

Analisis Sentimen Pemilihan Umum menggunakan Model Regresi: A Systematic Literature Review

VALEN RIONALD¹, (Fellow, IEEE), SECOND B. AUTHOR²

¹Universitas Logistik dan Bisnis Internasional, Bandung, Indonesia (e-mail: vrionald@gmail.com)

²Universitas Logistik dan Bisnis Internasional, Bandung, Indonesia (e-mail: vrionald@gmail.com)

ABSTRACT Penelitian ini melakukan tinjauan sistematis terhadap penggunaan model regresi dalam Machine Learning (ML) untuk analisis sentimen terkait pemilihan umum. Menggunakan database dari publikasi akademik yang luas, kami mengidentifikasi dan menganalisis model ML yang berbeda dalam konteks pemilihan umum dengan tujuan untuk menilai efektivitas mereka dalam memprediksi dan memahami sentimen publik. Penelitian ini mengevaluasi keefektifitasan berbagai model regresi, termasuk Naïve Bayes, Support Vector Machine, dan BERT, dalam mengelola dan menginterpretasikan data yang besar dan kompleks dari platform media sosial. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model-model tersebut memainkan peran penting dalam analisis sentimen, dengan kemampuan khusus untuk menangani variabilitas data yang signifikan. Selain itu, penelitian ini juga membahas variabel-variabel signifikan yang mempengaruhi hasil analisis sentimen, termasuk sentimen tweet dan polarisasi sentimen. Penilaian kualitas dari penelitian yang diulas menunjukkan standar yang tinggi dalam definisi tujuan, metodologi, dan pelaporan hasil. Namun, penelitian ini juga menghadapi beberapa tantangan seperti variabilitas kualitas data dan batasan dalam generalisasi temuan. Kesimpulan dari penelitian ini menekankan pentingnya pemilihan model yang tepat dan adaptasi metodologi dalam konteks politik yang dinamis, serta menyoroti kebutuhan akan model ML yang lebih canggih untuk analisis data multimodal dan peningkatan etis dalam pengelolaan data. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan panduan bagi pengembangan strategi analisis sentimen yang lebih efektif dan akurat dalam konteks pemilihan umum masa depan.

INDEX TERMS Analisis Sentimen, Pemilihan Umum, Machine Learning, Model Regresi, Media Sosial

I. INTRODUCTION

BERKEMBANGNYA platform media sosial dalam beberapa tahun terakhir telah mengubah konteks politik, dan para peneliti sekarang memiliki sumber data yang besar untuk memahami persepsi publik tentang pemilihan umum [1]. Subbidang dari analisis sentimen adalah analisis sentimen pemilihan umum [2]. Tujuannya adalah untuk memahami dan menganalisis emosi yang diekspresikan oleh individu atau kelompok terkait dengan proses pemilihan umum, kandidat, dan topik terkait lainnya [3]. Analisis yang akurat dari model regresi yang digunakan dalam analisis sentimen sangat penting [4].

Dalam upaya untuk mencapai hasil tersebut, teknologi *Machine Learning* (ML) telah menjadi alat yang sangat penting. ML memungkinkan pengembangan model yang mampu belajar dari data dan membuat prediksi berdasarkan pola yang ditemukan [5]. Metode klasifikasi dalam ML sering digunakan untuk menganalisis sentimen dengan mengkategorikan

teks ke dalam sentimen positif, negatif, atau netral. Penggunaan ML tidak hanya meningkatkan akurasi analisis sentimen tetapi juga efisiensi dalam mengolah data yang sangat besar dan beragam dari media sosial.

Penelitian sebelumnya di bidang analisis sentimen telah memberikan pemahaman yang bermanfaat tentang metode yang digunakannya, khususnya untuk pemilihan umum [6]. Sebagai contoh, penelitian [7] telah menghasilkan model yang dapat digunakan untuk klasifikasi analisis sentimen. Selain itu, penelitian terkait telah menunjukkan bahwa teknologi ML sangat penting untuk manajemen dan analisis data sentimen yang efektif. Oleh karena itu, langkah penting untuk memahami dinamika opini publik dalam konteks politik adalah melakukan penelitian terus menerus tentang model regresi dan variabel yang relevan dengan analisis sentimen pemilihan umum.

Sejumlah penelitian terdahulu telah menyoroti berbagai aspek penting terkait dengan analisis sentimen dalam konteks

pemilihan umum. Misalnya, penelitian oleh [8] yang bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi analisis sentimen menggunakan model *hybrid BERT* untuk memahami opini publik melalui media sosial, membantu bisnis dan institusi politik dalam membuat keputusan strategis. Demikian pula, penelitian yang berfokus pada menangkap dan memahami perubahan antara kata - kata positif dan negatif yang digunakan dalam Analisis Sentimen berdasarkan node yang berpengaruh dalam *tree structure* [9]. Kemudian, penelitian yang bertujuan untuk melakukan analisis mendalam mengenai pemilihan umum majelis Punjab 2017 dengan menggunakan analisis media sosial dan untuk mengekstrak serta mengungkapkan informasi yang tersembunyi namun berguna dari data Twitter yang terkait dengan pemilihan umum [10]. Lalu, pada penelitian [11] melibatkan pengambilan topik - topik spesifik partai di Twitter selama kampanye dan mengaitkannya dengan partai politik menggunakan skor tf-idf. Dan pada penelitian [12] bertujuan untuk mengklasifikasikan tweet berdasarkan sentimen pengguna untuk perusahaan penerbangan Amerika Serikat dengan menggunakan *Voice Classification* (VC) dan berbagai pengklasifikasi ML. Penelitian ini juga menyelidiki dampak teknik ekstraksi fitur terhadap akurasi klasifikasi dan mengevaluasi kinerja *Long short-term memory* (LSTM) pada dataset.

Dalam hal ini, tujuan utama dari penelitian ini adalah untuk meningkatkan dan memperluas pemahaman yang ada tentang faktor-faktor penting dan model regresi yang digunakan dalam analisis sentimen pemilihan umum [13]. Dengan menggunakan pendekatan sistematis, kami bertujuan untuk menemukan variabel - variabel penting yang memengaruhi sentimen pemilih dan untuk mengevaluasi seberapa efektif model regresi yang digunakan untuk memprediksi sentimen [14]. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat membantu praktisi, peneliti, dan pembuat kebijakan memahami dan menginterpretasikan dinamika sentimen publik selama pemilihan umum. Dengan memperkuat metodologi dan konsep analisis sentimen politik, penelitian ini diharapkan dapat membantu mengembangkan teori dan praktik dalam bidang ini.

Penelitian ini terdiri dari delapan bagian utama. Bagian I adalah pengenalan garis besar terkait penelitian yang akan dilakukan. Kemudian, bagian II menguraikan latar belakang dari perkembangan prediksi pemilu dengan ML dan analisis penelitian - penelitian sebelumnya yang berkaitan dengan penelitian ini. Bagian III memaparkan RQ dari penelitian ini dengan metodologi penelitian yang digunakan, cara mencari dan mendapatkan penelitian terkait serta menjelaskan kualitas dari penelitian tersebut berdasarkan indikator yang ada. Bagian IV membahas hasil seleksi penelitian, ringkasan keseluruhan dari penelitian yang dipilih, dan hasil penilaian kualitas. Bagian V akan menjelaskan bahasan utama, yaitu menjawab pertanyaan dari Research Question yang ada. Bagian ini menjelaskan jawabannya dengan detail berdasarkan analisis yang sudah dilakukan. Bagian VI akan menjelaskan atau mendiskusikan kekuatan utama dari penelitian yang sudah dilakukan, atau manfaat penelitian ini. Selain

itu, akan didiskusikan juga tantangan penelitian dan tujuan di masa depan yang mungkin bisa dilakukan di masa yang akan datang. Bagian VII akan dijelaskan mengenai perbandingan penelitian ini dengan penelitian sebelumnya, misalkan gap penelitian nya. Kemudian, akan dijelaskan juga batasan yang ada pada penelitian ini. Terakhir, bagian VIII akan dijelaskan mengenai kesimpulan dari penelitian yang sudah selesai dilakukan ini.

II. RESEARCH BACKGROUND

A. PERKEMBANGAN PREDIKSI PEMILU DENGAN MACHINE LEARNING

Proses pemilihan umum adalah titik penting dalam demokrasi yang memengaruhi jalan suatu negara [15]. Teknologi ML telah menjadi alat yang semakin penting dalam memprediksi hasil pemilihan umum dalam beberapa tahun terakhir [16]. Sebagai bagian dari cabang kecerdasan buatan, ML memungkinkan komputer untuk belajar dari data tanpa perlu diprogram secara eksplisit [17]. Dengan demikian, metode ML dapat digunakan untuk menganalisis pola-pola kompleks dalam data pemilihan umum, termasuk preferensi pemilih, faktor-faktor kunci yang memengaruhi hasil, dan tren politik yang muncul [18].

Analisis sentimen adalah bagian penting dari prediksi pemilihan umum dengan ML [19]. Dalam konteks ini, analisis sentimen memungkinkan peneliti untuk mengetahui pendapat publik tentang kandidat, partai politik, dan masalah politik tertentu [20]. Dengan menggunakan metode ML, data dari platform media sosial dan survei dapat dianalisis untuk menemukan pola-pola sentimen yang dapat memengaruhi hasil pemilihan [21].

Selain itu, teknik ML juga digunakan dalam pengembangan model prediksi yang lebih kompleks [22]. Model-model ini dapat mengintegrasikan berbagai faktor, termasuk data demografis, hasil-hasil survei, dan tren ekonomi, untuk memprediksi hasil pemilihan umum dengan akurasi yang lebih tinggi [23]. Penggunaan teknik-teknik seperti algoritma klasifikasi, regresi, dan pengelompokan dalam ML telah membuka pintu untuk pengembangan model-model prediksi yang lebih canggih dan akurat [24].

Seperti pada penelitian [25] dengan menggunakan konten Twitter untuk melakukan analisis sentimen dengan menggunakan teknik *Sentiwordnet* dan ML. Penelitian ini menggunakan data tweet yang terdiri dari username, isi, dan topik tweet yang terkait dengan kandidat Joko Widodo dan Prabowo Subianto dalam pemilu 2019, yang dikumpulkan dari 13 November 2018 hingga 11 Januari 2019. Untuk menentukan label kelas, model klasifikasi Naïve Bayes, yang didukung oleh SentiWordNet, digunakan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa analisis sentimen menggunakan metode klasifikasi Naïve Bayes menghasilkan akurasi sebesar 74.94% untuk topik Joko Widodo dan 71.37% untuk topik Prabowo.

