

2. *Precision*

Mengukur sejauh mana prediksi positif yang benar dari semua prediksi positif yang dibuat oleh model.

$$precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (7)$$

3. *Recall*

Mengukur sejauh mana model dapat mengidentifikasi semua instance yang sebenarnya positif

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (8)$$

4. *F1-score*

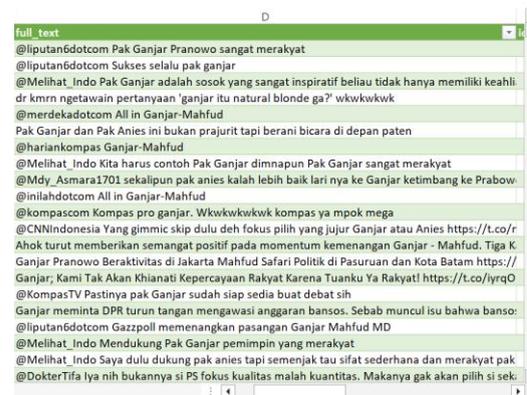
Rata-rata harmonik antara presisi dan recall. Ini memberikan pengukuran yang seimbang antara ketepatan dan kecocokan model.

$$f1 - score = 2 \times \frac{recall \times precision}{recall + precision} \quad (9)$$

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengumpulan Data

Hasil dari pengumpulan data menggunakan Tweet-Harvest dengan kata kunci “Ganjar Pranowo” dari rentang tanggal 4 Februari 2024 sampai 5 Februari 2024 sebanyak 1.507 data. Gambar 5 adalah sebagian hasil data yang telah terkumpul.



Gambar 5. Hasil Pengumpulan Data

Data Preprocessing

Gambar 6 merupakan hasil proses *preprocessing* (seperti pada Gambar 2), kolom pertama data asli dan kolom kanan hasil tahapan *preprocessing*:

| | |
|---|--|
| @merdekadotcom All in Ganjar-Mahfud | all in ganjar mahfud |
| Pak Ganjar dan Pak Anies ini bukan prajurit tapi berani bicara di depan paten | ganjar anies prajurit berani bicara paten |
| @hariankompas Ganjar-Mahfud | ganjar mahfud |
| @Melihat_Indo Kita harus contoh Pak Ganjar dimnapun Pak Ganjar sangat merakyat | contoh ganjar mana ganjar rakyat |
| @Mdy_Asmara1701 sekalipun pak anies kalah lebih baik lari nya ke Ganjar ketimbang ke Prabowo tohh https://t.co/3ucxH2eivi | anies kalah lari nya ganjar ketimbang prabowo tohh |
| @inilahdotcom All in Ganjar-Mahfud | all in ganjar mahfud |
| @kompascom Kompas pro ganjar. Wkwkwkwkwk kompas ya mpok mega | kompas pro ganjar wkwkwkwkwk kompas ya mpok mega |

Gambar 6. Hasil Preprocessing

Pelabelan Data

Pelabelan data dilakukan dengan pendekatan leksikal dengan menggunakan fungsi *SentimentIntensityAnalyzer* dari library NLTK VADER. Penilaian skor VADER tergantung pada hasil nilai *coumpound*. Apabila *coumpound* > 0.05 maka hasil pelabelan adalah positif sebaliknya, jika nilai *coumpound* < -0.05 maka hasil label adalah negatif. Jika nilai *coumpound* berada pada rentang 0.05 sampai -0.05 hasil label adalah netral. Hasil pelabelan ditampilkan pada Gambar 7:

| full_text | Label |
|--|---------|
| ganjar pranowo rakyat | Neutral |
| sukses ganjar | Positif |
| ganjar sosok inspiratif beliau milik ahli pemimpin milik peduli masyarakat | Positif |
| kemarin ngetawain ganjar natural blonde wkwkwkwk | Neutral |
| all in ganjar mahfud | Neutral |
| ganjar anies prajurit berani bicara paten | Positif |
| ganjar mahfud | Neutral |

Gambar 7. Hasil Pelabelan

Pembobotan TF-IDF

Tabel 2 menunjukkan frekuensi kemunculan kata-kata (*Term Frequency*) setiap dokumen dari data latih.

