

1307 Analisis Calon Bupati Sleman pada Pilkada 2024 dengan Menggunakan Natural Language Processing dan Fuzzy Logic

By Haeni Budiati

Analisis Calon Bupati Sleman pada Pilkada 2024 dengan Menggunakan Natural Language Processing dan Fuzzy Logic

Haeni Budiati

Abstract

6

Natural Language Processing (NLP) is a branch of artificial intelligence, one of machine learning technologies, that enables computers to interpret, manipulate, and understand human language. This research aims to develop a sentiment analysis system using NLP and Fuzzy Logic to determine more than three sentiments (positive, neutral, and negative), improving accuracy and quality of results. The research will combine the Textblob library with Fuzzy Logic and machine learning to produce seven sentiment results, i.e., strong positive, positive, weak positive, neutral, weak negative, negative, and strong negative. Public sentiment analysis regarding the Sleman regent candidate has been successfully carried out. The results show that sentiment classification uses the Textblob method, which consists of three categories, compared to the results of sentiment classification, which is processed using fuzzy and classified into seven categories, showing a significant increase in the neutral category of 19.21%. The accuracy value of all Regent candidates is > 67%, indicating the system's performance is quite good; meanwhile, in developing the model using the strongly negative SVM method, the highest precision value was obtained, namely 0.79. In the Weakly Positive category, the model gets almost the same precision, recall, and f1 scores; this shows that the model performance is very balanced.

Keywords : Sentimen, NLP, fuzzy logic, textblob

Abstrak

Natural Language Processing (NLP) adalah cabang kecerdasan buatan yang merupakan teknologi Machine Learning yang memungkinkan komputer menafsirkan, memanipulasi, dan memahami bahasa manusia. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem analisis sentimen menggunakan NLP dan Fuzzy Logic untuk menentukan lebih dari tiga sentimen (positif, netral, dan negatif), sehingga meningkatkan akurasi dan kualitas hasil. Penelitian tersebut akan menggabungkan library Textblob dengan Logika Fuzzy dan Machine Learning untuk menghasilkan tujuh hasil sentimen, yaitu positif kuat, positif, positif lemah, netral, negatif lemah, negatif, dan negatif kuat. Analisis sentimen masyarakat terhadap calon bupati Sleman telah berhasil dilakukan. Hasilnya menunjukkan bahwa klasifikasi sentimen menggunakan metode Textblob yang terdiri dari tiga kategori, dibandingkan dengan hasil klasifikasi sentimen yang diolah secara fuzzy dan diklasifikasikan menjadi tujuh kategori, menunjukkan peningkatan yang signifikan pada kategori netral sebesar 19,21%. Nilai akurasi seluruh calon Bupati > 67% menunjukkan kinerja sistem cukup baik; Sedangkan pada pengembangan model dengan metode SVM negatif kuat diperoleh nilai presisi tertinggi yaitu 0,79. Pada kategori Weakly Positive, model mendapatkan presisi, recall, dan f1-score yang hampir sama; ini menunjukkan bahwa performa model sangat 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 kalangan 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.

Fuzzy logic dapat dimanfaatkan sebagai model analisis sentimen sehingga menjadi lebih adaptif, responsif, dan mampu menangani kompleksitas dalam interpretasi teks manusia. 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 mengkolaborasikan 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,

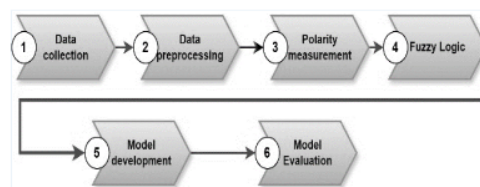
negatif dan negatif kuat? Bagaimana mengkolaborasikan kedua metode yaitu NLP dan Fuzzy Logic untuk meningkatkan akurasi? Hal ini menjadi sangat penting untuk dapat memberikan informasi kepada masyarakat suatu sajian data yang akurat dan tidak mengandung ambiguitas. TextBlob diterapkan pada bidang analisis 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[4], dan analisis sentimen masyarakat terhadap pemerintahan presiden Jokowi.[5]

10

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, stopwords removal dan stemming diterapkan pada data [6]-[8]. 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. Pengambilan Tweet dikumpulkan dalam format JSON, yang berisi teks tweet dan metadata seperti nama pengguna, waktu, jumlah like, dan retweet.

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. Selanjutnya, dataset diterjemahkan ke dalam bahasa Inggris dengan memanfaatkan tool deep-translator. Proses selanjutnya tokenisasi dilakukan pada teks.