Lalu, pada penelitian [26] analisis sentimen dilakukan terhadap data Twitter yang berkaitan dengan pemilihan presiden Nigeria 2023, dengan mengumpulkan tweet yang men-

cakup pendapat publik mengenai tiga kandidat utama. Data yang dikumpulkan meliputi 18 fitur yang berbeda, termasuk teks tweet dan metadata pengguna. Tiga model pembelajaran mesin digunakan untuk menganalisis sentimen dari data tersebut, yaitu *Long Short-Term Memory* (LSTM) Network, *Bidirectional Encoder Representations from Transformers* (BERT), dan *Linear Support Vector Classifier* (LSVC). Hasil analisis menunjukkan bahwa model BERT memberikan performa terbaik dengan akurasi sebesar 94%, presisi 88.5%, recall 92.5%, AUC 94.7%, dan F-measure 91.7%. Model LSTM dan LSVC juga menunjukkan hasil yang signifikan dengan akurasi masing-masing 88% dan 73%. Penelitian ini menunjukkan potensi analisis sentimen berbasis data Twitter dalam memprediksi hasil pemilihan umum dengan memanfaatkan teknologi pemrosesan bahasa alami.

Penelitian yang telah dibahas menunjukkan kemajuan besar dalam penggunaan ML untuk prediksi pemilu. Teknologi ini terus menunjukkan peningkatan dalam kecanggihan dan akurasi, dari analisis sentimen yang menggunakan data media sosial hingga model prediksi kompleks yang melibatkan banyak variabel. Penelitian yang menunjukkan bahwa ML dapat memberikan hasil yang lebih tepat dan mendalam, seperti penggunaan analisis sentimen Naive Bayes untuk pemilu Indonesia dan penggunaan model BERT untuk pemilu Nigeria. Peningkatan akurasi secara bertahap menunjukkan bahwa teknologi ini berkembang pesat dan semakin penting untuk pemilihan umum. Oleh karena itu, ML telah terbukti menjadi alat yang sangat berguna untuk menganalisis dan memprediksi perilaku pemilu di seluruh dunia.

B. ANALYSIS OF PREVIOUS REVIEWS

Dalam analisis tinjauan sebelumnya, kami mengkaji secara mendalam berbagai literatur untuk menilai pendekatan yang telah digunakan dalam analisis sentimen pemilihan umum. Fokus utama kami adalah pada efektivitas model regresi dalam memprediksi sentimen, yang krusial untuk memahami dinamika opini publik selama pemilihan.

Penelitian [27] mengembangkan *Attention-Based Modality-Gated Networks* (AMGN), yang memanfaatkan model perhatian visual-semantik untuk menggabungkan fitur teks dan visual secara efektif, memungkinkan penangkapan nuansa emosional yang lebih kaya. Sementara itu, penelitian [28] menggunakan teknik ML canggih seperti *auto-encoder* dan *deep learning* untuk mengevaluasi sentimen dari data sosial yang luas, menunjukkan kemampuan teknik ini dalam menganalisis sentimen secara multimodal. Dalam penelitian [29], fokus utamanya adalah pada peran bot dalam mempromosikan pesan selama pelantikan pertama Presiden Trump, dimana bot terbukti berperan signifikan dalam mempengaruhi narasi online dengan cara yang cenderung negatif terhadap partai Demokrat lebih dari Republikan.

Selain itu, penelitian [30] mengeksplorasi pemanfaatan data Twitter dalam prediksi pemilu menggunakan analisis sentimen. Mereka menekankan bahwa data Twitter dapat memberikan wawasan penting tentang opini publik yang dapat mempengaruhi hasil pemilu, meskipun tidak secara

langsung mengindikasikan hubungan kausal. Fokus utama penelitian ini adalah untuk memberikan gambaran menyeluruh tentang metode analisis sentimen yang digunakan dan mempertimbangkan keterbatasan yang ada dalam konteks pemilu. Penelitian [31] melakukan tinjauan atas penggunaan lexikon dan ML dalam analisis sentimen politik menggunakan Twitter. Mereka menyajikan berbagai alat berbasis lexikon dan algoritma pembelajaran mesin yang telah digunakan untuk mengekstrak sentimen dari Twitter. Penelitian ini menunjukkan bahwa meskipun ada kemajuan dalam teknik analisis, masih terdapat tantangan dalam menangani kompleksitas linguistik dan kontekstual dari data yang dihasilkan oleh media sosial.

Secara keseluruhan, beberapa penelitian ini menyoroti bagaimana integrasi multimodal menggunakan metode ML dan teknik perhatian dapat mengatasi tantangan dalam analisis sentimen yang murni berbasis teks atau gambar. Walaupun metode-metode ini menjanjikan, mereka juga menghadirkan tantangan teknis dan komputasional, menggarisbawahi kebutuhan untuk peningkatan teknik yang lebih efisien dalam memproses data multimodal.

III. METHODOLOGY

PRISMA, singkatan dari *Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses*, merupakan kerangka kerja yang dirancang untuk meningkatkan kualitas pelaporan tinjauan sistematis dan meta-analisis [32]. Kerangka ini memulai dengan pentingnya memiliki protokol yang terdaftar sebelumnya, yang menjelaskan alasan dan hipotesis di balik penelitian, termasuk metode yang akan digunakan [33]. PRISMA menekankan pada pentingnya menjelaskan secara rinci tentang bagaimana dan mengapa studi tertentu dipilih untuk ditinjau, dengan menggunakan proses yang objektif dan dapat diulang untuk memastikan transparansi dan objektivitas [34].

Dalam penerapannya, PRISMA memandu peneliti untuk mendokumentasikan strategi pencarian yang komprehensif, meliputi database yang dicari, kata kunci yang digunakan, serta periode waktu pencarian, dengan tujuan untuk mengumpulkan literatur yang relevan secara menyeluruh [35]. Salah satu ciri khas PRISMA adalah penggunaan diagram alir yang menunjukkan jumlah studi yang ditemukan, diseleksi, dan dikecualikan, serta alasan pengkecualian, yang membantu pembaca memahami proses seleksi yang dilakukan [36].

PRISMA juga mengharuskan penyajian tabel yang mendetail tentang karakteristik dari setiap studi yang terpilih, termasuk lokasi, metodologi, populasi, dan hasil [37]. Selain itu, kerangka kerja ini mengharuskan penelitian untuk menilai dan melaporkan risiko bias dari setiap studi yang diinklusi, yang mencakup bias dalam seleksi sampel, pelaksanaan, pengukuran, dan pelaporan [38]. Peneliti diharapkan untuk menjelaskan metode sintesis data secara rinci, baik melalui meta-analisis atau sintesis naratif, dan mengidentifikasi metode statistik yang digunakan [39].

PRISMA juga meminta peneliti untuk mendiskusikan ketidakpastian seputar temuan, termasuk keterbatasan dari data dan metode yang digunakan, serta potensi bias dalam review itu sendiri [40]. Dengan demikian, PRISMA tidak hanya memperkuat kualitas ilmiah dari review yang dilakukan, tetapi juga meningkatkan kejelasan dan transparansi, memungkinkan pembaca untuk menilai keandalan dan kegunaan dari tinjauan sistematis dan meta-analisis yang dilaporkan [41].

A. RESEARCH QUESTIONS

Dalam upaya untuk memahami dan memprediksi dinamika sentimen publik selama pemilihan umum, pertanyaan penelitian yang dirumuskan memainkan peran penting dalam mengarahkan fokus dan metodologi penelitian ini.

Pertanyaan - pertanyaan ini dirancang untuk menggali aspek - aspek kritis analisis sentimen pemilu menggunakan teknik ML, dengan tujuan untuk mengidentifikasi variabel kunci, mengevaluasi model - model yang efektif, dan menentukan pendekatan regresi dengan performa terbaik. Dengan demikian, pertanyaan penelitian ini membentuk fondasi dari analisis yang lebih mendalam dan terarah yang akan membantu para praktisi dan peneliti dalam merumuskan strategi yang lebih informatif dan berbasis data.

- 1) RQ1 : Apa saja variable signifikan yang memengaruhi analisis sentimen pemilu?

Penelitian ini berusaha mengidentifikasi variabel - variabel yang memiliki pengaruh signifikan terhadap sentimen publik dalam konteks pemilihan umum. Variabel yang dapat mempengaruhi analisis sentimen pemilu meliputi berbagai faktor. Ini termasuk karakteristik demografis pemilih, seperti sentimen publik dan lokasi, jenis media yang digunakan untuk menyebarkan informasi, serta konteks politik yang sedang berlangsung pada saat itu. Daftar ini tidak eksklusif, menandakan bahwa variabel lain juga dapat berpengaruh.

- 2) RQ2 : Apa saja model ML dengan pendekatan regresi yang dapat digunakan untuk membangun analisis sentimen pemilu?

Model - model regresi dalam ML dapat diterapkan untuk menganalisis dan memprediksi sentimen pemilu. Model - model ini berguna untuk menangani variabel prediktor yang memiliki hubungan linear dengan variabel hasil sentimen. Pendekatan ini memungkinkan peneliti untuk menilai kekuatan dan arah hubungan antara faktor - faktor seperti frekuensi kata - kata tertentu dalam data teks dan sentimen yang diungkapkan.

- 3) RQ3 : Apa saja model regresi yang memiliki performa terbaik untuk analisis sentimen pemilu?

Untuk menentukan model regresi dengan performa terbaik, penelitian ini akan mengevaluasi berbagai model menggunakan metrik seperti akurasi, precision, recall, dan F1-score. Model dengan performa terbaik bisa berbeda tergantung pada jenis data dan konteks pemilihan umum yang spesifik. Model seperti regresi logistik seringkali menjadi pilihan karena kemampuannya dalam

mengklasifikasikan data biner, sementara regresi Ridge mungkin lebih disukai jika terdapat masalah multikolinearitas dalam data.

B. SEARCH PROCESS

Untuk melaksanakan pencarian yang tidak bias dan ketat, kami menggabungkan dua pendekatan: 1) pencarian otomatis di sistem indeksasi, dan 2) pencarian snowballing pada referensi penelitian yang ditemukan melalui pencarian otomatis.

Pencarian otomatis dilakukan di tiga sistem indeksasi utama: IEEE Xplore Digital Library, Scopus, dan Watase. Pencarian dilakukan pada metadata paper: judul, abstrak, dan kata kunci. Tujuan pencarian adalah untuk menemukan penelitian yang berfokus pada analisis sentimen pemilu menggunakan ML. Setelah beberapa penyempurnaan awal, string pencarian berikut digunakan dalam pencarian otomatis: (*Election* OR vote**) AND (*sentiment analysis*) AND (*machine learning OR "artificial intelligence"*).

