

ANALISIS CALON BUPATI SLEMAN PADA PILKADA 2024 DENGAN MENGGUNAKAN NATURAL LANGUAGE PROCESSING DAN FUZZY LOGIC

Haeni Budiati¹, Kristian Juri Damai Lase², Victor Crisman Mendrofa³

^{1,2,3}Program Studi Informatika, Universitas Kristen Immanuel Yogyakarta

Jl. Solo Km. 11,1 Yogyakarta 55571

¹heni@ukrimuniversity.ac.id, ²kristian@ukrimuniversity.ac.id, ³victor.crisman.m@mail.ukrim.ac.id

Abstract

The emergence of new names that will participate in the Sleman regent candidate market and compete with the incumbent has become a trending topic among the public, one of which is on social media twitter (X). So far, sentiment assessment is only divided into three categories, namely positive, neutral and negative. Fuzzy logic can be used to determine more than 3 sentiments. This research will collaborate the Textblob library with Fuzzy Logic. By taking the polarity value generated from the Textblob library, it will then be processed using fuzzy methods to get results into 7 sentiments, namely strong positive, positive, weak positive, neutral, weak negative, negative and strong negative. The model will be developed using machine learning, with Support Vector Machines (SVM) algorithm to identify and classify reviews into appropriate sentiment categories. Furthermore, the model will be evaluated with confusion matrix to obtain parameter values such as accuracy, precision, recall and f1-score. The results of this study, showed a significant increase in the neutral category by 19.21%. The average accuracy value of 70.4% shows that the system performance is quite good; while in the development of the model with the SVM method, the strong negative category obtained the highest precision value of 0.79. In the Weak Positive category the model gets precision (0.65), recall (0.56) and f1-score (0.60); this shows that the model performance is balanced.

Keywords : Sentimen, NLP, fuzzy logic, textblob

Abstrak

Munculnya nama-nama baru yang akan mengikuti bursa calon bupati Sleman dan bersaing dengan petahana menjadi trending topik di kalangan masyarakat salah satunya di sosial media twitter (X). Selama ini penilaian sentimen hanya dibagi kedalam tiga kategori yaitu positif, netral dan negatif. Fuzzy logic dapat digunakan untuk menentukan lebih dari 3 sentimen. Pada penelitian ini akan mengkolaborasi library Textblob dengan Fuzzy Logic. Dengan mengambil nilai polarity yang dihasilkan dari library Textblob, selanjutnya akan diolah dengan menggunakan metode fuzzy untuk mendapatkan hasil kedalam 7 sentimen yaitu positif kuat, positif, positif lemah, netral, negatif lemah, negatif dan negatif kuat. Model akan dikembangkan menggunakan machine learning, dengan algoritma Support Vector Machines (SVM) untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan ulasan ke dalam kategori sentimen yang sesuai. Selanjutnya, model akan dievaluasi dengan confusion matrix untuk memperoleh nilai parameter seperti accuracy, precision, recall dan f1-score. Hasil dari penelitian ini, menunjukkan peningkatan yang signifikan pada kategori netral sebesar 19,21%. Nilai akurasi rata-rata 70,4% hal ini menunjukkan kinerja sistem cukup baik; Sedangkan pada pengembangan model dengan metode SVM kategori negatif kuat memperoleh nilai presisi tertinggi yaitu 0,79. Pada kategori Positive Lemah model mendapatkan presisi (0,65), recall(0,56) dan f1-score (0,60); ini menunjukkan bahwa performa model seimbang.

Kata kunci : Sentimen, NLP, Logika Fuzzy, Textblob

1. PENDAHULUAN

Analisis sentimen secara tradisional tidak melibatkan penggunaan algoritma atau teknologi kecerdasan buatan. Sebagai gantinya, analisis sentimen tradisional melibatkan beberapa langkah diantaranya pembacaan dan pemahaman teks dan pengidentifikasi sentimen. Penilaian sentimen secara tradisional sering kali subyektif dan dapat dipengaruhi oleh preferensi atau penilaian pribadi pembaca [1].