2.4. Polarity Measurement

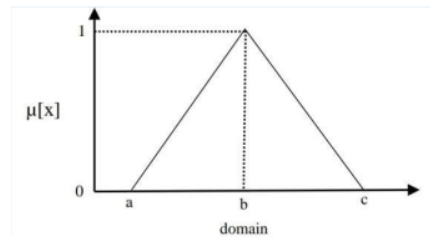
Penelitian ini menggunakan Textblob. Textblob diadopsi untuk menghitung nilai polaritas. Rentang skor polaritas adalah antara -1 sampai 1, dan digunakan dalam menentukan sentimen dengan aturan sebagai berikut:

- 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 2. Keanggotaan Himpunan Fuzzy

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

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

Berikut contoh fungsi untuk kategori positif kuat :

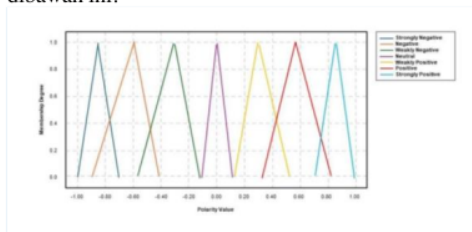
$$\text{Positif Kuat } (x) = \begin{cases} 0 & ; \text{if } x \leq 0.714 \\ \frac{x-0.714}{0.143} & ; \text{if } 0.714 < x \leq 0.857 \\ 1 & ; \text{if } x > 0.857 \end{cases}$$

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.

- d. Netral, digambarkan pada segitiga dengan puncak 0.0 range dari -0,142 – 0.142.
- e. Negatif lemah, digambarkan pada segitiga dengan puncak -0.357 pada range dari (-0,142) – (-0.428).
- f. Negatif, digambarkan pada segitiga dengan puncak -0.598 pada range dari (-0,428) – (-0.714).
- g. 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 3. 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 [95] untuk memperoleh nilai parameter seperti accuracy, precision, recall dan f1-score.

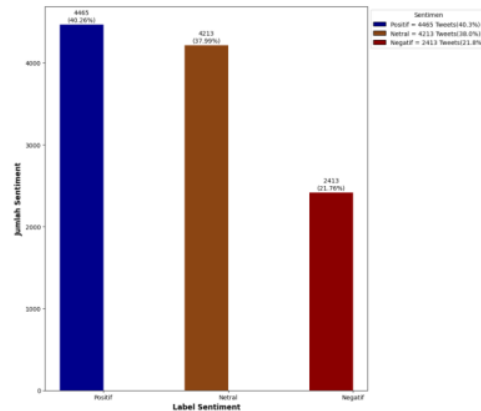
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

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

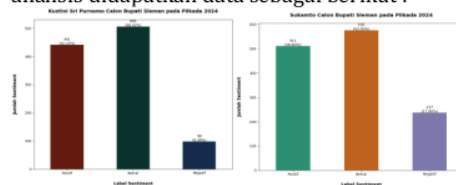
Setelah melalui tahapan data preprocessing didapatkan nilai polaritas yang menjadi acuan dalam pengelompokan kedalam kategori Positif sebesar 4459 (40.20%), kategori Netral sebesar 4214 (37.99%) dan Negatif sebesar 2418 (21.80%), dengan keseluruhan data 11091.

Presentase Sentimen Pilkada Sleman Yogyakarta 2024



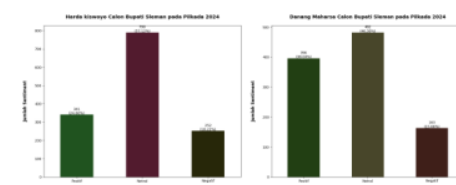
Gambar 4. Hasil menggunakan textblob

Berdasarkan data dan grafik pada gambar 4 terlihat sentimen masyarakat terhadap calon Bupati Sleman positif menduduki persentase paling tinggi. Sementara sentimen masyarakat terhadap masing-masing individu dapat dilihat pada gambar 5 dan gambar 6. Total kandidat yang populer di Masyarakat dan digadag-gadang sebagai calon Bupati Sleman, 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. Hasil analisis didapatkan data sebagai berikut :



Gambar 5. Hasil Sentimen pasangan Kustini-Sukamto

Pasangan Kustini dan Sukamto kategori netral memiliki persentase tertinggi dibanding dengan yang lainnya, akan tetapi tidak terpaut jauh dengan kategori positif. Dari data ini dapat dikatakan sentimen masyarakat terhadap pasangan ini cukup baik.



Gambar 6. Sentimen Masyarakat terhadap pasangan Harda-Danang.

