

Analisis Sentimen Buzzer Politik Twitter: Penerapan Algoritma Naive Bayes

Rizky Rianto^{1*}, Fetty Tri Anggraeny², Andreas Nugroho Sihananto³

^{1,2,3} Informatika, Universitas Pembangunan Nasional "Veteran" Jawa Timur

²fettyanggraeny.if@upnjatim.ac.id

³andreas.nugroho.jarkom@upnjatim.ac.id

*Corresponding author email: 2008101023@student.upnjatim.ac.id

Abstrak – Twitter menjadi salah satu media sosial yang paling aktif digunakan selama masa kampanye Pilkada 2024. Banyak akun yang secara masif membentuk opini publik terhadap calon kepala daerah tertentu. Akun-akun semacam ini sering disebut buzzer politik karena berperan dalam menyebarkan narasi yang mendukung atau menyerang kandidat. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen buzzer politik di Twitter dengan menggunakan algoritma Naïve Bayes. Data diperoleh melalui Twitter API dengan kata kunci terkait nama calon kepala daerah dan partai politik peserta Pilkada. Tweet yang berisi dukungan terhadap calon dikategorikan sebagai sentimen positif, sedangkan tweet yang bernada kritik atau serangan dikategorikan sebagai sentimen negatif. Hasil pengujian terhadap data uji real-time pada 12 Mei 2024 menunjukkan akurasi sebesar 76%, precision 76,09%, recall 97,22%, dan specificity 21,4%. Hasil tersebut memperlihatkan bahwa metode Naïve Bayes cukup efektif dalam mendeteksi kecenderungan sentimen buzzer politik di media sosial selama masa Pilkada 2024 berlangsung.

Kata Kunci : Twitter, Buzzer Politik, Pilkada 2024, Analisis Sentimen, Naïve Bayes.

I. PENDAHULUAN

Perkembangan media sosial yang pesat telah menciptakan transformasi mendasar dalam cara masyarakat berkomunikasi dan berinteraksi. Platform digital seperti Twitter tidak hanya memudahkan akses informasi, tetapi juga membuka ruang partisipasi yang luas bagi publik untuk menyampaikan pandangan mereka mengenai berbagai isu strategis, termasuk politik. Dalam konteks politik Indonesia, euphoria demokrasi menjelang Pemilihan Kepala Daerah (Pilkada) 2024 turut mewarnai dinamika ruang digital. Twitter, sebagai salah satu platform mikroblogging terkemuka, telah menjadi arena pertarungan opini dan strategi kampanye yang sangat hidup. Di tengah hiruk-pikuk percakapan digital ini, muncul fenomena signifikan berupa kehadiran akun-akun yang secara konsisten dan sistematis mempromosikan narasi tertentu, baik yang bersifat mendukung maupun menyerang calon tertentu. Akun-akun inilah yang kemudian dikenal secara luas sebagai "buzzer politik" [1]. Aktivitas buzzer politik dalam ruang digital memiliki dampak ganda yang kompleks. Di satu sisi, mereka dapat berperan sebagai penyampai informasi kampanye yang efektif, membantu sosialisasi program dan visi-misi calon. Namun di sisi lain, banyak dari akun-akun ini beroperasi dengan agenda terselubung, berusaha membentuk opini publik

melalui cara-cara yang tidak netral dan cenderung manipulatif. Praktik seperti penyebaran narasi sepihak, framing berita yang tendensius, dan teknik propaganda digital kerap digunakan untuk memengaruhi persepsi masyarakat. Pola komunikasi seperti ini, jika tidak dikelola dengan baik, berpotensi memicu polarisasi sosial yang lebih dalam, mengurangi kualitas diskusi publik, dan pada akhirnya dapat mengganggu iklim demokrasi yang sehat [2]. Melihat signifikansi dampak yang ditimbulkan oleh aktivitas buzzer politik ini, maka menjadi sangat penting untuk melakukan analisis yang komprehensif terhadap peran mereka dalam membentuk persepsi publik. Analisis sentimen hadir sebagai pendekatan metodologis yang tepat untuk memetakan kecenderungan opini yang dibangun oleh buzzer politik selama periode Pilkada 2024. Dalam penelitian ini, peneliti memilih untuk menggunakan algoritma Naïve Bayes sebagai metode klasifikasi. Pertimbangan pemilihan algoritma ini didasarkan pada beberapa keunggulan utamanya, khususnya dalam menangani data teks dalam skala besar. Naïve Bayes menawarkan perhitungan yang efisien dengan tingkat akurasi yang kompetitif, selain kemampuannya yang teruji dalam berbagai penelitian sejenis untuk analisis konten media sosial [3]. Kombinasi antara kesederhanaan model dan kecepatan pemrosesannya membuat algoritma ini sangat sesuai untuk menganalisis volume cuitan yang masif di platform Twitter, sekaligus menjaga kualitas hasil klasifikasi yang dapat dipertanggungjawabkan secara akademis.