Seiring dengan kemajuan teknologi, pendekatan analisis sentimen telah berkembang dengan penggunaan algoritma machine learning dan teknik pemrosesan bahasa alami (NLP) untuk otomatisasi dan skalabilitas [2]. Hal ini memungkinkan analisis yang lebih cepat, lebih objektif, dan dapat menangani volume teks yang lebih besar. Meskipun NLP telah mengalami kemajuan pesat, pemahaman bahasa manusia yang kompleks masih menjadi tantangan. Arti dalam konteks yang kompleks atau ambigu seringkali sulit untuk dipahami sepenuhnya oleh algoritma NLP. Algoritma NLP cenderung mengalami kesulitan dalam memahami bahasa informal, slang, atau bahasa yang tidak baku. Ini membuatnya sulit untuk mengelola teks yang dihasilkan oleh berbagai sumber informal seperti media sosial. Hal ini dapat mengakibatkan kesalahan interpretasi, terutama dalam teks yang memiliki tingkat kompleksitas kontekstual yang tinggi.

Analisis sentimen berbasis lexikon seperti textblob menjadi populer dikalangan peneliti, dimana hasil dari analisis akan menghasilkan 3 sentimen positif, netral dan negative [3]. Textblob belum bisa langsung digunakan untuk analisis yang lebih dari 3 sentimen. Inilah yang menjadi fokus penelitian, dengan menggabungkan library textblob dengan fuzzy logic dan machine learning [4].

Fuzzy logic dapat dimanfaatkan sebagai model analisis sentimen sehingga menjadi lebih adaptif, responsif, dan mampu menangani kompleksitas dalam interpretasi teks manusia [1], [5]. Ini menjadi sangat penting karena memungkinkan dapat menemukan aplikasi yang lebih canggih dalam berbagai konteks. Sebagai bahan studi kasus pada penelitian ini mengambil topik analisis calon bupati Sleman, data akan diambil dari sosial media twitter (X) yang akan diambil dari bulan Januari 2024 sampai Juni 2024.

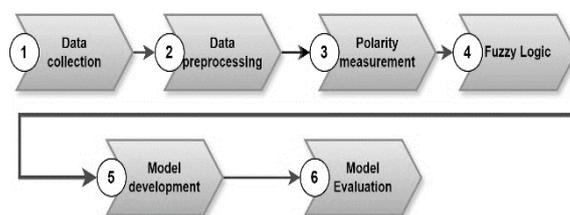
Rumusan masalah yang akan diteliti bagaimana mengkolaborasi library textblob dalam NLP dengan metode Fuzzy Logic untuk menghasilkan analisis sentimen dalam calon

bupati Sleman ke dalam 7 kategori yaitu positif kuat, positif, positif lemah, netral, negatif lemah, negatif dan negatif kuat? Bagaimana mengkolaborasi kedua metode yaitu NLP dan Fuzzy Logic untuk meningkatkan akurasi? Hal ini menjadi sangat penting untuk dapat memberikan informasi kepada masyarakat suatu sajian data yang akurat dan tidak mengandung ambigu. TextBlob diterapkan pada bidang analisis sentimen karena memiliki kemampuan yang baik untuk mengukur nilai polaritas dan subjektivitas pada teks [3]. Polaritas menjadi acuan dalam penentuan kategori sentimen. Berbagai topik dan sumber data yang berbeda telah menerapkan metode ini, seperti pengukuran sentimen publik di media sosial twitter terhadap : pemakaian vaksin covid-19 [6], dan analisis sentimen masyarakat terhadap pemerintahan presiden Jokowi [7].

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1. Skema Alur Penelitian

Penelitian ini dimulai dengan mengambil data dari media sosial twitter(X). Selanjutnya dengan menerapkan standar preprocessing yang ada seperti pembersihan data, tokenisasi, stopword removal dan stemming diterapkan pada data [8],[9],[10] Sebuah tahapan baru untuk mengidentifikasi dan memperbaiki kata tidak baku dengan mengadopsi algoritma Rabin Karp. Penggunaan library textblob untuk mengukur kinerja pendekatan yang diusulkan. Algoritma machine learning untuk klasifikasi akan digunakan Support Vector Machine (SVM) yang berfungsi dalam pengembangan model.