Berdasarkan gambar 6 terlihat bahwa netral masing lebih tinggi dibandingkan dengan sentimen positif maupun negatif, terutama untuk calon bupati Harda Kiswoyo.

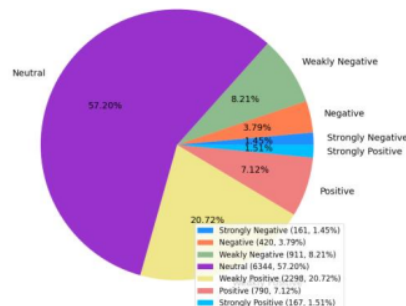
2. Hasil Analisis Sentimen Masyarakat dengan menggunakan Fuzzy

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 1. 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

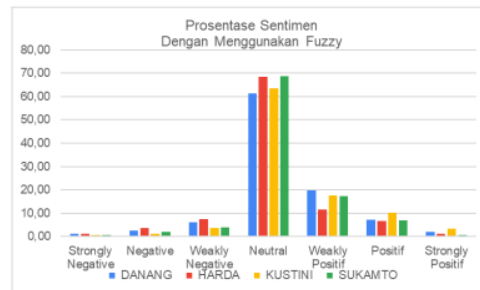


Gambar 7. Sentimen Pilkada Sleman Yogyakarta

Keempat Hasil analisis masing-masing calon Bupati dapat dilihat pada tabel 2 dan gambar 8.

Tabel 2. Hasil Analisis Sentimen dengan Menggunakan Fuzzy

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



Gambar 8. 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 di mata masyarakat.

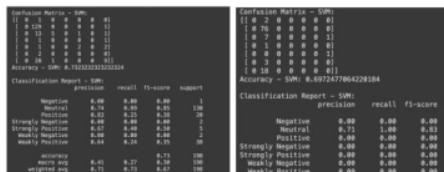
3. Pengembangan Model

Setelah melalui tahap pelatihan, model diuji dengan menggunakan SVM dengan jumlah data pada masing-masing kategori untuk data latih 80% dan data uji 20%. Hasil prediksi model ditunjukkan pada gambar berikut :

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

Tabel 3. Nilai accuracy pada calon Bupati

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



```

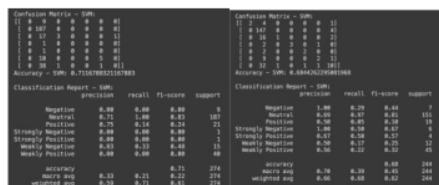
Confusion Matrix - SVM:
[[ 0  0  0  0  0]
 [ 0  0  0  0  0]
 [ 0  0  0  0  0]
 [ 0  0  0  0  0]
 [ 0  0  0  0  0]]
Accuracy - SVM: 0.7323232323232323

Classification Report - SVM:
precision    recall  f1-score   support

Negative      0.00      0.00      0.00      1
Neutral       0.00      0.00      0.00      1
Positive      0.00      0.00      0.00      1
Strongly Negative 0.00      0.00      0.00      1
Strongly Positive 0.00      0.00      0.00      1
Weakly Negative 0.00      0.00      0.00      1
Weakly Positive 0.00      0.00      0.00      1

accuracy      0.00      0.00      0.00      7
macro avg     0.00      0.00      0.00      7
weighted avg   0.00      0.00      0.00      7
  
```

Gambar 9. Nilai Precision, Recall dan F1-Score untuk pasangan Kustini - Sukamto



```

Confusion Matrix - SVM:
[[ 0  0  0  0  0]
 [ 0  0  0  0  0]
 [ 0  0  0  0  0]
 [ 0  0  0  0  0]
 [ 0  0  0  0  0]]
Accuracy - SVM: 0.7116161616161616

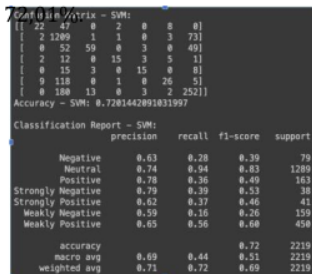
Classification Report - SVM:
precision    recall  f1-score   support

Negative      0.00      0.00      0.00      1
Neutral       0.00      0.00      0.00      1
Positive      0.00      0.00      0.00      1
Strongly Negative 0.00      0.00      0.00      1
Strongly Positive 0.00      0.00      0.00      1
Weakly Negative 0.00      0.00      0.00      1
Weakly Positive 0.00      0.00      0.00      1

accuracy      0.00      0.00      0.00      7
macro avg     0.00      0.00      0.00      7
weighted avg   0.00      0.00      0.00      7
  