II. LANDASAN TEORI

A. Analisis Sentimen

Analisis sentimen telah berkembang menjadi sebuah pendekatan komputasional yang penting dalam bidang pemrosesan bahasa alami (NLP) dan ilmu data. Pada intinya, teknik ini berusaha untuk mengidentifikasi, mengekstrak, dan mengkuantifikasi opini, sikap, serta emosi yang diekspresikan oleh seseorang atau sekelompok orang terhadap suatu entitas tertentu seperti produk, layanan, organisasi, individu, atau isu, berdasarkan pada data teks yang mereka hasilkan [4]. Tujuan utamanya adalah untuk mengkategorikan polaritas opini dalam teks tersebut ke dalam klasifikasi dasar, yaitu apakah muatan teks tersebut bernada positif, negatif, atau netral. Proses ini melampaui sekadar penghitungan kata kunci; ia melibatkan pemahaman kontekstual terhadap bahasa, termasuk menangani sarkasme, idiom, dan kata-kata yang sifatnya informal. Dalam konteks penelitian yang berfokus

pada dinamika politik digital ini, analisis sentimen diterapkan dengan tujuan yang lebih spesifik dan strategis. Teknik ini dimanfaatkan sebagai pisau bedah untuk membedakan secara sistematis dan objektif antara cuitan-cuitan di platform X (sebelumnya Twitter) yang mengandung nada dukungan, serangan, atau yang bersifat netral/informatif belaka terhadap calon kepala daerah. Klasifikasi ini menjadi krusial karena dalam ekosistem buzzer politik, pesan-pesan kampanye jarang disampaikan secara eksplisit. Seringkali, dukungan diwujudkan melalui framing pencapaian positif atau narasi pembelaan, sementara serangan dapat terselubung dalam bentuk kritik yang tajam, pertanyaan yang meragukan, atau penyebaran informasi negatif. Dengan menerapkan analisis sentimen, penelitian ini bertujuan untuk memetakan lanskap opini digital yang diciptakan oleh para buzzer, mengungkap tidak hanya apa yang dibicarakan, tetapi juga bagaimana mereka membicarakannya, apakah dengan maksud mendorong elektabilitas calon tertentu atau justru menjatuhkan legitimasi calon yang lain. Pembedaan ini pada akhirnya akan memberikan gambaran yang lebih jelas tentang strategi komunikasi politik yang beroperasi di ruang digital dan intensitas pertarungan wacana yang terjadi di dalamnya.