Tabel 2. Hasil TF

| Term | TF | | |
|----------|----|----|----|
| | D1 | D2 | D3 |
| Mantap | 1 | 0 | 1 |
| Hati | 1 | 0 | 0 |
| Pilih | 1 | 1 | 0 |
| Ganjar | 1 | 1 | 1 |
| Sukses | 0 | 1 | 0 |
| Pimpin | 0 | 1 | 0 |
| Rakyat | 0 | 1 | 0 |
| Calon | 0 | 0 | 1 |
| Presiden | 0 | 0 | 1 |

Hasil dari perhitungan IDF dengan menggunakan persamaan (2) seperti contoh berikut

$$IDF(mantap) = \log \frac{N}{DF}$$

$$IDF(mantap) = \log \frac{3}{2}$$

$$IDF(mantap) = 0.176$$

Perhitungan IDF lainnya disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil IDF

| Term | DF | N/DF | IDF |
|----------|----|------|-------|
| Mantap | 2 | 1.5 | 0.176 |
| Hati | 1 | 3 | 0.477 |
| Pilih | 2 | 1.5 | 0.176 |
| Ganjar | 3 | 1 | 0 |
| Sukses | 1 | 3 | 0.477 |
| Pimpin | 1 | 3 | 0.477 |
| Rakyat | 1 | 3 | 0.477 |
| Calon | 1 | 3 | 0.477 |
| Presiden | 1 | 3 | 0.477 |

Hasil perhitungan bobot menggunakan persamaan (1) seperti contoh berikut :

$$W(mantap D1) = TF \times IDF$$

$$W(mantap D1) = 1 \times 0.176$$

$$W(mantap D1) = 0.176$$

$$W(mantap D2) = 0 \times 0.176$$

$$W(mantap D2) = 0$$

$$W(mantap D3) = 1 \times 0.176$$

$$W(mantap D3) = 0.176$$

Perhitungan bobot kata lainnya disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Bobot TF-IDF

| Term | W = TF x IDF | | |
|----------|--------------|-------|-------|
| | D1 | D2 | D3 |
| Mantap | 0.176 | 0 | 0.176 |
| Hati | 1 | 0 | 0 |
| Pilih | 0.176 | 0.176 | 0 |
| Ganjar | 0 | 0 | 0 |
| Sukses | 0 | 0.477 | 0 |
| Pimpin | 0 | 0.477 | 0 |
| Rakyat | 0 | 0.477 | 0 |
| Calon | 0 | 0 | 0.477 |
| Presiden | 0 | 0 | 0.477 |

Berikut adalah hasil komputasi TF-IDF (Gambar 8)

| | |
|-----------|---------------------|
| (0, 340) | 0.29887845049091005 |
| (0, 354) | 0.3321470815909383 |
| (0, 368) | 0.2881683434613675 |
| (0, 413) | 0.3321470815909383 |
| (0, 522) | 0.0987376887329495 |
| (0, 1001) | 0.2656098193908818 |
| (0, 1064) | 0.15819144148789804 |
| (0, 1190) | 0.22409297930655162 |
| (0, 1360) | 0.2599566472032257 |
| (0, 1491) | 0.2881683434613675 |
| (0, 1670) | 0.23875022632215528 |
| (0, 1823) | 0.23543881071749706 |
| (0, 1852) | 0.2794175488470679 |
| (0, 1894) | 0.3321470815909383 |
| (1, 76) | 0.21210491684658567 |
| (1, 102) | 0.10265613079238212 |
| (1, 425) | 0.09501049078077531 |
| (1, 522) | 0.03747572288272558 |
| (1, 959) | 0.5605524342981233 |
| (1, 1031) | 0.08323089256232595 |
| (1, 1104) | 0.07673334998742777 |
| (1, 1139) | 0.7563951807505238 |
| (1, 1372) | 0.12761036642588452 |
| (1, 1908) | 0.136342600604952 |
| (2, 340) | 0.5513752138527152 |

Gambar 8. Hasil Komputasi TF-IDF

Pembagian Data

Untuk mendapatkan kinerja yang optimal dilakukan pelatihan, dengan mengamati pemisahan data latih dan data uji diperoleh pembagian 80% sebagai data latih dan 20% merupakan data uji. Data latih dianalisis berdasarkan nilai atributnya melalui metode klasifikasi. Proses pelatihan dilakukan untuk melatih model untuk mengidentifikasi apakah kata termasuk dalam kategori sentuhan positif atau negatif selama pengujian.