Gambar 1. Skema Alur Penelitian

Dengan menggunakan fuzzy logic, sentimen dalam sebuah teks dapat diungkapkan sebagai variabel dengan nilai di antara "positif" dan "negatif," memungkinkan penggambaran sentimen dengan tingkat keintensitasan yang lebih akurat seperti "sangat negatif" atau "sangat positif". Textblob memungkinkan perolehan skor

polaritas dalam rentang dari -1 hingga 1 untuk setiap teks. Skor polaritas teks ini, yang lebih informatif, akan menjadi dasar atau inputan untuk menerapkan fuzzy logic dalam menentukan kategori sentimen. Selanjutnya, kinerja model akan dievaluasi dengan matrix confusion. Terakhir, melakukan analisis terhadap hasil yang sudah didapat. Data luaran akan disajikan dalam bentuk tabel dan grafik-grafik informatif sehingga mudah untuk menganalisisnya.

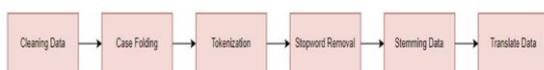
2.2. Pengumpulan Data

Pengambilan data dengan memanfaatkan API Twitter/X untuk mengakses dan mengumpulkan tweet. API ini menyediakan kemampuan untuk mencari tweet berdasarkan kata kunci, hashtag, atau kriteria lain seperti lokasi dan tanggal. Autentikasi Akses API memerlukan token atau kunci API, yang bisa diperoleh dengan mendaftar di platform Twitter Developer [11]. Pengambilan Tweet dikumpulkan dalam format JSON, yang berisi teks tweet dan metadata seperti nama pengguna, waktu, jumlah like, dan retweet [8].

Berdasarkan data yang diambil dari twitter (X) tingkat kepopuleran dari masing-masing calon Harda Kiswoyo paling populer dengan 1384 tweet disusul Sukamto 1325 tweet Erina Gudono 1238 tweet, Kustini 1046 tweet, Danang 1042 tweet dan terakhir Saparjo dengan 412 tweet.

2.3. Data Preprocessing

Dalam tahap ini dilakukan beberapa proses seperti menghilangkan stopwords, menghapus karakter selain huruf, mengubah karakter huruf besar menjadi kecil, dan text cleaning seperti hashtag, mentions, hyperlinks, dan sebagainya [3]. Selanjutnya, dataset diterjemahkan ke dalam bahasa Inggris dengan memanfaatkan tool deep-translator. Tahapan detailnya sebagai berikut:



Gambar 2. Tahapan Preprocessing

- Cleaning Data : Membersihkan tweet yang tidak relevan, menghapus dan menghilangkan data yang tidak lengkap
- Case folding proses ini akan mengubah semua teks dalam dataset menjadi huruf

kecil dan untuk memperbaiki konsistensi teks.

- Tokenization adalah tahapan pemecahan seluruh teks pada tweet menjadi potongan-potongan kata (termed word) yang berdiri secara tunggal.
- Stopword removal adalah penghapusan tweet yang tidak memiliki makna yang akan mempengaruhi proses sentimen.
- Stemming data adalah tahapan mengubah seluruh kata menjadi kata dasar atau mengembalikan kata ke bahasa alami tanpa imbuhan.
- Translate data adalah menterjemahkan data ke dalam bahasa Inggris.

2.4. Polarity Measurement

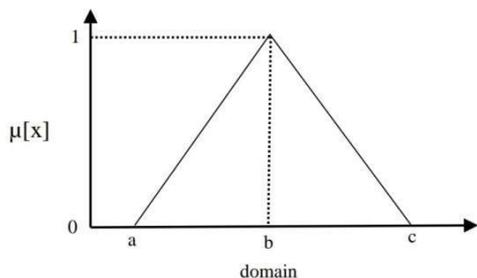
Penelitian ini menggunakan Textblob. Textblob diadopsi untuk menghitung nilai polaritas. Rentang skor polaritas adalah antara -1 sampai 1, dan digunakan dalam menentukan sentimen dengan aturan sebagai berikut [3],[6], [7]:

- Teks diklasifikasikan sebagai sentimen Positif jika skor polaritas > 0 .
- Teks diklasifikasikan sebagai sentimen Netral jika skor polaritas $= 0$.
- Teks diklasifikasikan sebagai sentimen Negatif jika skor polaritas < 0 .

2.5. Fuzzy Logic

Klasifikasi yang menggunakan NLP memiliki gap yang sangat besar, hal ini menyebabkan hasil analisis menjadi kurang akurat. Dalam tahap ini, setiap nilai polaritas dikonversi ke dalam 7 kategori sentimen dengan fuzzy logic. Berikut langkah-langkah proses konversi yang dilakukan, setelah didapatkan klasifikasi dari metode NLP.