B. Praproses Data

Tahap praproses data merupakan langkah kritis yang tidak dapat diabaikan dalam analisis teks, khususnya ketika berhadapan dengan data media sosial seperti tweet dari Twitter. Data mentah yang diperoleh langsung melalui API Twitter umumnya berada dalam kondisi yang masih sangat berantakan (noisy) dan mengandung banyak elemen yang dapat mengganggu proses analisis. Karakteristik informal bahasa di media sosial, singkatan, typo, serta elemen-elemen non-teks membuat data ini tidak siap untuk langsung diproses oleh model komputasional seperti algoritma Naïve Bayes. Oleh karena itu, tahap praproses data atau *text preprocessing* dilakukan dengan tujuan untuk mentransformasi teks-teks yang masih kotor dan tidak terstruktur ini menjadi bentuk yang bersih, seragam, dan siap untuk dijadikan input bagi model machine learning. Proses pembersihan ini sangat vital karena kualitas data yang buruk akan menghasilkan model klasifikasi yang tidak akurat, sekalipun algoritma yang digunakan sangat canggih. Langkah-langkah praproses data yang diterapkan dalam penelitian ini mengikuti pipeline standar dalam pemrosesan bahasa alami untuk bahasa Indonesia. Tahapan-tahapan tersebut dirancang untuk mempertahankan informasi semantik yang esensial sambil membuang komponen-komponen yang redundan atau tidak informatif. Pertama, Transformasi Kasus (*Case Folding*) dilakukan dengan mengubah semua karakter huruf dalam tweet menjadi huruf kecil (lowercase). Langkah ini penting untuk menyeragamkan data karena algoritma memperlakukan huruf kapital dan huruf kecil sebagai entitas yang berbeda. Misalnya, kata "Pemilu", "pemilu", dan "PEMILU" akan dianggap sebagai tiga kata yang unik tanpa transformasi ini, padahal maknanya sama. Dengan menyeragamkan menjadi huruf kecil, konsistensi data terjaga dan kompleksitas perhitungan model dapat dikurangi [5]. Kedua, Pembersihan Teks (*Text Cleaning*) adalah tahap untuk menghilangkan berbagai elemen non-linguistik dan noise. Pada tahap ini, URL, mention pengguna (yang diawali dengan '@'),

tanda pagar (hashtag '#'), dan emoticon atau emoji dihapus dari teks. Meskipun dalam konteks tertentu hashtag dapat bermakna, untuk analisis sentimen umum yang berfokus pada kata, elemen-elemen ini seringkali dianggap sebagai pengganggu yang tidak memberikan kontribusi signifikan terhadap makna kalimat utama. Pembersihan ini membantu memfokuskan analisis pada konten tekstual murni [6]. Ketiga, Penghapusan Kata Henti (*Stopword Removal*). Bahasa Indonesia memiliki banyak kata fungsional yang sangat sering muncul tetapi tidak membawa muatan makna yang kuat dalam menentukan sentimen, seperti "yang", "dan", "di", "untuk", serta "itu". Daftar kata henti (stoplist) digunakan untuk menyaring dan menghapus kata-kata semacam ini dari teks. Dengan menghilangkannya, kita mengurangi dimensi data dan memusatkan perhatian pada kata-kata kunci yang lebih substantif seperti kata kerja, adjektiva, dan nomina yang lebih informatif [7]. Keempat, *Stemming* atau dalam konteks bahasa Indonesia sering disebut sebagai pengajarannya. Proses ini bertujuan untuk menyeragamkan variasi morfologis sebuah kata dengan mengembalikannya ke bentuk dasar atau akar katanya. Sebagai contoh, kata-kata seperti "mendukung", "didukung", "pendukung", dan "dukungan" akan dikonversi menjadi satu bentuk dasar yang sama, yaitu "dukung". Stemming mengatasi masalah inflasi fitur yang disebabkan oleh banyaknya bentuk turunan dari sebuah kata dasar, sehingga meningkatkan efisiensi dan cakupan model dalam mengenali pola linguistik [8]. Penelitian ini menggunakan algoritma Nazief & Adriani atau Sastrawi yang dikhususkan untuk bahasa Indonesia. Kelima, Tokenisasi. Ini adalah proses memecah sebuah dokumen teks (dalam hal ini, sebuah kalimat atau tweet) menjadi unit-unit yang lebih kecil yang disebut token. Token biasanya berupa kata-kata individual. Sebuah tweet seperti "Saya sangat mendukung calon ini" akan dipecah menjadi daftar token: ['saya', 'sangat', 'mendukung', 'calon', 'ini']. Tokenisasi adalah fondasi untuk langkah-langkah analisis selanjutnya, karena model komputasional memproses teks berdasarkan token-token ini [9]. Setelah melalui seluruh tahapan praproses ini, data teks yang awalnya berantakan telah berubah menjadi kumpulan token yang bersih dan terstruktur, sehingga siap untuk dimasukkan ke dalam tahap ekstraksi fitur dan pelatihan model klasifikasi sentimen.

C. Algoritma Naïve Bayes

Naïve Bayes merupakan algoritma klasifikasi berbasis probabilitas yang sederhana namun cukup efektif. Prinsipnya adalah menghitung kemungkinan suatu teks termasuk dalam kelas tertentu berdasarkan frekuensi kemunculan kata di data latih [10].