Klasifikasi Support Vector Machine

Data hasil TF-IDF kemudian diklasifikasikan menggunakan algoritma Support Vector Machine. Hasil klasifikasi seperti pada Gambar 10:

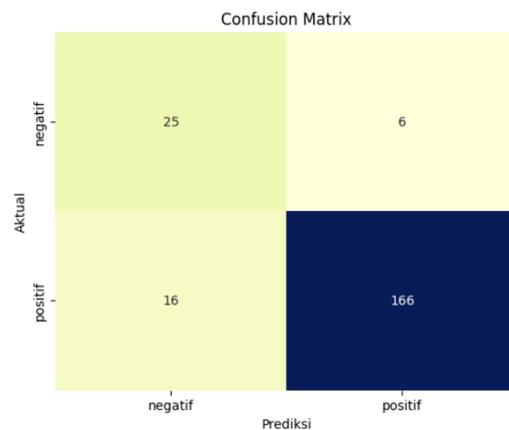
| | stem_review | polarity | SVM |
|------|---|----------|---------|
| 494 | anak sekolah alami stunting gizi buruk | Negatif | Negatif |
| 6 | ahok semangat positif momentum menang ganjar m... | Positif | Positif |
| 992 | ganjar hebat debat kemarin harap ganjar presiden | Positif | Positif |
| 524 | dapat bro grombolan orang sakit hati dukung jo... | Positif | Positif |
| 1010 | bicara mas ganjar pranowo cipta koneksi emosio... | Negatif | Positif |

Gambar 9. Hasil Klasifikasi SVM

Berdasarkan hasil proses, terlihat adanya perbedaan label sentimen pada beberapa ulasan. Ini menunjukkan bahwa proses klasifikasi telah berhasil mempelajari model dari data latih dan menerapkannya pada analisis data uji. Dengan demikian dapat dinyatakan bahwa proses tersebut menghasilkan label sentimen baru yang diperoleh dari klasifikasi.

Evaluasi

Gambar 11 merupakan hasil tahap evaluasi, dengan menghitung *accuracy*, *precision*, *f1-score* dan *recall* dan menampilkan nilai dari *true negatif*, *true positif*, *false positif*, dan *false negatif* dalam bentuk visual Confusion Matrix.



Gambar 10. Hasil Confusion matrix Support Vector Machine

Dari Gambar 11 menunjukkan kategori *true negative* (TN) terdapat sebanyak 25 ulasan yang bernilai negatif dan

hasil prediksi menunjukkan hasil negatif, sebanyak 6 data ulasan masuk ke dalam kategori *false negative* (FN) yaitu ulasan yang bernilai positif tetapi hasil prediksi tersebut menunjukkan hasil bernilai negatif. Ulasan sebanyak 16 data masuk ke dalam kategori *false positive* (FP) dan ulasan sebanyak 166 data masuk ke dalam kategori *true positive* (TP) yaitu ulasan yang bernilai positif dan hasil prediksi tersebut menunjukkan nilai positif.

PREDIKSI

Nilai Accuracy adalah: 0.8967136150234741
 Nilai Precision adalah: 0.859269762495569
 Nilai Recall adalah: 0.7874361883153715
 Nilai f1_score adalah: 0.8161487758945386

| | precision | recall | f1-score | support |
|--------------|-----------|--------|----------|---------|
| -1 | 0.81 | 0.61 | 0.69 | 41 |
| 1 | 0.91 | 0.97 | 0.94 | 172 |
| accuracy | | | 0.90 | 213 |
| macro avg | 0.86 | 0.79 | 0.82 | 213 |
| weighted avg | 0.89 | 0.90 | 0.89 | 213 |

Gambar 11. Hasil Akurasi SVM

Gambar 12 merupakan hasil *precision* yang didapat *Support Vector Machine* untuk positif 91% dan negatif 81%. Hasil *recall* nilai positif sebesar 97% dan negatif sebesar 61%. Hasil yang didapat pada *f1-score* yaitu positif sebesar 94% dan negatif 69%, dan hasil nilai *accuracy* adalah 0.90 atau sama dengan 90%.