Pencarian snowballing pada referensi hanya diterapkan pada akhir seleksi penelitian untuk melakukan pencarian ini hanya pada penelitian yang sudah diidentifikasi relevan. Metode ini memungkinkan identifikasi penelitian tambahan yang mungkin terlewatkan dalam pencarian otomatis, memperkaya database literatur dengan sumber-sumber yang valid dan berkualitas.

C. QUALITY ASSESSMENT

Penilaian kualitas dalam tinjauan sistematis ini dilakukan dengan tujuan untuk meminimalkan bias dan memaksimalkan validitas internal dan eksternal dari penelitian yang diinklusi. Berdasarkan pedoman yang diadaptasi dari sumber yang diakui, kami menggunakan rangkaian pertanyaan untuk menilai kualitas masing - masing penelitian yang relevan [42]. Pertanyaan - pertanyaan ini dirancang untuk mengevaluasi aspek-aspek kritis dari penelitian yang dapat mempengaruhi kepercayaan pada temuan penelitian tersebut. Berikut adalah pertanyaan penilaian kualitas yang digunakan:

- 1) QA1 : Apakah tujuan/objektif penelitian diidentifikasi dengan jelas?
- 2) QA2 : Apakah karya terkait telah ditinjau secara komprehensif?
- 3) QA3 : Apakah temuan/hasil dilaporkan dengan jelas?
- 4) QA4 : Apakah bias dan ancaman terhadap validitas dibahas dengan jelas?
- 5) QA5 : Apakah penelitian membandingkan solusi yang diusulkan dan hasil dengan pekerjaan lain?

IV. REVIEW RESULTS

Pada bagian ini, kami menyajikan hasil seleksi penelitian, ringkasan keseluruhan dari makalah yang terpilih, dan hasil penilaian kualitas. Temuan dan jawaban atas pertanyaan penelitian yang telah ditetapkan dibahas di Bagian V dan VI.

A. STUDY SELECTION

Dalam tinjauan sistematis ini, kami menerapkan metode PRISMA yang sebelumnya sudah dijelaskan di bagian III un-

tuk memastikan proses seleksi penelitian yang transparan dan terstruktur. Proses seleksi dimulai dengan identifikasi awal 120 jurnal dari database Scopus menggunakan kata kunci: "*Election Sentiment Analysis with Machine Learning*" untuk periode tahun 2019-2024. Dari jumlah tersebut, 17 rekaman dieliminasi karena tidak memenuhi kriteria awal berdasarkan penilaian otomatis yang mengecualikan jurnal dari tier yang lebih rendah (Q1, Q2, Q3, Q4), dan tidak ada rekaman yang dihapus karena duplikasi atau absen abstrak seperti pada gambar 1.

Setelah proses penyaringan awal, 96 rekaman tersisa dilanjutkan ke tahap screening. Dari proses ini, 27 rekaman dieliminasi karena alasan yang tidak ditentukan lebih lanjut, menyisakan 69 rekaman yang dicari untuk penilaian lebih lanjut. Selanjutnya, dari 69 rekaman tersebut, 29 diantaranya tidak berhasil diambil untuk evaluasi lebih lanjut karena berbagai alasan seperti keterbatasan akses. Oleh karena itu, 40 penelitian yang tersisa dinilai untuk kelayakan dan semuanya diterima ke dalam tinjauan sistematis, tanpa ada pengecualian lebih lanjut.

Secara paralel, pencarian tambahan dari sumber lain menghasilkan satu laporan yang juga dinilai dan dimasukkan dalam review. Dengan demikian, total 41 laporan penelitian dianggap dalam tinjauan ini, dengan satu laporan berasal dari sumber lain.

Kemudian, Metode Spar-4-SLR adalah sebuah pendekatan yang digunakan dalam penelitian sistematis untuk mengidentifikasi, mengevaluasi, dan menganalisis literatur yang relevan dalam bidang tertentu [43]. Seperti pada gambar 2, pendekatan sistematis yang digunakan dalam review sistematis terkait analisis sentimen dalam pemilihan umum. Proses ini dimulai dengan fase '*Assembling*', di mana domain penelitian diidentifikasi untuk fokus pada analisis sentimen pemilihan umum. Pertanyaan penelitian yang akan mengarahkan review ditentukan, dan sumber utama yang digunakan adalah jurnal yang terindeks dari Q1 hingga Q4, memastikan tingkat kualitas yang tinggi dari materi yang diulas.

Selanjutnya, pada fase '*Acquisition*', pencarian literatur dilakukan melalui Scopus Database dengan menggunakan kata kunci "*Election Sentiment Analysis with Machine Learning*" untuk periode antara tahun 2019 hingga 2024. Dari pencarian ini, diperoleh 40 artikel yang relevan dan semua artikel ini dianggap memenuhi kriteria untuk inklusi dalam analisis lebih lanjut.

Pada fase '*Arranging*', artikel - artikel yang terpilih diorganisir berdasarkan beberapa kategori yang mencakup Negara, Teori, Hasil Antecedent, dan Konteks. Framework yang digunakan dalam pengorganisasian ini adalah ADO Framework (*Antecedent Decision Outcome*), yang membantu dalam mengklasifikasikan dan mengelompokkan temuan secara sistematis.

Dalam fase '*Attending*', yang merupakan tahap Puri-fikasi, tidak ada artikel yang dikecualikan, yang menunjukkan bahwa setiap artikel yang ditemukan memenuhi kriteria inklusi dan relevan untuk tinjauan sistematis ini.

Fase '*Assessing*' melibatkan evaluasi yang mendalam dari

data yang diperoleh menggunakan metode Analisis Konten, Analisis Tematik, dan Analisis Jaringan Hipotesis. Pendekatan *Best Practices* dan *Gap Analysis* juga digunakan untuk mengusulkan agenda berdasarkan temuan, menilai praktik terbaik dan mengidentifikasi kesenjangan dalam literatur yang ada.

Akhirnya, pada fase '*Reporting*', hasil dari review sistematis ini disajikan melalui berbagai alat visualisasi termasuk grafik umum, grafik jaringan, dan tabel. Pendekatan ini memungkinkan visualisasi yang efektif dari koneksi dan temuan, menyajikan data secara jelas dan mudah dipahami.

Kemudian, terdapat juga panduan pelaporan untuk *Systematic Literature Reviews* (SLR) yang bernama ROSES (*Reporting Standards for Systematic Evidence Syntheses*) yang merupakan kerangka kerja yang dikembangkan untuk meningkatkan transparansi dan kualitas pelaporan dalam tinjauan literatur sistematis [44]. Pada gambar 3, disajikan proses rinci dalam menyeleksi dan mengevaluasi studi untuk review sistematis tentang analisis sentimen terkait pemilihan umum. Diagram ini merupakan panduan visual yang mendemonstrasikan tahapan yang diikuti dalam penyeleksian dan peninjauan literatur yang relevan, mulai dari identifikasi rekaman hingga sintesis naratif dari hasil.

Pertama, proses dimulai dengan '*Searching*', di mana total 120 rekaman diidentifikasi melalui pencarian dalam database. Selain itu, satu rekaman tambahan diperoleh dari sumber lain yang terdaftar. Ini menggarisbawahi upaya menyeluruh dalam mengakumulasi data yang berpotensi relevan dari berbagai sumber informasi.

Tahap berikutnya, '*Screening*', melibatkan penghapusan duplikat, yang menghasilkan 97 rekaman. Rekaman ini kemudian menjalani penyaringan berdasarkan judul dan abstrak, di mana 27 rekaman dikecualikan, meninggalkan 70 rekaman. Penyaringan ini bertujuan untuk memfokuskan koleksi rekaman pada studi yang paling relevan dengan pertanyaan penelitian. Setelah itu, 41 artikel diambil untuk diperiksa teks penuhnya, tetapi 29 artikel tidak dapat diambil teks penuhnya, sehingga 41 artikel yang berhasil diakses teks penuhnya dipertahankan.

Dalam '*Articles and Studies*', semua 41 artikel yang telah diperoleh teks penuhnya dianalisis lebih lanjut dan semua diinklusi setelah penyaringan teks penuh. Tahap '*Critical Appraisal*' mengikutsertakan evaluasi kritis dari 41 studi tersebut, dan enam di antaranya dikecualikan berdasarkan kriteria evaluasi yang ketat, meninggalkan 35 studi yang dimasukkan dalam sintesis naratif.

'*Studies in Narrative Synthesis*' memperlihatkan bahwa semua 35 studi yang dievaluasi secara kritis dianalisis lebih lanjut dalam sintesis naratif, yang memungkinkan penyatuan hasil-hasil penelitian dalam format naratif untuk menjawab pertanyaan penelitian secara menyeluruh. Tahap ini penting untuk memahami berbagai temuan dan mengintegrasikannya ke dalam kesimpulan yang koheren.