Rumus dasar algoritma ini adalah:

$$P(c|d) = \frac{P(c) \times P(d|c)}{P(d)} \quad (1)$$

Keterangan :

$P(c|d)$ = probabilitas tweet ddd termasuk dalam kelas ccc,

$P(c)$ = probabilitas awal kelas,

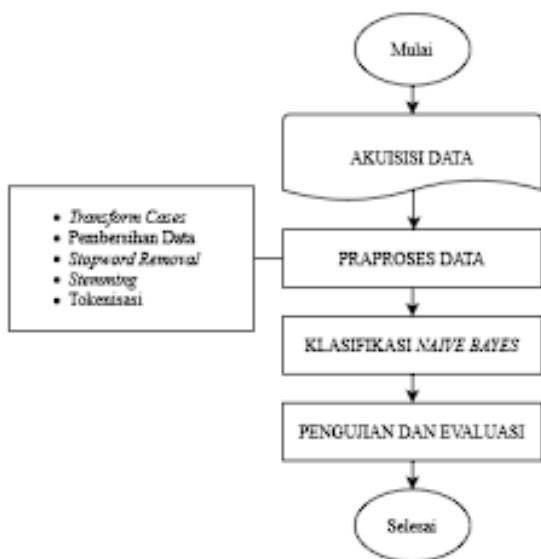
$P(d|c)$ = probabilitas kemunculan kata dalam kelas,

$P(d)$ = probabilitas keseluruhan dokumen. Agar hasil perhitungan tidak bernilai nol, digunakan teknik *Laplace Smoothing* [11].

D. Evaluasi Model

Evaluasi dilakukan menggunakan *Confusion Matrix*, yaitu tabel perbandingan antara hasil klasifikasi sistem dengan label sebenarnya. Nilai yang dihitung antara lain akurasi, presisi, *recall*, dan *specificity* [12].

III. METODOLOGI PENELITIAN



Gbr. 1 Alur Penelitian

A. Pengambilan data

Proses akuisisi data dalam penelitian ini dilakukan melalui pemanfaatan Twitter API, yang memungkinkan pengambilan data tweet secara terstruktur dan real-time. Pengambilan data difokuskan pada periode kampanye aktif Pilkada 2024, dengan menggunakan seperangkat kata kunci yang dirancang untuk menangkap percakapan publik yang relevan. Kata kunci tersebut mencakup nama-nama calon kepala daerah yang bertarung dalam kontestasi, nama partai politik pengusung, serta tagar atau hashtag kampanye yang sedang populer pada masa pengambilan data, seperti #Pilkada2024, #DukungCalonA, dan #TolakCalonB. Pemilihan kata kunci ini bertujuan untuk menjaring spektrum opini yang seluas mungkin, baik yang bersifat mendukung maupun menolak para kandidat. Dari proses crawling data tersebut, berhasil dikumpulkan sebanyak 540 tweet unik yang memenuhi kriteria. Seluruh tweet ini kemudian melalui tahap *annotation* atau pemberian label secara manual oleh peneliti. Dataset yang telah terbentuk selanjutnya dibagi secara proporsional menjadi dua subset data yang berbeda fungsi. Sebanyak 440 tweet dialokasikan sebagai data latih (*training data*), yang akan digunakan oleh model algoritma Naïve Bayes untuk mempelajari pola dan karakteristik kata yang membedakan sentimen positif dan negatif. Sementara itu, 100 tweet lainnya diperuntukkan sebagai data uji (*testing data*), yang berfungsi

untuk mengukur kinerja dan tingkat akurasi model setelah melalui proses pelatihan. Kriteria pelabelan sentimen dilakukan dengan definisi yang operasional. Sebuah tweet dikategorikan sebagai positif jika isinya secara eksplisit maupun implisit menunjukkan dukungan, puji, atau optimisme terhadap satu calon kepala daerah beserta visi-misinya, atau terhadap partai politik yang mengusungnya. Sebaliknya, tweet berlabel negatif adalah yang mengandung muatan kritik langsung, sindiran, narasi smear campaign, penolakan, atau serangan terhadap integritas, kapabilitas, maupun rekam jejak calon tertentu. Pembagian yang jelas ini diharapkan dapat membangun model klasifikasi yang mampu membedakan nuansa opini dengan akurat di tengah hingar-bingar discourse politik digital.