```

Gambar 10. Nilai Precision, Recall dan F1-Score untuk pasangan Harda - Danang

Nilai Precision, Recall dan F1-Score ini digunakan dalam evaluasi kinerja model klasifikasi. Setiap matrik memberikan informasi yang berbeda bagaimana model tersebut bekerja dalam mengklasifikasikan data. Dari keseluruhan data didapatkan nilai accuracy sebesar



```

Confusion Matrix - SVM:
[[ 22  47  0  2  0  0  0]
 [ 2 1289  1  1  0  3  73]
 [ 0  52  59  0  3  0  49]
 [ 2  12  0 15  3  5 11]
 [ 0  15  3  0 15  0  0]
 [ 0 118  0  1  0 26  51]
 [ 0 188 13  0  3  2 252]]
Accuracy - SVM: 0.7285442891831997

Classification Report - SVM:
precision    recall  f1-score   support

Negative      0.63      0.28      0.39      79
Neutral       0.74      0.94      0.83     1289
Positive      0.78      0.36      0.49     163
Strongly Negative 0.79      0.39      0.53      38
Strongly Positive 0.62      0.37      0.46      41
Weakly Negative 0.59      0.16      0.26     159
Weakly Positive 0.65      0.36      0.48     458

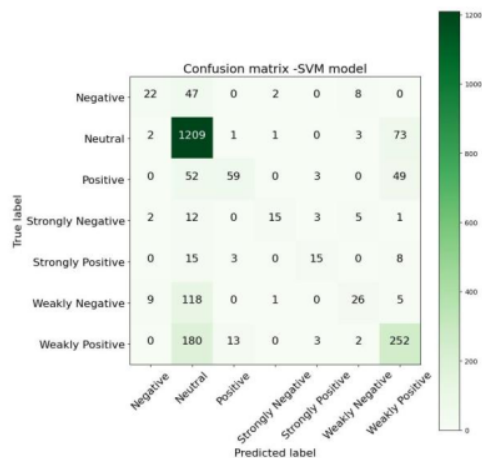
accuracy      0.69      0.44      0.51    2219
macro avg     0.69      0.44      0.51    2219
weighted avg   0.71      0.72      0.69    2219
  
```

Gambar 11. Nilai Precision, Recall dan f1-score

Berdasarkan gambar 11 dapat dijelaskan sebagai berikut :

1. Negative : model memperoleh nilai precision tinggi (0.63) dibandingkan dengan nilai recall (0.28) dan F1-Score (0.39) ini menunjukkan model akurat dalam memprediksi meskipun melewati banyak sekali instance negative sedangkan keseimbangan antara precision dan recall rendah.
2. Netral : nilai precision tinggi 0.74 dengan nilai recall dan F1-Score cukup tinggi masing-masing 0.94 dan 0.83 ini menunjukkan kinerja model sangat bagus.
3. Positive : model memperoleh nilai precision tinggi (0.78) dibandingkan dengan nilai recall (0.36) dan F1-Score (0.49) ini menunjukkan model cukup akurat akan tetapi melewati banyak sekali instance positive sedangkan keseimbangan antara precision dan recall rendah.
4. Strongly Negative : model memperoleh nilai precision tinggi (0.79) dibandingkan dengan nilai recall (0.39) dan F1-Score (0.53) ini menunjukkan model akurat akan tetapi melewati banyak sekali instance strongly negative sedangkan keseimbangan antara precision dan recall rendah.
5. Strongly Positive : model memperoleh nilai precision (0.62) dibandingkan dengan nilai recall (0.37) dan F1-Score (0.46) ini menunjukkan model melewati banyak instance strongly positive sedangkan keseimbangan antara precision dan recall rendah.
6. Weakly Negative : model memperoleh nilai precision (0.59) dibandingkan dengan nilai recall (0.16) dan F1-Score (0.26) ini menunjukkan model melewati banyak instance weakly negative sedangkan keseimbangan antara precision dan recall rendah.
7. Weakly Positive : model mendapatkan nilai precision, recall dan f1-score yang hampir sama yaitu 0,65 untuk precision, 0,56 recall dan f1-score 0,60 ini menunjukkan bahwa kinerja model sangat seimbang .