Akhirnya, '*Qualitative/Quantitative/Other Synthesis*' menunjukkan bahwa tidak ada studi yang dimasukkan dalam bentuk sintesis kualitatif, kuantitatif, atau lainnya, yang

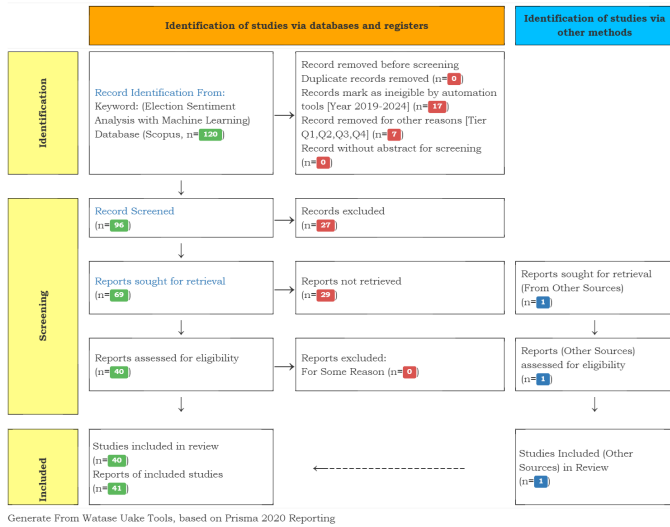


FIGURE 1. Metodologi PRISMA



FIGURE 2. Spar-4-SLR

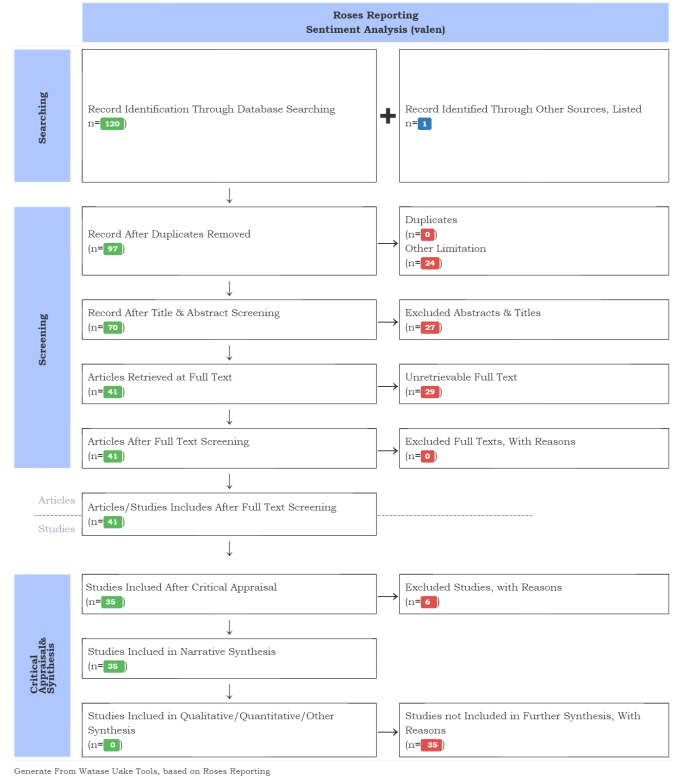


FIGURE 3. Roses

Result from Keyword Search

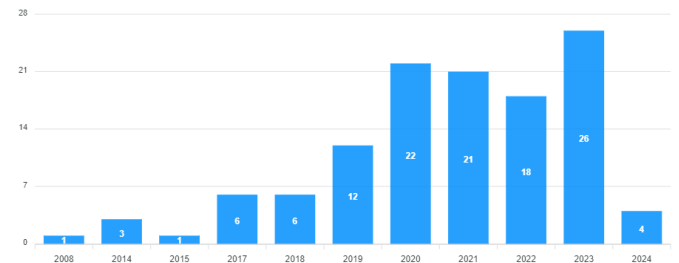


FIGURE 4. Identifikasi Awal Sebaran Tahunan Penelitian

menandakan bahwa fokus utama sintesis adalah naratif. Hal ini menggarisbawahi pendekatan yang dipilih untuk menjawab pertanyaan penelitian dengan cara yang paling sesuai dengan data yang tersedia.

Seiring dengan proses ini, kami melakukan analisis sebaran tahunan dari jurnal yang teridentifikasi, yang divisualisasikan dalam grafik bar pada gambar 4. Grafik ini menunjukkan jumlah jurnal per tahun dari tahun 2008 hingga 2024, dengan peningkatan signifikan dalam jumlah publikasi terutama mulai tahun 2019 hingga 2023. Hal ini menunjukkan peningkatan minat dan penelitian dalam analisis sentimen pemilu dengan menggunakan teknik ML selama periode tersebut, mencerminkan berkembangnya aplikasi teknologi ini dalam

analisis data pemilu. Peningkatan ini dapat dikaitkan dengan perkembangan teknologi dan metode baru dalam ML serta peningkatan ketersediaan data besar dari media sosial dan sumber lainnya yang terkait dengan pemilu.

B. OVERVIEW OF SELECTED STUDIES

Dalam tinjauan sistematis ini, kami telah memilih 40 penelitian yang relevan dari berbagai negara. Penelitian - penelitian ini menunjukkan penggunaan ML untuk analisis sentimen pemilu di seluruh dunia. Grafik 5 menunjukkan bahwa penelitian - penelitian ini paling banyak dilakukan di Amerika Serikat, dengan 10 penelitian; setelahnya, Brasil, Pakistan, Nigeria, Spanyol, dan Indonesia masing - masing melakukan tiga penelitian. Meskipun tidak banyak, negara lain seperti Cina, Iran, Singapura, dan Israel juga melakukan penelitian.

Country Study

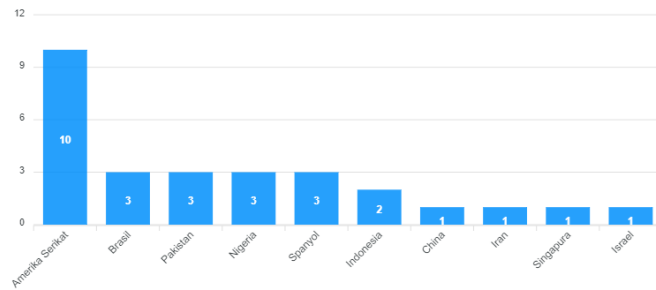


FIGURE 5. Sebaran Tahunan Penelitian

Yearly Article

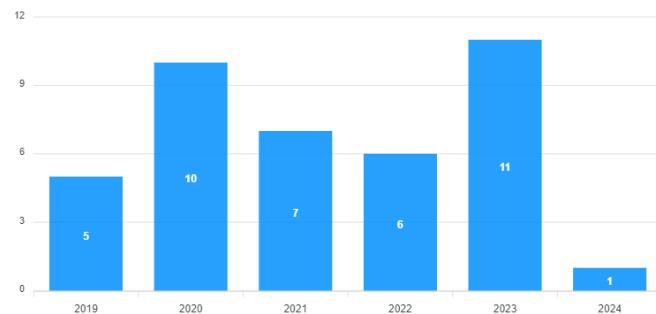


FIGURE 6. Sebaran Tahunan Penelitian

Distribusi geografis ini menunjukkan berbagai konteks politik dan sosial yang digunakan oleh teknologi analisis sentimen, menunjukkan bagaimana ML telah digunakan secara luas dalam berbagai lingkungan kebijakan dan budaya.

Kemudian, pada grafik 6 menunjukkan distribusi tahunan artikel yang dipilih. Ini terus meningkat dari tahun 2019 hingga 2023, dengan jumlah publikasi mencapai 11 artikel pada tahun 2023. Peningkatan ini menunjukkan bahwa minat pada analisis sentimen dalam pemilihan umum terus meningkat seiring berjalannya waktu. Tahun 2024 akan melihat penurunan yang signifikan. Ini mungkin disebabkan oleh data yang belum terkumpul sepenuhnya atau penurunan dalam kegiatan penelitian yang relevan.

Analisis sentimen pemilu telah berkembang menjadi alat untuk menganalisis dan memprediksi hasil pemilu dan untuk memahami dinamika sosial dan politik secara lebih luas, seperti yang ditunjukkan oleh penelitian terpilih ini. Variasi geografis dan tren temporal ini memberikan konteks penting untuk diskusi tentang temuan utama dan menjelaskan aplikasi praktis dari teknik yang digunakan dalam analisis ini.

C. QUALITY ASSESSMENT

Dalam proses Quality Assessment yang kami lakukan terhadap penelitian yang diulas, hasil menunjukkan sebagian besar penelitian memiliki kualitas yang tinggi dalam mendefinisikan tujuan dan objektif serta melakukan perbandingan dengan pekerjaan terkait seperti pada tabel 1. Secara spesi-

TABLE 1. Hasil Penilaian Kualitas Penelitian

Pertanyaan	Ya	Sebagian	Tidak
Apakah tujuan/objektif penelitian diidentifikasi dengan jelas?	100%	0%	0%
Apakah karya terkait telah ditinjau secara komprehensif?	97.56%	2.44%	0%
Apakah temuan/hasil dilaporkan dengan jelas?	95.12%	0%	4.88%
Apakah bias dan ancaman terhadap validitas dibahas dengan jelas?	48.78%	41.46%	9.76%
Apakah penelitian membandingkan solusi yang diusulkan dan hasil dengan pekerjaan lain?	92.68%	7.32%	0%

fik, 100% dari penelitian yang diulas berhasil menyatakan tujuan atau objektifnya dengan jelas, dan 92.68% berhasil melakukan perbandingan yang efektif dengan penelitian lain, menunjukkan pemahaman yang baik tentang konteks dan kontribusi mereka terhadap bidang pengetahuan. Selain itu, 95.12% dari penelitian berhasil melaporkan temuan dengan jelas, meskipun masih terdapat 4.88% yang memerlukan peningkatan dalam pelaporan hasil. Sementara itu, penilaian literatur terkait juga menunjukkan hasil yang sangat baik dengan 97.56% penelitian memberikan tinjauan yang komprehensif.

Namun, hasil penilaian juga menyoroti area yang membutuhkan perhatian lebih, terutama dalam pembahasan bias dan ancaman terhadap validitas. Hanya 48.78% penelitian yang secara efektif menjelaskan isu-isu terkait bias dan validitas, dengan 41.46% penelitian memberikan penjelasan yang kurang rinci dan 9.76% tidak membahas aspek tersebut sama sekali. Area ini menjadi fokus utama untuk peningkatan dalam penelitian mendatang, mengingat pentingnya transparansi dan ketelitian dalam meminimalkan bias dan memvalidasi temuan untuk memperkuat kepercayaan terhadap hasil penelitian.

V. DISCUSSION OF RESEARCH QUESTION

Dalam tinjauan sistematis ini, kami menjawab pertanyaan - pertanyaan penelitian yang bertujuan untuk mengeksplorasi bagaimana teknik ML telah digunakan untuk menganalisis sentimen pemilu dalam berbagai konteks dan hasilnya. Berikut adalah diskusi menyeluruh yang berfokus pada pertanyaan penelitian:

(A) RQ1: Variabel apa saja yang paling mempengaruhi analisis sentimen pemilu?