B. Praproses Data

Tahap praproses data merupakan fondasi kritis dalam pipeline analisis sentimen ini. Fungsinya adalah untuk menyaring dan memurnikan kumpulan data mentah dengan mengurangi atribut-atribut yang kurang relevan atau berisiko mengganggu akurasi proses klasifikasi. Data mentah yang baru diambil dari Twitter API umumnya masih mengandung banyak noise atau sampah data, seperti karakter tidak standar, kata-kata tidak penting, dan elemen non-teksual yang dapat menyesatkan algoritma. Dengan melalui tahap praproses yang ketat, data yang awalnya kotor dan tidak terstruktur diubah menjadi kumpulan teks yang rapi, seragam, dan siap diolah oleh model machine learning.

Tahap praproses data dalam penelitian ini dilakukan melalui serangkaian teknik pembersihan berurutan. Pertama, transform case diterapkan untuk mengonversi semua huruf kapital menjadi huruf kecil, sehingga menghilangkan variasi penulisan yang tidak konsisten. Kedua, pembersihan data menyasar penghapusan elemen non-linguistik seperti tautan URL, mention pengguna (@username), tagar (#), dan simbol emoji. Ketiga, *stopword removal* bertugas menghilangkan kata-kata penghubung dan partikel umum, seperti "yang", "di", "dan", "untuk", yang frekuensi kemunculannya tinggi tetapi tidak bermakna informatif bagi analisis sentimen.

Keempat, proses *stemming* mengembalikan setiap kata berimbuhan ke bentuk dasarnya, misalnya "mendukung" menjadi "dukung" atau "pemerintah" menjadi "perintah", guna mencegah terduplikasinya fitur akibat variasi morfologis. Kelima, tokenisasi memecah setiap dokumen teks menjadi unit-unit kata individual, yang memungkinkan representasi numerik pada tahap selanjutnya. Dengan menyelesaikan seluruh tahap ini, dataset yang semula berantakan dan penuh noise telah berubah menjadi korpus teks yang bersih, terstruktur, dan optimal untuk proses ekstraksi fitur dan pelatihan model Naïve Bayes.

C. Klasifikasi Naïve Bayes

Setelah melalui tahap pra-pemrosesan data, penelitian ini masuk ke fase inti yaitu pengklasifikasian data tweet. Metode yang diterapkan adalah klasifikasi menggunakan algoritma Naïve Bayes, yang dipilih karena kemampuannya yang efektif dalam menangani data teks dan efisiensinya dalam proses komputasi. Algoritma ini akan mengidentifikasi dan

mengkategorikan tweet yang mengandung karakteristik buzzer politik berdasarkan fitur-fitur linguistik yang telah dibersihkan dan distandarisasi sebelumnya. Dalam implementasinya, pengerjaan dengan Naïve Bayes melibatkan dua proses utama: pelatihan model (training) dan pengujian model (testing). Langkah pertama adalah melatih sistem menggunakan data latih yang telah dilabeli. Pada fase ini, algoritma mempelajari pola kata dan frekuensi kemunculannya dalam setiap kategori sentimen (positif, negatif, atau netral). Model akan menghitung probabilitas setiap kata muncul dalam kategori tertentu, sehingga membangun basis pengetahuan untuk klasifikasi. Langkah berikutnya adalah pengujian sistem dengan menggunakan data uji. Pada tahap ini, model yang telah terlatih akan mengklasifikasikan tweet baru dengan mengacu pada probabilitas yang telah dihitung dari data latih. Naïve Bayes menerapkan teorema Bayes dengan asumsi kemandirian antar fitur (*feature independence*), yang memungkinkan perhitungan probabilitas gabungan yang efisien meskipun dengan data yang berdimensional tinggi. Untuk mendukung implementasi teknis, penelitian ini memanfaatkan library NLTK (*Natural Language Toolkit*) dalam lingkungan pemrograman Python. NLTK menyediakan berbagai modul dan fungsi yang mendukung pemrosesan bahasa alami (*natural language processing*) dan tugas-tugas *machine learning* berbasis teks. Penggunaan library ini memungkinkan peneliti untuk menerapkan algoritma Naïve Bayes secara optimal, mulai dari ekstraksi fitur, pembobotan kata, hingga evaluasi performa model. Dengan kombinasi metode dan tools tersebut, diharapkan dapat dihasilkan model klasifikasi yang akurat dalam mengidentifikasi pola komunikasi buzzer politik di platform Twitter.