- Menentukan kategori Sentimen Sentimen terdiri dari "positif kuat", "positif", "positif lemah", "netral", "negatif lemah", "negative" dan "negative kuat".
- Menentukan keanggotaan himpunan fuzzy Dalam teori Fuzzy ada beberapa metode untuk menentukan keanggotaan salah satunya dengan kurva segitiga.



Gambar 3. Keanggotaan Himpunan Fuzzy

Persamaan kurva segitiga mengacu pada fungsi keanggotaan segitiga. Secara umum fungsi keanggotaan dinyatakan [1]:

$$\mu[x, a, b, c] = \begin{cases} 0; & x \leq a \text{ atau } x \geq c \\ \frac{x-a}{b-a}; & \text{if } a \leq x < b \\ \frac{c-x}{c-b}; & \text{if } b \leq x < c \end{cases}$$

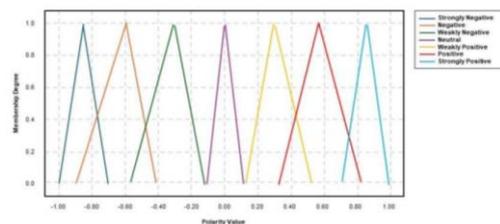
Berikut contoh fungsi untuk kategori positif kuat :

$$\text{Positif Kuat } (x) = \begin{cases} 0; & \text{if } x \leq 0.714 \\ \frac{x-0.714}{0.143}; & \text{if } 0.714 < x < 0.857 \\ 1; & \text{if } x > 0.857 \end{cases}$$

Pada penelitian ini akan dibagi kedalam 7 interval dengan kategori sebagai berikut :

- Positif kuat, yang digambarkan pada segitiga dengan puncak 0.857 pada range dari 0,714 - 1,00.
- Positif, yang digambarkan pada segitiga dengan puncak 0.571 pada range dari 0,428 - 0.714.
- Positif lemah, yang digambarkan pada segitiga dengan puncak 0.285 pada range dari 0,142 - 0.428.
- Netral, digambarkan pada segitiga dengan puncak 0.0 range dari -0,142 - 0.142.
- Negatif lemah, digambarkan pada segitiga dengan puncak -0.357 pada range dari (-0,142) - (-0.428).
- Negatif, digambarkan pada segitiga dengan puncak -0.598 pada range dari (-0,428) - (-0.714).
- Negatif kuat, yang digambarkan pada segitiga dengan puncak -0.857 pada range dari (-0,714) - (-1,00).

Nilai polaritas digambarkan pada grafik dibawah ini.



Gambar 4. Nilai polaritas

2.6. Data Preprocessing

Model akan dikembangkan dengan algoritma machine learning, Support Vector Machines (SVM) [15] untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan ulasan ke dalam kategori sentimen yang sesuai.

2.7. Model Evaluation

Model akan dievaluasi dengan confusion matrix [15] untuk memperoleh nilai parameter seperti accuracy, precision, recall dan f1-score.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil yang diperoleh berdasarkan tahapan penelitian yaitu pengukuran sentimen dengan menggunakan textblob. pengukuran sentimen berdasarkan dengan fuzzy baik berdasarkan keseluruhan data dan berdasarkan nama masing-masing bakal calon bupati Sleman. Selain itu juga akan dibahas pengukuran kinerja model.

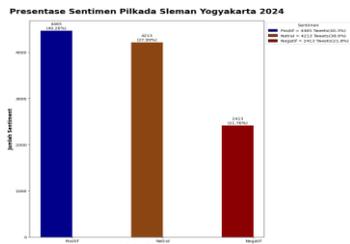
1. Hasil yang menggunakan textblob

Setelah melalui tahapan data preprocessing digunakan library Python yaitu textblob yang digunakan untuk memproses data teks dan memproses bahasa alami (Natural Language Processing/NLP) dengan cara yang mudah dan sederhana. TextBlob menyediakan antarmuka (API) yang intuitif untuk **Analisis Sentimen**: Mengukur nilai polarity apakah teks masuk kategori positif, negatif, atau Netral. Contoh perhitungan nilai polarity pada tweet calon bupati Sleman:

stemming_data	english	polaritas
0	dpp pdi juang serah surat rekomendasi harda ki... DPP PDI Juang submits letter of recommendation...	Positif 0.800000
1	syukur sekali dapat hadir aji akbar sholat s... I am so grateful to be able to attend Aji Akba...	Positif 0.250000
2	begini kondisi pasca hantamkiswa tadi malam ... this is how the condition after last night's h...	Positif 0.133333
3	partai golkar serah harda kiswa usul bakal c... Golkar Party Hands Over Harda Kiswa's Propos...	Netral 0.000000