Matriks Confusion **model SVM pada** keseluruhan data disajikan pada gambar berikut :



Gambar 12. Matriks Confusion model SVM pada keseluruhan data

Berdasarkan matriks confusion pada gambar 12 dapat dijelaskan sebagai berikut :

1. Jumlah data negatif sebanyak 79 teridentifikasi sebagai negatif sebanyak 22 dan sebagian besar masuk kategori netral 47 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 sianya ke netral dan weakly positif dan strongly positive.
4. Jumlah data masuk kategori strongly Negative 38 teridentifikasi sebagai strongly negative sebanyak 15 sianya 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 sianya masuk kategori normal, positive dan weakly positive.
6. Kategori weekly 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 17,79. Pada kategori Weakly Positive model mendapatkan nilai precision, recall dan f1 score yang hampir sama ini menunjukkan bahwa kinerja model sangat seimbang.

2 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.

1307 Analisis Calon Bupati Sleman pada Pilkada 2024 dengan Menggunakan Natural Language Processing dan Fuzzy Logic

ORIGINALITY REPORT

8%

SIMILARITY INDEX

PRIMARY SOURCES

1	ejournal.ikado.ac.id Internet	32 words — 1%
2	Dedy Hariyadi, Chanief Budi Setiawan, Barep Setiyadi. "Pengembangan Sistem Pemantauan dan Deteksi Serangan pada Ekosistem Rumah Cerdas", Jurnal Komtika (Komputasi dan Informatika), 2021 Crossref	20 words — 1%
3	eprints.uny.ac.id Internet	19 words — 1%
4	koreascience.or.kr Internet	16 words — 1%
5	dppm.uii.ac.id Internet	15 words — 1%
6	aiforsocialgood.ca Internet	13 words — < 1%
7	Rakhmad Arif Hidayatullah, Zamah Sari, Mahar Faiqurahman. "Implementasi Pull Message dengan menggunakan Restful Web Service pada komunikasi	11 words — < 1%

8 Lina, Michelle Augustine, Oktaviana, Arlends
Chris. "Pendeteksian Leukosit Secara Otomatis
Melalui Citra Preparat Berbasis Region Proposal Network",
Teknika, 2022

10 words — < 1%

Crossref

9 www.researchgate.net

Internet

10 words — < 1%

10 ejournal.akprind.ac.id

Internet

9 words — < 1%

11 enviro.its.ac.id

Internet

9 words — < 1%

12 eprints.upnyk.ac.id

Internet

9 words — < 1%

13 Abd Hakim Husen, Andi Sitti Nur Afiah, Soesanti
Soesanti, Firman Tempola. "Deteksi Dini Resiko
Tuberkulosis di Kota Ternate: Pelacakan dan Implementasi
Algoritma Klasifikasi", Jurnal CoSciTech (Computer Science and
Information Technology), 2022

8 words — < 1%

Crossref

14 Alfitriana Riska, Purnawansyah, Herdianti Darwis,
Wistiani Astuti. "Studi Perbandingan Kombinasi
GMI, HSV, KNN, dan CNN pada Klasifikasi Daun Herbal", The
Indonesian Journal of Computer Science, 2023

8 words — < 1%

Crossref

15 duta.co

Internet

8 words — < 1%

16 Anas Fikri Hanif, Theopilus Bayu Sasongko, Arif Dwi Laksito. "Perbandingan Kinerja LSTM, Bi-LSTM, dan GRU pada Klasifikasi Judul Berita Clickbait", The Indonesian Journal of Computer Science, 2023

7 words — < 1%

Crossref

17 Maulidya Dwi Nurmalasari, Kusrini Kusrini, Sudarmawan Sudarmawan. "Komparasi Algoritma Naive Bayes dan K-Nearest Neighbor untuk Membangun Pengetahuan Diagnosa Penyakit Diabetes", Jurnal Komtika (Komputasi dan Informatika), 2021

7 words — < 1%

Crossref

18 Rheza Timothy Tedjo, Alwin M. Sambul, Arie S.M. Lumenta. "Klasifikasi Gambar Bahan Makanan untuk Penderita Buta Warna", Jurnal Teknik Elektro dan Komputer, 2022

7 words — < 1%

Crossref

19 id.scribd.com

Internet

7 words — < 1%

20 Mohammad Farid Naufal, Selvia Ferdiana Kusuma, Kevin Christian Tanus, Raynaldy Valentino Sukiwun et al. "Analisis Perbandingan Algoritma Klasifikasi Citra Chest X-ray Untuk Deteksi Covid-19", Teknika, 2021

6 words — < 1%

Crossref

21 Sebastia Massanet, Jordi Recasens, Joan Torrens. "Fuzzy implication functions based on powers of continuous t-norms", International Journal of Approximate Reasoning, 2017

6 words — < 1%

Crossref

EXCLUDE BIBLIOGRAPHY OFF

EXCLUDE MATCHES OFF