D. Pengujian Dan Evaluasi

Tahap akhir dalam penelitian ini adalah evaluasi kinerja model klasifikasi yang telah dibangun. Evaluasi dilakukan dengan menggunakan confusion matrix, sebuah metode yang memungkinkan peneliti untuk mengukur efektivitas model dalam mengklasifikasikan data uji. *Confusion matrix* menyajikan perbandingan komprehensif antara hasil prediksi model dan label aktual dari data, sehingga dapat terlihat sejauh mana model bekerja dengan akurat. Melalui *confusion matrix*, dihitung empat metrik evaluasi utama. Pertama, akurasi (*accuracy*), yang menggambarkan persentase keseluruhan prediksi yang benar, baik positif maupun negatif, dari total data yang diuji. Kedua, presisi (*precision*), yang mengukur seberapa tepat model dalam memprediksi kelas positif, dengan kata lain, seberapa kecil kesalahan model dalam mengklasifikasikan data negatif sebagai positif. Ketiga, recall (*sensitivity*), yang menilai kemampuan model untuk menemukan semua instance yang benar-benar positif dalam dataset. Keempat, spesifitas (*specificity*), yang mengukur ketepatan model dalam mengidentifikasi data negatif, atau seberapa baik model menghindari kesalahan dengan tidak melabeli data negatif sebagai positif. Keempat metrik ini saling melengkapi dalam memberikan gambaran utuh tentang performa model. Nilai akurasi tinggi saja tidak cukup, karena bisa menyesatkan jika data tidak seimbang. Presisi dan recall memberikan perspektif tambahan tentang keandalan model dalam konteks yang lebih spesifik. Dengan menganalisis keempatnya, peneliti dapat

menyimpulkan apakah model Naïve Bayes yang dikembangkan sudah optimal untuk mengidentifikasi pola buzzer politik, serta mengetahui di area mana model masih perlu perbaikan. Hasil dari tahap evaluasi ini menjadi dasar rekomendasi untuk pengembangan penelitian selanjutnya dan implikasi praktis dari temuan yang diperoleh.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menggunakan kumpulan data yang terdiri dari total 540 tweet yang dikumpulkan secara selektif. Dataset tersebut dibagi secara proporsional menjadi dua subset, yaitu 440 tweet sebagai data latih (*training data*) dan 100 tweet sebagai data uji (*testing data*). Pembagian ini dilakukan dengan mempertimbangkan kebutuhan akan data yang cukup untuk melatih model secara efektif, sambil tetap menyisakan sebagian data yang representatif untuk menguji generalisasi model. Pada data latih, diterapkan pembagian label berdasarkan muatan konten tweet. Tweet dengan label positif didefinisikan sebagai tweet yang tidak mengandung unsur buzzer, yang biasanya ditandai dengan ekspresi opini personal yang objektif, informatif, atau mendukung tanpa indikasi koordinasi terstruktur. Sementara itu, tweet dengan label negatif merupakan tweet yang diidentifikasi mengandung karakteristik buzzer, seperti penggunaan narasi yang repetitif, pola penyebaran pesan terkoordinasi, bahasa yang provokatif, atau indikasi kampanye terorganisir. Proses pelabelan dataset dilakukan secara manual oleh peneliti dengan mengacu pada kriteria operasional yang telah ditetapkan. Untuk memastikan konsistensi pelabelan, diterapkan panduan koding (*codebook*) yang merinci karakteristik spesifik dari setiap kategori. Dalam pengumpulan datanya, peneliti menggunakan kata kunci berupa username twitter publik figur politik di Indonesia. Pemilihan ini didasarkan pada pertimbangan bahwa akun-akun publik figur politik sering menjadi pusat percakapan dan target operasi buzzer, baik yang mendukung maupun menyerang. Pendekatan ini memungkinkan penangkapan data yang lebih terfokus pada dinamika buzzer politik dalam konteks percakapan politik riil di Indonesia.