Gambar 5. Nilai Polaritas Data

Didapatkan nilai polaritas Positif sebesar 4465 (40.3%), kategori Netral sebesar 4213 (38.0%) dan Negatif sebesar 2413 (21.80%), dengan jumlah data 11091. Grafik nilai polarity tampak pada gambar 6.



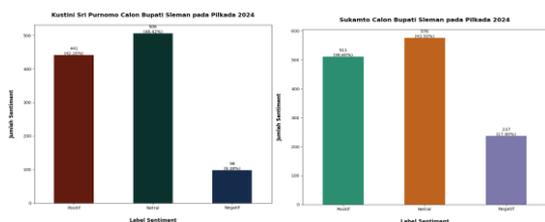
Gambar 6. Hasil Menggunakan Textblob

Berdasarkan data dan grafik pada gambar 6 terlihat sentimen masyarakat terhadap calon Bupati Sleman positif menduduki persentase paling tinggi yaitu sebesar (40,3%). Total kandidat yang populer di Masyarakat dan digadang-gadang sebagai calon Bupati Sleman ada 6 orang, namun hanya 4 yang telah mendaftar sebagai calon bupati dan wakil bupati. Keempat personil tersebut yaitu Kustini Sri Purnomo, Sukamta, Harda Kiswoyo dan Danang Maharsa. Dengan menggunakan library textblob didapatkan presentase kategori sentimen masyarakat terhadap masing-masing individu tersaji dalam Tabel 1.

TABEL I. HASIL TEXTBLOB MASING-MASING INDIVIDU

Nama	Positif	Netral	Negatif
Kustini	42,20 %	48,42%	9,38%
Sukamto	38,60%	43,50%	17,90%
Harda K	24,66%	57,12%	18,22%
Danang M	38,04 %	46,30%	15,66 %

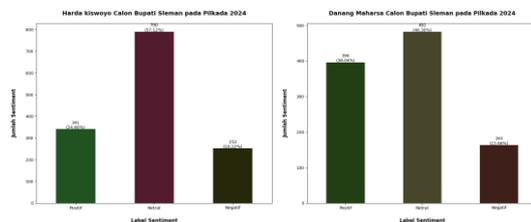
Berdasarkan tabel 1 terlihat Bupati Sleman saat ini (petahana) Kustini memiliki sentimen positif tertinggi yaitu sebesar 42,20% dibandingkan dengan kandidat yang lain. Grafik tampak pada gambar 7 dan gambar 8.



Gambar 7. Hasil Sentimen pasangan Kustini-Sukamto

Pasangan Kustini dan Sukamto kategori netral memiliki persentase tertinggi dibanding

dengan kategori positif atau netral, akan tetapi tidak terpaut jauh dengan kategori positif. Dari data ini dapat dikatakan sentimen masyarakat terhadap pasangan ini cukup baik karena kategori negatif sangat rendah hanya sebesar 9,38% untuk Kustini dan 17,9% untuk Sukamto.



Gambar 8. Sentimen Masyarakat Terhadap Pasangan Harda-Danang.

Berdasarkan gambar 8 terlihat bahwa netral masing lebih tinggi dibandingkan dengan sentimen positif maupun negatif, terutama untuk calon bupati Harda Kiswoyo kategori positif hanya sebesar 24,6%. Untuk danang Maharsa yang saat ini menjabat wakil bupati Sleman mendapatkan presentase 38,04% untuk kategori positif.