PENUTUP

Berdasarkan hasil evaluasi implementasi algoritma *Support Vector Machine* dalam menganalisis ulasan Ganjar Pranowo diperoleh akurasi 90%, *precision* untuk positif 91% dan negatif 81%. Hasil *recall* didapatkan nilai positif sebesar 97% dan negatif sebesar 61%. Hasil yang didapat pada *f1-score* yaitu positif sebesar 94% dan negatif 69%. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa algoritma *Support Vector Machine* dapat mengidentifikasi ulasan dengan baik dan efektif.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] H. Kaur, V. Mangat, and Nidhi, "A survey of sentiment analysis techniques," *2017 International Conference on I-SMAC (IoT in Social, Mobile, Analytics and Cloud) (I-SMAC)*, pp. 921–925, 2017, [Online]. Available: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:6126736>
- [2] I. Kurniawan and A. Susanto, "Implementasi Metode K-Means dan Naïve Bayes Classifier untuk Analisis Sentimen Pemilihan Presiden (Pilpres) 2019," *Eksplora Informatika*, vol. 9, no. 1, pp. 1–10, Sep. 2019, doi: 10.30864/eksplora.v9i1.237.
- [3] D. Tuhenay and E. Mailoa, "Perbandingan Klasifikasi Bahasa Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier (NBC) Dan Support Vector Machine (SVM)," *Jurnal Informatika dan Komputer) Akreditasi KEMENRISTEKDIKTI*, vol. 4, no. 2, 2021, doi: 10.33387/jiko.
- [4] S. Y. Pangestu, Y. Astuti, and L. D. Farida, "Algoritma Support Vector Machine Untuk Klasifikasi Sikap Politik Terhadap Partai Politik Indonesia," *Jurnal Mantik Penusa*, vol. 3, no. 1, pp. 236–241, 2019, [Online]. Available: <https://t.co/eF>
- [5] F. Atansa Tamardina, H. Yasin, D. Ispriyanti, D. Statistika, F. Sains, and D. Matematika, "Analisis Sentimen Review Aplikasi Cryptocurrency Menggunakan Algoritma Maximum Entropy Dengan Metode Pembobotan Tf, Tf-Idf Dan Binary," Vol. 11, No. 1, Pp. 1–10, 2022, [Online]. Available: <https://Ejournal3.Undip.Ac.Id/Index.Php/Gaussian/>
- [6] K. G. A. Phaslosa, "Analisis Sentimen Masyarakat Indonesia Terhadap Cryptocurrency Pada Media Twitter Menggunakan Metode Lexicon Based Dan Naïve Bayes," Universitas Gunadarma, Jakarta, 2023.
- [7] D. Haryalesmana Wahid, "Peringkasan Sentimen Esktraktif Di Twitter Menggunakan Hybrid TF-IDF Dan Cosine Similarity," *IJCCS*, Vol. 10, No. 2, Pp. 207–218, 2016.
- [8] R. I. Nudin, "Perbandingan Algoritma Naïve Bayes, Support Vector Machine Dan Long Short Term Memory Dalam Analisis Sentimen Bisnis Impor Pakaian Bekas

- Terhadap Industri Dalam Negeri,” Universitas Gunadarma, Jakarta, 2023.
- [9] M. I. Fikri, T. S. Sabrila, And Y. Azhar, “Perbandingan Metode Naïve Bayes Dan Support Vector Machine Pada Analisis Sentimen Twitter,” *SMATIKA JURNAL*, Vol. 10, No. 02, Pp. 71–76, Dec. 2020, Doi: 10.32664/Smatika.V10i02.455.
- [10] E. H. Harahap, L. Muflikhah, And B. Rahayudi, “Implementasi Algoritma Support Vector Machine (SVM) Untuk Penentuan Seleksi Atlet Pencak Silat,” 2018. [Online]. Available: [Http://J-Ptiik.Ub.Ac.Id](http://J-Ptiik.Ub.Ac.Id)
- [11] R. F. Hakim, “SVM (Support Vector Machine).”
- [12] V. Saleh, “Analisis Sentimen Twitter Terhadap Komentar Gagalnya Indonesia Menjadi Tuan Rumah Piala Dunia U20 Menggunakan Metode SVM,” Universitas Gunadarma, Jakarta, 2023.