Tabel I. Tabel Data Training

Data training	Label
keren gubernur Langkah cepat memvalidasi data terima bantuan	Positif
ong kosong nyaring bunyi buzzer dasar monyet orang dungu asal posting buzzer	Negatif

Data tersebut kemudian dilakukan tahap praproses data, untuk membersihkan data dari noise sehingga data tersebut siap dilakukan proses klasifikasi, dan pada tahap akhir praproses data didapatkan hasil sebagai berikut.

Tabel II. Tabel Akhir Praproses Data

Text	Positif	Negatif	
alhamdulilla h	1	0	1/27
gubernur	1	0	1/27
langkah	1	0	1/27
memvalidasi	1	0	1/27
bansos	1	0	1/27
buzzer	0	1	1/27

Proses klasifikasi diuji menggunakan contoh nyata sebuah tweet yang berisi pujian terhadap kebijakan sosial seorang figur politik. Tweet tersebut melalui proses pembersihan teks dimana berbagai elemen tidak penting dihilangkan, termasuk tanda baca, mention, dan kata sambung. Hasilnya adalah kumpulan kata dasar seperti 'masyaallah', 'tenaga', 'medis', 'tinggal', 'santun', 'anak', 'beasiswa', 'kuliah', 'keren', dan 'gubernur'. Sistem kemudian menganalisis kata-kata ini dengan membandingkannya terhadap pola yang telah dipelajari dari data latih. Untuk setiap kata, dihitung probabilitas kemunculannya dalam kategori positif dan negatif. Ada kalanya ditemui kata yang tidak pernah muncul dalam data latih, untuk mengatasi masalah ini diterapkan teknik *Laplace Smoothing* yang memberi nilai probabilitas minimal agar perhitungan tetap dapat berjalan. Dari perhitungan mendetail tersebut, diperoleh nilai probabilitas untuk kategori positif sebesar 0,0000000000000001907, sementara probabilitas untuk kategori negatif hanya 0,0000000000000001029. Karena nilai probabilitas positif lebih dominan, sistem pun mengklasifikasikan tweet ini sebagai konten positif. Evaluasi menyeluruh terhadap 100 data uji yang diambil pada pertengahan Mei 2024 menunjukkan kinerja model yang cukup solid. Dari pengujian tersebut, teridentifikasi 70 tweet yang berhasil dikenali sebagai positif dengan benar (true positive), dan 6 tweet yang tepat diklasifikasikan sebagai negatif (true negative). Namun demikian, masih terdapat 22 tweet yang sebenarnya negatif tapi terdeteksi sebagai positif (false positive), serta 2 tweet yang seharusnya positif justru terdeteksi sebagai negatif (false negative).

Dapat disimpulkan bahwa model yang dibangun memiliki akurasi sebesar 82,96%, dengan tingkat *precision* 84,12% dan *recall* yang cukup tinggi di angka 92,45%. Setelah dilakukan perbaikan pada proses pelabelan data, terutama pada kelas negatif, kemampuan model dalam mengidentifikasi konten negatif juga menunjukkan peningkatan yang signifikan, terlihat dari nilai *specificity* yang kini mencapai 68,57%. Hasil ini menunjukkan bahwa model tidak hanya andal dalam mendeteksi konten positif, tetapi juga telah mampu mengenali tweet negatif dengan tingkat konsistensi yang lebih baik. Temuan ini memberikan gambaran yang lebih representatif

mengenai kemampuan model Naïve Bayes dalam menganalisis percakapan politik di media sosial secara akurat dan seimbang.