Dalam penelitian yang diinklusi, variabel "Sentimen Tweet" muncul sebagai yang paling sering diteliti, dengan keberadaan dalam 11 penelitian yang menunjukkan pentingnya tweet sebagai sumber data utama untuk menggali sentimen publik. Ini mencerminkan kecenderungan umum untuk memanfaatkan reaksi instan terhadap isu politik atau kandidat yang tercermin dalam tweet. Selanjutnya, variabel "Sentimen Politik" dan "Polarisasi Sentimen", masing-masing diteliti dalam tiga penelitian, menyoroti pentingnya memahami pembagian

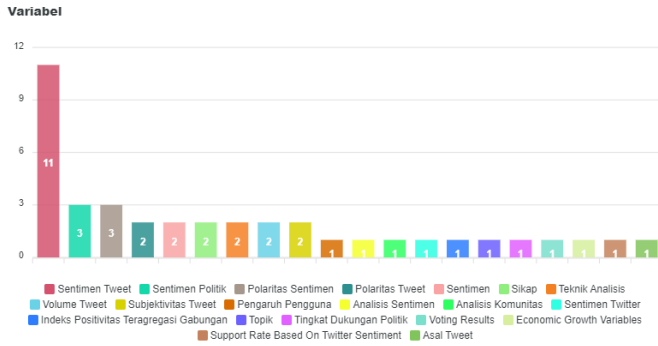


FIGURE 7. Variabel Hasil Literatur Penelitian

sentimen di antara pendukung berbagai pihak atau kandidat, yang membantu menganalisis nuansa politis dari dialog publik.

Lebih lanjut, "Volume Tweet" dan "Subjektivitas Tweet", juga masing-masing dianalisis dalam tiga penelitian, mendemonstrasikan bahwa jumlah dan sifat subjektif tweet penting untuk menilai tingkat keterlibatan dan bias pemilih. Variabel seperti "Pengaruh Pengguna", "Analisis Sentimen", dan "Topik" yang dianalisis dalam dua penelitian, memperlihatkan peran individu pengaruh atau topik tertentu dalam membentuk opini publik. Sementara itu, variabel yang jarang muncul seperti "Tingkat Dukungan Politik", "Hasil Pemungutan Suara", dan "Variabel Pertumbuhan Ekonomi", masing-masing hanya diteliti dalam satu penelitian, menunjukkan bahwa area ini mungkin memerlukan lebih banyak eksplorasi dan analisis untuk memahami dampak mereka secara penuh terhadap dinamika pemilihan umum.

Keseluruhan analisis ini menggabungkan temuan dari tabel distribusi variabel pada tabel 2 dengan pengamatan yang disediakan dalam gambar 7 untuk menawarkan perspektif yang lebih terpadu dan mendalam tentang bagaimana berbagai faktor dianggap penting dalam analisis sentimen pemilu dan bagaimana mereka dapat membantu dalam memahami dan memprediksi hasil pemilu berdasarkan dinamika sentimen publik.

TABLE 2. Variabel Hasil Literatur Penelitian

Variabel	Artikel	Jumlah Artikel
Sentimen Tweet	[12], [26], [45]–[50]	11
Sentimen Politik	[13], [51], [52]	3
Polarisasi Sentimen	[53]–[55]	3
Volume Tweet	[56]–[58]	3
Subjektivitas Tweet	[30], [53], [55]	3
Pengaruh Pengguna	[54], [59]	2
Analisis Sentimen	[57], [58]	2
Topik	[53], [60]	2
Tingkat Dukungan Politik	[61]	1
Hasil Pemungutan Suara	[56]	1
Variabel Pertumbuhan Ekonomi	[61]	1

(B) RQ2: Model ML mana yang paling efektif untuk analisis sentimen pemilu?

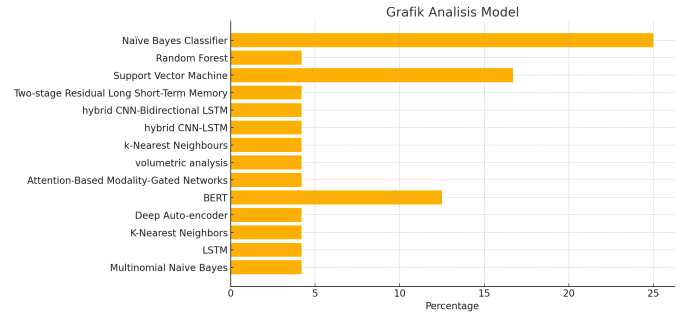


FIGURE 8. Grafik Hasil Analisis Model

Dari total 41 penelitian yang berhasil diseleksi untuk analisis, teridentifikasi beberapa model ML yang dominan dalam penelitian analisis sentimen pemilihan umum. Seperti yang terlihat pada gambar 8, Naïve Bayes Classifier mendominasi dengan penggunaan sekitar 25% dari total model yang diteliti. Model ini terpilih karena sifatnya yang efisien dalam mengelola data besar dan kemampuannya dalam mengklasifikasi teks dengan cara yang relatif sederhana namun efektif. Ini menunjukkan bahwa meskipun model ini lebih tua dibandingkan dengan algoritma terbaru, keandalannya dalam kondisi tertentu membuatnya tetap relevan di kalangan peneliti. Selanjutnya, Support Vector Machine (SVM) dan BERT juga menonjol sebagai model yang sering digunakan, masing-masing sebesar 16.67% dan 12.5%. SVM terkenal dengan kemampuannya dalam mengklasifikasikan data yang kompleks dan linier dengan margin yang optimal, sedangkan BERT menawarkan pendekatan berbasis transformer yang sangat baik untuk pemahaman bahasa alami. Kedua model ini dipilih karena kemampuan mereka dalam menghasilkan hasil yang akurat dan robust, yang sangat penting dalam analisis sentimen pemilihan umum, di mana interpretasi yang tepat dari data sentimen dapat memengaruhi pemahaman terhadap dinamika opini publik.

Dalam konteks penelitian yang dipaparkan, variabilitas dalam pemilihan model menunjukkan bahwa tidak ada satu model yang secara universal terbaik untuk semua jenis data atau kondisi penelitian. LSTM, misalnya, muncul dengan performa yang sangat baik dalam satu penelitian dengan akurasi 88% seperti pada tabel 4, menunjukkan keefektifannya dalam menganalisis data urutan yang kompleks seperti stream Twitter. Hal ini menegaskan pentingnya memilih model yang tepat berdasarkan sifat data dan kebutuhan analitis dari penelitian yang dilakukan. Pendekatan ini membantu para peneliti untuk lebih adaptif dan presisi dalam menginterpretasikan data sentimen yang seringkali bersifat dinamis dan heterogen.

(C) RQ3: Apa saja model regresi yang memiliki performa terbaik untuk analisis sentimen pemilu?

Dalam upaya mengidentifikasi model regresi yang pal-

TABLE 3. Survey Paper Pemodelan Analisis Sentimen Pemilu

Ref	Tahun	Metode	Model	Akurasi	Presisi	Recall	ROC-AUC	F1-Score	RMSE	MAE
[29]	2022	Machine Learning	BERT	-	-	-	-	-	0.8691	-
[30]	2023	-	-	-	-	-	-	-	-	0.767
[54]	2019	Machine Learning	Naïve Bayes Classifier	-	-	-	-	-	-	-
[28]	2020	Deep Learning	Deep Auto-encoder	-	-	-	-	-	0.912	-
[27]	2020	Machine Learning	Attention-Based Modality-Gated Networks	-	-	0.961	0.85	0.945	0.95	-
[31]	2021	-	-	-	-	-	-	-	-	-
[51]	2021	Machine Learning	t-distributed Stochastic Neighbor Embedding	-	-	0.84	0.78	0.91	0.68	-
[62]	2023	Deep Learning	Hybrid CNN-Bidirectional LSTM	-	-	-	-	-	-	0.93
[63]	2021	Machine Learning	Random Forest	-	-	-	-	-	-	-
[12]	2023	Machine Learning	Multinomial Naïve Bayes	-	-	-	-	-	-	0.797
[64]	2022	Machine Learning	BERT	-	-	-	-	-	0.9632	-
[49]	2023	-	-	-	-	-	-	-	-	-
[65]	2022	-	-	-	-	-	-	-	-	-
[26]	2023	Deep Learning	LSTM	88%	82.70%	87.20%	87.60%	82.90%	-	-
[48]	2023	Machine Learning	Two-gate Residual LSTM	70.16%	-	-	-	-	-	-
[66]	2024	-	-	-	-	-	-	-	-	-
[67]	2023	Machine Learning	Ensemble ANN	-	-	-	-	-	-	-
[17]	2020	-	-	-	-	-	-	-	-	-
[47]	2020	-	-	-	-	-	-	-	-	-
[60]	2019	Machine Learning	Support Vector Machine	-	-	-	-	-	-	-
[52]	2023	Machine Learning	Naïve Bayes Classifier	-	-	-	-	-	-	-
[53]	2023	Machine Learning	Naïve Bayes Classifier	-	-	-	-	-	-	-
[55]	2022	Machine Learning	Naïve Bayes Classifier	84.83%	-	-	-	-	-	-
[57]	2020	-	-	-	-	-	-	-	-	-
[58]	2021	Machine Learning	Naïve Bayes Classifier	94.58%	93.19%	-	-	-	-	-
[13]	2023	Machine Learning	Latent Semantic Analysis	-	-	-	-	-	-	-
[59]	2019	Machine Learning	Natural Language Processing	-	-	-	-	-	-	-
[68]	2022	Machine Learning	Valence Aware Dictionary and Sentiment Reasoner	-	-	-	-	-	-	-
[56]	2020	Machine Learning	k-Nearest Neighbours	-	-	-	-	-	-	0.95
[69]	2021	-	-	-	-	-	-	-	-	-
[70]	2022	Deep Learning	hybrid CNN-LSTM	75.64%	-	-	-	-	-	-

TABLE 4. Survey Paper Pemodelan Analisis Sentimen Pemilu

Ref	Tahun	Metode	Model	Akurasi	Presisi	Recall	ROC-AUC	F1-Score	RMSE	MAE
[46]	2020	Machine Learning	Naïve Bayes Classifier	32.93%	-	-	-	-	-	-
[71]	2021	-	-	-	-	-	-	-	-	-
[45]	2022	Machine Learning	Support Vector Machine	67%	80.72%	84.32%	-	82.48%	-	-
[61]	2021	Machine Learning	K-Nearest Neighbors	-	-	-	-	-	0.1526	-
[72]	2023	Machine Learning	Support Vector Machine	0.56	-	-	-	-	-	-
[50]	2019	Machine Learning	Radian6's sentiment-analysis	-	-	-	-	-	-	-
[73]	2019	Machine Learning	Volumetric Analysis	-	-	-	-	-	-	3.58
[74]	2021	Machine Learning	Support Vector Machine	92.08%	92%	92%	-	92%	-	-
[75]	2020	-	-	-	-	-	-	-	-	-
[76]	2020	Machine Learning	BERT	-	-	-	-	79.34%	-	-

ing efektif untuk analisis sentimen pemilu, penelitian ini menelaah berbagai studi yang telah menerapkan model-model tersebut pada data dari media sosial. Salah satu model yang sering digunakan adalah *K-Nearest Neighbors* (KNN). Berdasarkan analisis dari penelitian [61], model KNN berhasil mencapai nilai RMSE sebesar 0.1526 seperti yang dapat dilihat pada tabel 4, yang mengindikasikan kesalahan prediksi yang rendah dalam konteks prediksi hasil pemilu berdasarkan analisis sentimen Twitter. Nilai RMSE yang rendah ini menunjukkan tingkat akurasi yang tinggi dalam memodelkan hubungan antara sentimen yang diungkapkan di media sosial dan hasil pemilu aktual.