2. Hasil Analisis Sentimen Masyarakat dengan menggunakan Fuzzy

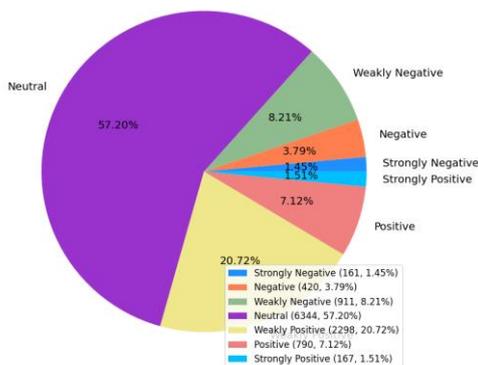
Terjadi perubahan yang sangat signifikan terutama di sentimen netral yang sebelum menggunakan fuzzy 37,99 % setelah menggunakan fuzzy menjadi 57,20 %, hal ini disebabkan range polarity netral pada fuzzy menjadi lebih lebar ini untuk menghindari kesalahan klasifikasi yang ekstrim. Data selengkapnya pada tabel berikut :

TABEL II. HASIL ANALISIS SENTIMEN MASYARAKAT DENGAN MENGGUNAKAN FUZZY

Sentimen	Banyak Tweet	Persentase
Strongly Negative	161	1.45 %
Negative	420	3.79 %
Weakly Negative	911	8.21%
Neutral	6344	57.20%
Weakly Positive	2298	20.72%

Positive	790	7.12 %
Strongly Positive	167	1.51 %

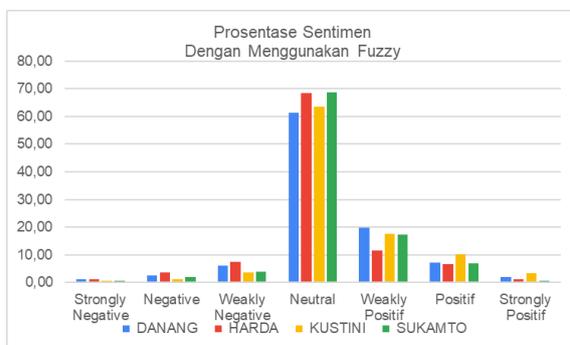
Sentimen Pilkada Sleman Yogyakarta 2024



Gambar 9. Sentimen Pilkada Sleman Yogyakarta Rekap Hasil analisis masing-masing calon Bupati dapat dilihat pada tabel 3 dan gambar 10.

TABEL III. HASIL ANALISIS SENTIMEN DENGAN MENGGUNAKAN FUZZY

Nama	SN	N	W N	Neut ral	WP	P	S P	Total
Danan g	11	26	62	621	201	72	21	1014
Harda	16	50	103	934	159	90	15	1367
Kusti ni	6	11	35	627	174	100	34	987
Suka mto	3	11	21	374	94	38	4	545



Gambar 10. Persentase Sentimen Dengan Menggunakan Fuzzy

Dari keempat calon Bupati semua memiliki sentimen netral terbesar, sentimen positif terbesar dimiliki oleh Kustini disusul Danang, hal ini wajar dikarenakan kedua calon tersebut saat ini menjabat Bupati dan Wakil Bupati Sleman, dan dikatakan lebih populer dibandingkan dengan calon yang lain. Dari keempatnya strongly negative dan negative memiliki persentase yang sangat kecil, ini menandakan bahwa keempat calon bupati memiliki reputasi yang baik dimata masyarakat.

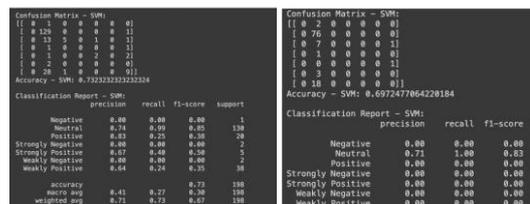
3. Pengembangan Model

Setelah melalui tahap pelatihan, model diuji dengan menggunakan SVM dengan jumlah data pada masing-masing kategori untuk data latih 80% dan data uji 20%. Akurasi sebuah hasil penelitian dengan menggunakan Support Vector Machine sangat dipengaruhi oleh jumlah data yang digunakan, jumlah data training dan data testing serta komposisi jumlah sentimen positif dan negative [5]. Hasil prediksi model ditunjukkan pada gambar berikut :

Pada masing-masing nama calon didapatkan nilai accuracy , precision, recall dan f1-score sebagai berikut :

TABEL IV. NILAI ACCURACY PADA CALON BUPATI

Nama Calon	Accuracy
Kustini	73,23 %
Sukamto	69,72 %
Harda Kiswoyo	71,16 %
Danang Maharsa	67,48 %