Akurasi	82,96%
Precision	84,12%
Recall	92,45%
spesificity	68,57%

Berdasarkan hasil evaluasi menggunakan *confusion matrix* terhadap data yang diambil pada 12 Mei 2024 pukul 01.00 WIB, diperoleh nilai akurasi sebesar 82,96% dan precision sebesar 84,12%. Nilai recall yang mencapai 92,45% menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang sangat baik dalam mengidentifikasi keseluruhan tweet yang tergolong positif. Selain itu, nilai *specificity* yang meningkat hingga 68,57% mengindikasikan bahwa model kini lebih efektif dalam mengenali tweet negatif dengan benar setelah dilakukan perbaikan pada proses pelabelan data.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan keseluruhan proses penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa algoritma Naïve Bayes memiliki kemampuan yang baik dalam mengklasifikasikan tweet yang mengandung unsur buzzer maupun yang tidak. Namun, efektivitas klasifikasi ini tetap sangat bergantung pada kualitas data latih yang digunakan. Data latih dengan label buzzer dan non-buzzer harus disusun secara konsisten dan representatif agar model dapat mempelajari pola linguistik secara optimal. Hasil evaluasi menggunakan *confusion matrix* menunjukkan bahwa model yang telah diperbaiki mencapai akurasi sebesar 82,96% dan precision sebesar 84,12%. Nilai recall yang mencapai 92,45% menunjukkan bahwa model memiliki sensitivitas tinggi dalam mengidentifikasi tweet positif, yaitu tweet yang tidak mengandung unsur buzzer. Sementara itu, nilai *specificity* yang meningkat menjadi 68,57% menandakan bahwa model kini jauh lebih efektif dalam mengenali tweet negatif, yakni tweet yang mengandung ciri-ciri buzzer. Peningkatan nilai *specificity* ini diperoleh setelah dilakukan penyempurnaan pada proses pelabelan data latih, khususnya untuk kategori negatif. Tweet yang sebelumnya berlabel negatif namun sebenarnya bersifat netral telah diseleksi ulang sehingga model dapat mempelajari karakteristik buzzer dengan lebih akurat. Perbaikan ini mengurangi kebingungan model dalam membedakan antara tweet negatif biasa dan tweet negatif yang benar-benar merepresentasikan perilaku buzzer. Secara keseluruhan, proses klasifikasi menggunakan algoritma Naïve Bayes dapat dikatakan berhasil dan cukup andal. Dengan kualitas data yang telah ditingkatkan, model mampu memberikan hasil klasifikasi yang lebih seimbang antara kelas positif dan negatif. Penelitian selanjutnya diharapkan dapat terus menyempurnakan proses pelabelan serta memperluas ukuran dataset agar kinerja model semakin optimal dalam mendeteksi aktivitas buzzer politik di media sosial.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan penghargaan dan ucapan terima kasih yang tulus kepada Bapak/Ibu Fetty Tri Anggraeny, S.Kom. M.Kom dan Bapak/Ibu Andreas Nugroho Sihananto, S.Kom., M.Kom. atas bimbingan, waktu, serta ilmu yang berharga selama proses penyusunan karya tulis ini. Ucapan terima kasih juga disampaikan kepada seluruh dosen yang telah memberikan landasan ilmu.

REFERENSI

- [1] A. Prasetyo dan D. Wicaksono, "Analisis Perilaku Buzzer Politik di Media Sosial Indonesia," *Jurnal Ilmu Komunikasi*, vol. 10, no. 2, 2023.
- [2] R. Nugraha, "Efek Echo Chamber dalam Opini Publik di Media Sosial," *Jurnal Sosioteknologi*, vol. 22, no. 1, 2024.
- [3] M. Z. Rahman, "Implementasi Naïve Bayes untuk Analisis Sentimen di Twitter," *Jurnal Teknologi Informasi*, vol. 9, no. 3, 2021.
- [4] T. Nasukawa dan J. Yi, "Sentiment Analysis: Capturing Favorability Using NLP," K-CAP Conference, 2003.
- [5] D. Indrawan, "Text Preprocessing pada Analisis Data Media Sosial," Seminar Nasional Informatika, 2022.
- [6] F. Widodo, "Pembersihan Data Sosial Media untuk Analisis Sentimen Politik," *Jurnal Sistem Informasi*, 2021.
- [7] C. D. Manning et al., *Foundations of Statistical NLP*, MIT Press, 2008.
- [8] H. Putri, "Implementasi Algoritma Stemming Bahasa Indonesia untuk Analisis Teks," *Jurnal Ilmiah Komputer*, 2020.
- [9] E. Santoso dan R. Setyawan, "Analisis Sarkasme dalam Tweet Politik Indonesia," *Jurnal Analisis Data Sosial*, 2023.
- [10] D. L. Olson dan D. Delen, *Advanced Data Mining Techniques*, Springer, 2008.
- [11] S. Arifin, "Evaluasi Model Machine Learning dengan Confusion Matrix," Seminar Nasional Data Science, 2022.
- [12] L. F. Coletta et al., "Combining Classification and Clustering for Tweet Sentiment Analysis," BRACIS, 2014.