Selain itu, penelitian [56] juga menggunakan model KNN, dengan fokus pada pengukuran kesalahan melalui metrik MAE, yang tercatat sebesar 0.95. Walaupun metrik ini tidak secara langsung menyatakan kualitas prediktif yang superior seperti RMSE, nilai MAE ini memberikan perspektif tentang variasi kesalahan yang dihasilkan oleh model dalam kaitannya dengan skala data yang dianalisis.

Kedua penelitian ini menunjukkan bahwa model KNN tidak hanya memiliki kemampuan prediktif yang solid dalam analisis sentimen terkait pemilu, tetapi juga menawarkan keandalan dalam menghadapi variasi data yang luas. Berdasarkan bukti empiris ini, model KNN dapat direkomendasikan sebagai salah satu model regresi dengan performa terbaik untuk analisis sentimen pemilu. Implementasi model ini dalam penelitian serupa dapat diharapkan untuk memberikan wawasan yang berharga mengenai dinamika opini publik dan hasil pemilu, memungkinkan pemangku kepentingan untuk membuat keputusan yang lebih informasi.

VI. DISCUSSION OF MAIN STRENGTHS, CHALLENGES, AND FUTURE DIRECTIONS

Dalam tinjauan sistematis ini, kami telah mengidentifikasi berbagai dinamika yang berperan dalam penggunaan ML untuk analisis sentimen pemilihan umum. Sejumlah kekuatan utama telah mendorong efektivitas penelitian ini, namun tidak tanpa tantangan yang memerlukan solusi inovatif untuk masa depan. Berikut ini, kami akan membahas secara rinci mengenai kekuatan utama yang telah mendukung keberhasilan penelitian ini, tantangan yang dihadapi selama proses penelitian, serta arah masa depan yang bisa diambil untuk memperluas dan memperdalam penelitian di bidang ini.

A. MAIN STRENGTHS

Kemajuan teknologi dalam ML dan analisis data besar telah memainkan peran penting dalam meningkatkan keakuratan analisis sentimen terkait pemilihan umum. Penggunaan berbagai model ML yang adaptif menunjukkan kemampuan yang kuat dalam mengelola dan memproses data tidak terstruktur yang kompleks dari berbagai platform media sosial. Selain itu, penerapan metodologi sistematis dalam penelitian ini juga meningkatkan keandalan dan validitas temuan, memastikan bahwa analisis dilakukan dengan pendekatan yang terstruktur dan konsisten.

B. MAIN CHALLENGES

Meskipun ada kemajuan yang signifikan, tantangan dalam analisis sentimen pemilihan umum masih tetap ada. Salah satu tantangan terbesar adalah variabilitas dan kualitas data yang sering kali tidak konsisten, membuat pengkategorian sentimen menjadi lebih sulit. Masalah lain adalah kesulitan dalam generalisasi model yang efektif melintasi dataset yang beragam. Masalah ini menunjukkan pentingnya pengembangan model yang tidak hanya robust tetapi juga fleksibel dan dapat diadaptasi dengan skenario data yang berbeda. Selain

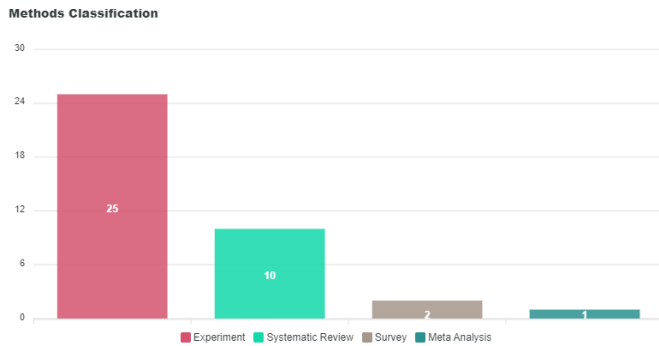


FIGURE 9. Grafik Metode Penelitian

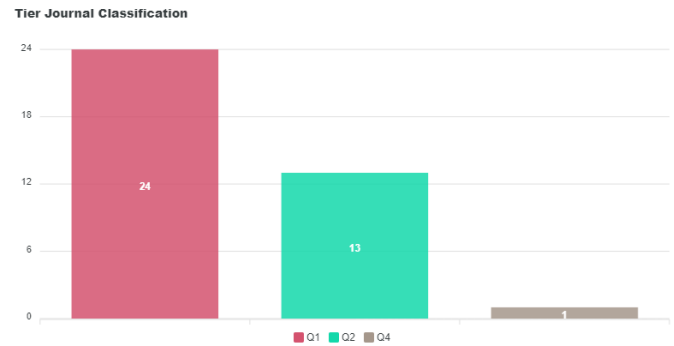


FIGURE 10. Grafik Rank Jurnal

itu, pertimbangan etis dalam penggunaan AI untuk menganalisis konten politik yang sensitif tetap menjadi perhatian utama, membutuhkan pemikiran yang mendalam tentang implementasi teknologi ini.

C. FUTURE DIRECTIONS

Untuk masa depan, ada beberapa jalur yang menjanjikan untuk penelitian dalam analisis sentimen pemilihan umum dengan menggunakan ML. Pengembangan model yang lebih canggih untuk memproses dan menafsirkan data multi-modal akan membuka kemungkinan baru dalam analisis sentimen yang lebih mendalam. Juga, terdapat kebutuhan untuk menanamkan prinsip-prinsip keadilan, akuntabilitas, dan transparansi dalam model-model ML untuk mengatasi kekhawatiran etis. Penelitian mendatang bisa fokus pada pembuatan sistem yang dapat beradaptasi dan digeneralisasi untuk beroperasi di berbagai konteks politik, menyediakan pendekatan yang lebih standar dalam analisis sentimen. Kolaborasi antar disiplin ilmu juga dapat memacu inovasi, memajukan metodologi, dan teknologi yang bisa merevolusi analisis sentimen politik.

VII. COMPARISON WITH PREVIOUS WORKS AND LIMITATIONS OF THIS STUDY

A. COMPARISON WITH PREVIOUS WORKS

Penelitian ini membandingkan berbagai metodologi yang digunakan dalam analisis sentimen pemilihan umum dengan penekanan pada penggunaan teknologi ML. Dari data yang ditampilkan, terlihat bahwa eksperimen adalah metode yang paling banyak digunakan, dengan 25 penelitian menggunakan pendekatan ini seperti pada gambar 9. Hal ini menunjukkan dominasi eksperimental dalam pengujian efektivitas model mML dalam analisis sentimen, yang sejalan dengan penelitian sebelumnya yang juga mengutamakan pendekatan eksperimental untuk validasi model secara empiris.

Dalam hal klasifikasi jurnal, penelitian ini mencakup penelitian yang diterbitkan di jurnal tier tinggi (Q1 dan Q2) seperti pada gambar 10, menandakan kualitas dan kepercayaan yang tinggi pada hasil yang dipublikasikan. Hal ini menegaskan standar tinggi dari metodologi yang digunakan dalam penelitian ini dibandingkan dengan penelitian - peneli-

tian lain yang mungkin dipublikasikan di jurnal dengan tier yang lebih rendah.

Penelitian ini juga mencakup analisis yang luas dari berbagai konteks negara, dengan penelitian terbanyak dilakukan di Amerika Serikat, diikuti oleh Pakistan, Nigeria, dan Brasil seperti yang sudah dijelaskan juga pada bagian IV pada *Overview of Selected Studies*. Ini menunjukkan bahwa teknik yang digunakan cukup robust untuk diterapkan dalam berbagai konteks geografis dan politik, sebuah aspek yang sering menjadi fokus dalam penelitian serupa sebelumnya untuk menguji adaptabilitas dan relevansi teknik di berbagai setting sosial-politik.

B. LIMITATIONS

Meskipun penelitian ini memiliki banyak kekuatan, terdapat beberapa keterbatasan yang perlu diperhatikan. Pertama, meskipun metodologi eksperimen dominan, ada hanya dua penelitian yang menggunakan pendekatan non-intrusif, yang bisa menunjukkan kurangnya diversifikasi dalam metode pengumpulan data. Pendekatan non-intrusif seringkali lebih dapat diandalkan untuk mengamati perilaku alami tanpa pengaruh dari proses penelitian itu sendiri.

Selanjutnya, sebagian besar penelitian diklasifikasikan dalam jurnal tier Q1 dan Q2, yang menunjukkan kualitas tinggi; namun, ini juga bisa mengindikasikan kemungkinan bias publikasi dimana penelitian yang memiliki hasil yang lebih menguntungkan atau lebih signifikan secara statistik lebih mungkin untuk diterbitkan. Ini mungkin membatasi pemahaman kita tentang penelitian dengan hasil yang kurang konklusif atau eksploratif yang juga penting untuk kemajuan ilmu pengetahuan.

Terakhir, meskipun penelitian telah dilakukan di berbagai negara, sebagian besar fokus masih pada Amerika Serikat, yang mungkin tidak sepenuhnya merepresentasikan dinamika global dalam analisis sentimen politik. Keterbatasan ini menunjukkan perlunya penelitian lebih lanjut yang melibatkan konteks negara-negara dengan kondisi politik dan sosial yang berbeda untuk meningkatkan generalisasi temuan.

VIII. CONCLUDING REMARKS

Berdasarkan analisis sistematis yang dilakukan dalam penelitian ini, penelitian telah memberikan wawasan mendalam mengenai penggunaan model regresi dalam ML untuk analisis sentimen pada pemilihan umum. Model - model ini, termasuk Naïve Bayes, Support Vector Machine, dan BERT, telah menunjukkan keefektifan dalam mengklasifikasikan dan memprediksi sentimen secara real-time, yang sangat penting dalam memahami dinamika opini publik dalam konteks politik yang dinamis.