Gambar 11. Nilai Precision, Recall dan F1-Score untuk pasangan Kustini - Sukamto

- data dan sisanya masuk kategori strongly negative dan weakly negative.
2. Jumlah data masuk kategori netral sebanyak 1289 teridentifikasi sebagai netral 1209 dan weakly positif sebanyak 73 sisanya tersebar ke kategori lain kecuali strongly positive.
 3. Jumlah data masuk kategori positive 187 teridentifikasi sebagai positive 59 sisanya ke netral dan weakly positif dan strongly positive.
 4. Jumlah data masuk kategori strongly Negative 38 teridentifikasi sebagai strongly negative sebanyak 15 sisanya masuk kategori lainnya, disini teridentifikasi sebanyak 3 data masuk kategori strongly positive.
 5. Jumlah data masuk kategori strongly positive 41 teridentifikasi sebagai strongly positive sebanyak 15 sisanya masuk kategori normal, positive dan weakly positive.
 6. Kategori weakly negatif dari jumlah data 159 teridentifikasi sebagai weakly negative sebanyak 26 dan masuk ke dalam kategori netral sebanyak 118 data.
 7. Kategori weakly positive dari jumlah data 450 teridentifikasi 252 dalam kategori weakly positive, 180 netral dan sisanya masuk kategori positive dan strongly positive 3 data dan weakly negative 2 data.

Dari 7 kategori semuanya teridentifikasi ke dalam kategori netral, dengan proporsi yang berbeda-beda. Kategori weakly positif paling banyak yaitu 74,2 % dan weakly negatif 40% masuk ke kategori netral.

4. Kesimpulan dan Saran

Analisis sentimen masyarakat terkait dengan calon bupati Sleman sudah berhasil dilakukan. Hasil menunjukkan klasifikasi sentimen menggunakan metode Textblob yang terdiri dari 3 kategori dibandingkan dengan hasil klasifikasi sentimen yang diolah menggunakan fuzzy dan klasifikasi ke dalam 7 kategori, menunjukkan kenaikan yang signifikan di kategori netral sebesar 19,21%. Nilai accuracy dari semua calon Bupati > 67% ini menunjukkan kinerja sistem yang cukup baik. Sedangkan pada pengembangan model yang menggunakan metode SVM strongly negative memperoleh nilai precision paling tinggi yaitu sebesar 0.79. Pada kategori Weakly Positive model mendapatkan nilai precision,

recall dan f1 score yang hampir sama ini menunjukkan bahwa kinerja model sangat seimbang.

5. UCAPAN TERIMA KASIH

Kami menyampaikan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada Kementerian Pendidikan Kebudayaan Riset dan Teknologi yang telah telah mendukung penelitian ini melalui program Hibah Penelitian Dosen Pemula, LPPM dan Fakultas Sains dan Komputer Universitas Kristen Immanuel yang sudah memberikan izin dan memfasilitasi penelitian ini.

Daftar Pustaka:

- [1] K. Howells and A. Ertugan, "Applying fuzzy logic for sentiment analysis of social media network data in marketing," *Procedia Comput Sci*, vol. 120, pp. 664–670, 2017, doi: 10.1016/j.procs.2017.11.293.
- [2] M. Umer, I. Ashraf, A. Mehmood, S. Ullah, and G. S. Choi, "Predicting numeric ratings for Google apps using text features and ensemble learning," *ETRI Journal*, vol. 43, no. 1, pp. 95–108, 2021, doi: 10.4218/etrij.2019-0443.
- [3] S. S. Berutu, H. Budiati, J. Jatmika, and F. Gulo, "Data preprocessing approach for machine learning-based sentiment classification," *Jurnal Infotel*, vol. 15, no. 4, pp. 317–325, 2023, doi: 10.20895/infotel.v15i4.1030.
- [4] M. Umer *et al.*, "ETCNN: Extra Tree and Convolutional Neural Network-based Ensemble Model for COVID-19 Tweets Sentiment Classification: ETCNN: COVID-19 Tweets Sentiment Classification," *Pattern Recognit Lett*, vol. 164, pp. 224–231, 2022, doi: 10.1016/j.patrec.2022.11.012.
- [5] E. D. Agustono, D. Sianturi, A. Taufik, and W. Gata, "ANALISIS SENTIMEN TERHADAP WARGA CHINA SAAT PANDEMI DENGAN ALGORITMA TERM FREQUENCY-INVERSE DOCUMENT FREQUENCY DAN SUPPORT VECTOR MACHINE," *Jurnal Informatika dan Rekayasa Elektronik*, vol. 3, no. 2, pp. 111–119, 2020.
- [6] I. B. K. Manuaba, "A Sentiment Analysis Model for the COVID-19 Vaccine in Indonesia Using Twitter API v2, TextBlob, and Googletrans," *Procedia Comput Sci*, vol. 227, pp. 1101–1110, 2023, doi: 10.1016/j.procs.2023.10.621.

- [7] P. H. Nehe, S. S. Berutu, and H. Budiati, "Analisis Sentimen Opini Masyarakat Terhadap Presiden Jokowi Sebelum Dan Sesudah Pilpres 2024 Menggunakan Metode Naive Bayes Classification," *Jutisi : Jurnal Ilmiah Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 13, no. 1, p. 451, 2024, doi: 10.35889/jutisi.v13i1.1841.
- [8] R. Watrianthos, M. Giatman, W. Simatupang, R. Syafriyati, and N. K. Daulay, "Analisis Sentimen Pembelajaran Campuran Menggunakan Twitter Data," *Jurnal Media Informatika Budidarma*, vol. 6, no. 1, p. 166, 2022, doi: 10.30865/mib.v6i1.3383.
- [9] M. A. Amrustian, W. Widayat, and A. M. Wirawan, "Analisis Sentimen Evaluasi Terhadap Pengajaran Dosen di Perguruan Tinggi Menggunakan Metode LSTM," *Jurnal Media Informatika Budidarma*, vol. 6, no. 1, p. 535, 2022, doi: 10.30865/mib.v6i1.3527.
- [10] B. Laurensz and Eko Sedyono, "Analisis Sentimen Masyarakat terhadap Tindakan Vaksinasi dalam Upaya Mengatasi Pandemi Covid-19," *Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi*, vol. 10, no. 2, pp. 118–123, 2021, doi: 10.22146/jnteti.v10i2.1421.
- [11] A. L. D. tavares Duarte and Eddy Nurraharjo, "Analisis Sentimen Dan Klasifikasi Tweet Terkait Naiknya Kasus Omicron Menggunakan Naive Bayes Classifier," *Jurnal Informatika dan Rekayasa Elektronik*, vol. 6, no. 1, pp. 1–8, 2023, doi: 10.36595/jire.v6i1.779.
- [12] S. Khairunnisa, A. Adiwijaya, and S. Al Faraby, "Pengaruh Text Preprocessing terhadap Analisis Sentimen Komentar Masyarakat pada Media Sosial Twitter (Studi Kasus Pandemi COVID-19)," *Jurnal Media Informatika Budidarma*, vol. 5, no. 2, p. 406, 2021, doi: 10.30865/mib.v5i2.2835.
- [13] R. N. Fahmi, N. Nursyifa, and A. Primajaya, "Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Kasus Penembakan Laskar Fpi Oleh Polri Dengan Metode Naive Bayes Classifier," *JIKO (Jurnal Informatika dan Komputer)*, vol. 5, no. 2, pp. 61–66, 2021, [Online]. Available: <https://ejournal.akakom.ac.id/index.php/jiko/article/view/437/0>
- [14] T. N. Wijaya, R. Indriati, and M. N. Muzaki, "Analisis Sentimen Opini Publik Tentang Undang-Undang Cipta Kerja Pada Twitter," *Jambura Journal of Electrical and Electronics Engineering*, vol. 3, no. 2, pp. 78–83, 2021, doi: 10.37905/jjee.v3i2.10885.
- [15] S. S. Berutu, "Text Mining dan Klasifikasi Sentimen Berbasis Naïve Bayes Pada Opini Masyarakat terhadap Makanan Tradisional," *Jurnal Sistem Komputer dan Informatika (JSON)*, vol. 4, no. 2, p. 254, 2022, doi: 10.30865/json.v4i2.5138.
- [16] A. R. Isnain, A. I. Sakti, D. Alita, and N. S. Marga, "Sentimen Analisis Publik Terhadap Kebijakan Lockdown Pemerintah Jakarta Menggunakan Algoritma Svm," *Jurnal Data Mining dan Sistem Informasi*, vol. 2, no. 1, p. 31, 2021, doi: 10.33365/jdmsi.v2i1.1021.