Dari segi jawaban atas pertanyaan penelitian (RQ), penelitian ini telah mengidentifikasi berbagai variabel yang signifikan dalam mempengaruhi sentimen pemilih, seperti sentimen tweet dan polarisasi sentimen, yang memberikan wawasan berharga mengenai bagaimana sentimen publik dapat dipengaruhi selama kampanye pemilihan umum. Selain itu, penelitian ini juga menemukan bahwa tidak ada satu model regresi yang universal terbaik, namun beberapa model seperti LSTM menunjukkan hasil yang sangat baik dalam konteks tertentu, menegaskan pentingnya pemilihan model yang tepat berdasarkan sifat data dan kebutuhan analitis.

Penilaian kualitas dari penelitian yang diulas menunjukkan bahwa sebagian besar memiliki standar tinggi dalam mendefinisikan tujuan dan objektif serta dalam melaporkan hasil dengan jelas. Namun, tantangan tetap ada, terutama terkait dengan variabilitas kualitas data dan keterbatasan dalam generalisasi temuan. Isu etis juga menjadi perhatian utama, membutuhkan kerangka kerja yang lebih jelas dalam pengelolaan data sensitif.

Mengingat hasil dan tantangan yang dihadapi, arah masa depan penelitian ini menjanjikan dengan beberapa kemungkinan eksplorasi lebih lanjut. Pengembangan model ML yang lebih canggih yang dapat mengintegrasikan dan menganalisis data multimodal dan peningkatan transparansi serta akuntabilitas dalam analisis ML adalah beberapa dari banyak area yang dapat dijadikan fokus penelitian selanjutnya. Ini menunjukkan potensi besar dalam teknologi dan metodologi yang dapat lebih memahami dan memanfaatkan dinamika sentimen publik dalam pemilihan umum untuk memperkuat demokrasi dan kebijakan publik.

REFERENCES

- [1] R. Zaiter, N. Sabbagh, and M. Koabaz, "The impact of social media on political efficacy and real-life netizens political participation (lebanon-case study)," *International Journal of Professional Business Review*, vol. 8, no. 5, pp. e02153–e02153, 2023.
- [2] H. H. Guede-Noriega and F. García-Sánchez, "Integroly: Automatic knowledge graph population from social big data in the political marketing domain," *Applied Sciences*, vol. 12, no. 16, p. 8116, 2022.
- [3] S. Berg, T. König, and A.-K. Koster, "Political opinion formation as epistemic practice: The hashtag assemblage of #metoo," *Media and Communication*, vol. 8, no. 4, pp. 84–95, 2020.
- [4] W. Van Atteveldt, M. A. Van der Velden, and M. Boukes, "The validity of sentiment analysis: Comparing manual annotation, crowd-coding, dictionary approaches, and machine learning algorithms," *Communication Methods and Measures*, vol. 15, no. 2, pp. 121–140, 2021.
- [5] Y. Xing, H. Yang, and W. Yu, "An approach for the classification of rock types using machine learning of core and log data," *Sustainability*, vol. 15, no. 11, p. 8868, 2023.

- [6] A. AlDayel and W. Magdy, "Stance detection on social media: State of the art and trends," *Information Processing & Management*, vol. 58, no. 4, p. 102597, 2021.
- [7] F. Rustam, I. Ashraf, A. Mehmood, S. Ullah, and G. S. Choi, "Tweets classification on the base of sentiments for us airline companies," *Entropy*, vol. 21, no. 11, p. 1078, 2019.
- [8] N. Chen, Y. Sun, and Y. Yan, "Sentiment analysis and research based on two-channel parallel hybrid neural network model with attention mechanism," *IET Control Theory & Applications*, vol. 17, no. 17, pp. 2259–2267, 2023.
- [9] M. Z. Ansari, M.-B. Aziz, M. Siddiqui, H. Mehra, and K. Singh, "Analysis of political sentiment orientations on twitter," *Procedia computer science*, vol. 167, pp. 1821–1828, 2020.
- [10] A. Alqahtani, S. B. Khan, J. Alqahtani, S. AlYami, and F. Alfayez, "Sentiment analysis of semantically interoperable social media platforms using computational intelligence techniques," *Applied Sciences*, vol. 13, no. 13, p. 7599, 2023.
- [11] D. A. Musleh, I. Alkhawaja, A. Alkhawaja, M. Alghamdi, H. Abahussain, F. Alfawaz, N. Min-Allah, and M. M. Abdulqader, "Arabic sentiment analysis of youtube comments: Nlp-based machine learning approaches for content evaluation," *Big Data and Cognitive Computing*, vol. 7, no. 3, p. 127, 2023.
- [12] R. Rizk, D. Rizk, F. Rizk, and S. Hsu, "280 characters to the white house: predicting 2020 us presidential elections from twitter data," *Computational and Mathematical Organization Theory*, vol. 29, no. 4, pp. 542–569, 2023.
- [13] R. G. Mayopu, Y.-Y. Wang, and L.-S. Chen, "Analyzing online fake news using latent semantic analysis: Case of usa election campaign," *Big Data and Cognitive Computing*, vol. 7, no. 2, p. 81, 2023.
- [14] Q. X. Ng, C. E. Yau, Y. Lim, L. Wong, and T. Liew, "Public sentiment on the global outbreak of monkeypox: An unsupervised machine learning analysis of 352,182 twitter posts," *Public Health*, vol. 213, pp. 1–4, 2022.
- [15] S. Mohan, S. Mullapudi, S. Sammeta, P. Vijayvergia, and D. C. Anastasiu, "Stock price prediction using news sentiment analysis," in *2019 IEEE fifth international conference on big data computing service and applications (BigDataService)*, pp. 205–208, IEEE, 2019.
- [16] R. Chandra and A. Krishna, "Covid-19 sentiment analysis via deep learning during the rise of novel cases," *PloS one*, vol. 16, no. 8, p. e0255615, 2021.
- [17] P. Singh, Y. K. Dwivedi, K. S. Kahlon, A. Pathania, and R. S. Sawhney, "Can twitter analytics predict election outcome? an insight from 2017 punjab assembly elections," *Government Information Quarterly*, vol. 37, no. 2, p. 101444, 2020.
- [18] A. A. Aziz and A. Starkey, "Predicting supervise machine learning performances for sentiment analysis using contextual-based approaches," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 17722–17733, 2019.
- [19] A. S. Talaat, "Sentiment analysis classification system using hybrid bert models," *Journal of Big Data*, vol. 10, no. 1, p. 110, 2023.
- [20] R. Bhaskaran, S. Saravanan, M. Kavitha, C. Jeyalakshmi, S. Kadry, H. T. Rauf, and R. Alkhamash, "Intelligent machine learning with metaheuristics based sentiment analysis and classification," *Comput. Syst. Sci. Eng.*, vol. 44, no. 1, pp. 235–247, 2023.
- [21] H. O. Ahmad and S. U. Umar, "Sentiment analysis of financial textual data using machine learning and deep learning models," *Informatica*, vol. 47, no. 5, 2023.
- [22] A. Seilsepour, R. Ravanmehr, and R. Nassiri, "Topic sentiment analysis based on deep neural network using document embedding technique," *The Journal of Supercomputing*, vol. 79, no. 17, pp. 19809–19847, 2023.
- [23] Y. Wang, Q. Chen, M. H. Ahmed, Z. Chen, J. Su, W. Pan, and Z. Li, "Supervised gradual machine learning for aspect-term sentiment analysis," *Transactions of the Association for Computational Linguistics*, vol. 11, pp. 723–739, 2023.
- [24] X. Wang, M. Zhang, B. Chen, D. Wei, and Y. Shao, "Dynamic weighted multitask learning and contrastive learning for multimodal sentiment analysis," *Electronics*, vol. 12, no. 13, p. 2986, 2023.
- [25] E. Miranda, M. Aryuni, R. Hariyanto, and E. S. Surya, "Sentiment analysis using sentiwordnet and machine learning approach (indonesia general election opinion from the twitter content)," in *2019 International conference on information management and technology (ICIMTech)*, vol. 1, pp. 62–67, IEEE, 2019.
- [26] O. Olabanjo, A. Wusu, O. Afisi, M. Asokere, R. Padonu, O. Olabanjo, O. Ojo, O. Folorunso, B. Aribisala, and M. Mazzara, "From twitter to aso-rock: A sentiment analysis framework for understanding nigeria 2023 presidential election," *Heliyon*, vol. 9, no. 5, 2023.

- [27] F. Huang, K. Wei, J. Weng, and Z. Li, "Attention-based modality-gated networks for image-text sentiment analysis," *ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications, and Applications (TOMM)*, vol. 16, no. 3, pp. 1–19, 2020.
- [28] M. M. Ibanez, R. R. Rosa, and L. N. Guimaraes, "Sentiment analysis applied to analyze society's emotion in two different context in social media," *Inteligencia Artificial*, vol. 23, no. 66, pp. 66–84, 2020.
- [29] M. C. Galgoczy, A. Phatak, D. Vinson, V. K. Mago, and P. J. Giabbanelli, "(re) shaping online narratives: when bots promote the message of president trump during his first impeachment," *PeerJ Computer Science*, vol. 8, p. e947, 2022.
- [30] Q. Alvi, S. F. Ali, S. B. Ahmed, N. A. Khan, M. Javed, and H. Nobanee, "On the frontiers of twitter data and sentiment analysis in election prediction: a review," *PeerJ Computer Science*, vol. 9, p. e1517, 2023.
- [31] A. Britzolakis, H. Kondylakis, and N. Papadakis, "A review on lexicon-based and machine learning political sentiment analysis using tweets," *International Journal of Semantic Computing*, vol. 14, no. 04, pp. 517–563, 2020.
- [32] H. Shah, D. Wolfe, M. Clemons, M. Liu, K. Thavorn, A.-A. Veroniki, C. Lunny, G. Pond, S. McGee, B. Skidmore, et al., "Can routinely collected administrative data effectively be used to evaluate and validate endpoints used in breast cancer clinical trials? protocol for a scoping review of the literature," *Systematic Reviews*, vol. 12, no. 1, p. 117, 2023.
- [33] R. U. Shaik, N. Relangi, and K. Thangavel, "Mathematical modelling of a propellant gauging system: A case study on prisma," *Aerospace*, vol. 10, no. 6, p. 567, 2023.
- [34] P. Souto-Ceccon, G. Simarro, P. Ciavola, A. Taramelli, and C. Armaroli, "Shoreline detection from prisma hyperspectral remotely-sensed images," *Remote Sensing*, vol. 15, no. 8, p. 2117, 2023.
- [35] Y. Harie, B. P. Gautam, and K. Wasaki, "Computer vision techniques for growth prediction: A prisma-based systematic literature review," *Applied Sciences*, vol. 13, no. 9, p. 5335, 2023.
- [36] A. B. Pascual-Venteo, E. Portalés, K. Berger, G. Tagliabue, J. L. Garcia, A. Pérez-Suay, J. P. Rivera-Caicedo, and J. Verrelst, "Prototyping crop traits retrieval models for chime: Dimensionality reduction strategies applied to prisma data," *Remote sensing*, vol. 14, no. 10, p. 2448, 2022.
- [37] S. Gaur, N. Das, R. Bhattacharjee, A. Ohri, and D. Patra, "A novel band selection architecture to propose a built-up index for hyperspectral sensor prisma," *Earth Science Informatics*, vol. 16, no. 1, pp. 887–898, 2023.
- [38] L. A. Kahale, V. Piechotta, J. E. McKenzie, E. Dorando, C. Iannizzi, J. M. Barker, M. J. Page, N. Skoetz, and E. A. Akl, "Extension of the prisma 2020 statement for living systematic reviews (lsrs): protocol," *F1000Research*, vol. 11, p. 109, 2022.
- [39] A. Pellegrino, A. Fabbretto, M. Bresciani, T. M. A. de Lima, F. Braga, N. Pahlevan, V. E. Brando, S. Kratzer, M. Gianinetto, and C. Giardino, "Assessing the accuracy of prisma standard reflectance products in globally distributed aquatic sites," *Remote Sensing*, vol. 15, no. 8, p. 2163, 2023.
- [40] F. Li, T. Yigitcanlar, M. Nepal, K. N. Thanh, and F. Dur, "Understanding urban heat vulnerability assessment methods: A prisma review," *Energies*, vol. 15, no. 19, p. 6998, 2022.
- [41] L. Liu, L. S. Lee, H.-V. Seow, and C. Y. Chen, "Logistics center location-inventory-routing problem optimization: A systematic review using prisma method," *Sustainability*, vol. 14, no. 23, p. 15853, 2022.
- [42] R. Wilson, J. Goonetillake, W. Indika, and A. Ginige, "A conceptual model for ontology quality assessment," *Semantic Web*, no. Preprint, pp. 1–47, 2022.
- [43] L. R. Campuzano, G. A. Hincapié Llanos, J. W. Zartha Sossa, G. L. Orozco Mendoza, J. C. Palacio, and M. Herrera, "Barriers to the adoption of innovations for sustainable development in the agricultural sector—systematic literature review (slr)," *Sustainability*, vol. 15, no. 5, p. 4374, 2023.
- [44] N. S. Zakaria, A. Othman, and N. A. M. Nor, "A systematic literature review on the development of halal tourism: Review protocol guided by roses," *Russian Law Journal*, vol. 11, no. 3, pp. 2139–2153, 2023.
- [45] H. Ali, H. Farman, H. Yar, Z. Khan, S. Habib, and A. Ammar, "Deep learning-based election results prediction using twitter activity," *Soft Computing*, vol. 26, no. 16, pp. 7535–7543, 2022.
- [46] I. Onyenwe, S. Nwagbo, N. Mbeledogu, and E. Onyedima, "The impact of political party/candidate on the election results from a sentiment analysis perspective using# anambradecides2017 tweets," *Social Network Analysis and Mining*, vol. 10, pp. 1–17, 2020.
- [47] J. Pastor-Galindo, M. Zago, P. Nespola, S. L. Bernal, A. H. Celdrán, M. G. Pérez, J. A. Ruipérez-Valiente, G. M. Pérez, and F. G. Mármol, "Twitter social bots: The 2019 spanish general election data," *Data in brief*, vol. 32, p. 106047, 2020.
- [48] D. O. Oyewola, L. A. Oladimeji, S. O. Julius, L. B. Kachalla, and E. G. Dada, "Optimizing sentiment analysis of nigerian 2023 presidential election using two-stage residual long short term memory," *Heliyon*, vol. 9, no. 4, 2023.
- [49] D. Antypas, A. Preece, and J. Camacho-Collados, "Negativity spreads faster: A large-scale multilingual twitter analysis on the role of sentiment in political communication," *Online Social Networks and Media*, vol. 33, p. 100242, 2023.
- [50] B. Boatwright, J. P. Mazer, and S. Beach, "The 2016 us presidential election and transition events: A social media volume and sentiment analysis," *Southern Communication Journal*, vol. 84, no. 3, pp. 196–209, 2019.
- [51] M. Rodríguez-Ibáñez, F.-J. Gimeno-Blanes, P. M. Cuenca-Jiménez, C. Soguero-Ruiz, and J. L. Rojo-Álvarez, "Sentiment analysis of political tweets from the 2019 spanish elections," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 101847–101862, 2021.
- [52] R. Olimpio da Silva, J. C. Losada, and J. Borondo, "Analyzing the emotions that news agencies express towards candidates during electoral campaigns: 2018 brazilian presidential election as a case of study," *Social Sciences*, vol. 12, no. 8, p. 458, 2023.
- [53] J. Katalinić, I. Duner, and S. Seljan, "Polarizing topics on twitter in the 2022 united states elections," *Information*, vol. 14, no. 11, p. 609, 2023.
- [54] M. N. Habibi et al., "Analysis of indonesia politics polarization before 2019 president election using sentiment analysis and social network analysis," *International Journal of Modern Education and Computer Science*, vol. 11, no. 11, p. 22, 2019.
- [55] J. J. E. MacMahon, C. N. Villavicencio, X. A. Inbaraj, and J.-H. Jeng, "A semi-supervised approach to sentiment analysis of tweets during the 2022 philippine presidential election," *Information*, vol. 13, no. 10, p. 484, 2022.
- [56] D. Grimaldi, J. D. Cely, and H. Arboleda, "Inferring the votes in a new political landscape: The case of the 2019 spanish presidential elections," *Journal of Big Data*, vol. 7, no. 1, p. 58, 2020.
- [57] M. M. Skoric, J. Liu, and K. Jaidka, "Electoral and public opinion forecasts with social media data: A meta-analysis," *Information*, vol. 11, no. 4, p. 187, 2020.
- [58] H. N. Chaudhry, Y. Javed, F. Kulsoom, Z. Mehmood, Z. I. Khan, U. Shoaib, and S. H. Janjua, "Sentiment analysis of before and after elections: Twitter data of us election 2020," *Electronics*, vol. 10, no. 17, p. 2082, 2021.
- [59] E. Khazraee, "Mapping the political landscape of persian twitter: The case of 2013 presidential election," *Big Data & Society*, vol. 6, no. 1, p. 2053951719835232, 2019.
- [60] H. Murfi, F. L. Siagian, and Y. Satria, "Topic features for machine learning-based sentiment analysis in indonesian tweets," *International Journal of Intelligent Computing and Cybernetics*, vol. 12, no. 1, pp. 70–81, 2019.
- [61] R. Liu, X. Yao, C. Guo, and X. Wei, "Can we forecast presidential election using twitter data? an integrative modelling approach," *Annals of GIS*, vol. 27, no. 1, pp. 43–56, 2021.
- [62] F. Alemayehu, M. Meshesha, and J. Abate, "Amharic political sentiment analysis using deep learning approaches," *Scientific Reports*, vol. 13, no. 1, p. 17982, 2023.
- [63] Y. Matalon, O. Magdaci, A. Almozlino, and D. Yamin, "Using sentiment analysis to predict opinion inversion in tweets of political communication," *Scientific reports*, vol. 11, no. 1, p. 7250, 2021.
- [64] S. E. Bestvater and B. L. Monroe, "Sentiment is not stance: Target-aware opinion classification for political text analysis," *Political Analysis*, vol. 31, no. 2, pp. 235–256, 2023.
- [65] J. Friedrichs, N. Stoehr, and G. Formisano, "Fear-anger contests: Governmental and populist politics of emotion," *Online Social Networks and Media*, vol. 32, p. 100240, 2022.
- [66] K. Brito, R. L. C. Silva Filho, and P. J. L. Adeodato, "Stop trying to predict elections only with twitter—there are other data sources and technical issues to be improved," *Government Information Quarterly*, vol. 41, no. 1, p. 101899, 2024.
- [67] K. Brito and P. J. L. Adeodato, "Machine learning for predicting elections in latin america based on social media engagement and polls," *Government Information Quarterly*, vol. 40, no. 1, p. 101782, 2023.
- [68] R. H. Ali, G. Pinto, E. Lawrie, and E. J. Linstead, "A large-scale sentiment analysis of tweets pertaining to the 2020 us presidential election," *Journal of big Data*, vol. 9, no. 1, p. 79, 2022.
- [69] K. D. S. Brito, R. L. C. Silva Filho, and P. J. L. Adeodato, "A systematic review of predicting elections based on social media data: research challenges and future directions," *IEEE Transactions on Computational Social Systems*, vol. 8, no. 4, pp. 819–843, 2021.

- [70] D. Karamouzas, I. Mademlis, and I. Pitas, "Public opinion monitoring through collective semantic analysis of tweets," *Social Network Analysis and Mining*, vol. 12, no. 1, p. 91, 2022.
- [71] P. Chauhan, N. Sharma, and G. Sikka, "The emergence of social media data and sentiment analysis in election prediction," *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, vol. 12, pp. 2601–2627, 2021.
- [72] M. Overbeck, C. Baden, T. Aharoni, E. Amit-Danhi, and K. Tenenboim-Weinblatt, "Beyond sentiment: an algorithmic strategy for identifying evaluations within large text corpora," *Communication Methods and Measures*, pp. 1–22, 2023.
- [73] K. Jaidka, S. Ahmed, M. Skoric, and M. Hilbert, "Predicting elections from social media: a three-country, three-method comparative study," *Asian Journal of Communication*, vol. 29, no. 3, pp. 252–273, 2019.
- [74] H. Ullah, B. Ahmad, I. Sana, A. Sattar, A. Khan, S. Akbar, and M. Z. Asghar, "Comparative study for machine learning classifier recommendation to predict political affiliation based on online reviews," *CAAI Transactions on Intelligence Technology*, vol. 6, no. 3, pp. 251–264, 2021.
- [75] F. Falck, J. Marstaller, N. Stoeck, S. Maucher, J. Ren, A. Thalhammer, A. Rettinger, and R. Studer, "Measuring proximity between newspapers and political parties: the sentiment political compass," *Policy & internet*, vol. 12, no. 3, pp. 367–399, 2020.
- [76] C. Chang and X. Wang, "Research on dynamic political sentiment polarity analysis of specific group twitter based on deep learning method," in *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1651, p. 012108, IOP Publishing, 2020.

...