

Penerapan Algoritma Apriori pada Asosiasi Generasi Z dan Domisili Terhadap Partisipasi Pemilih Muda pada Pemilu dan Pilkada 2024

Relita Buaton¹, Anton Sihombing², Kristina Anastasia Br. Sitepu³, Siti Nur Azizah³, Mutiara Febrianta^{3,*}

¹ Teknik Informatika, Ilmu Komputer, STMIK Kaputama, Kota Binjai, Indonesia

² Kompetetisasi Akuntansi, Ilmu Komputer, STMIK Kaputama, Kota Binjai, Indonesia

³ Sistem Infirmasi, Ilmu Komputer, STMIK Kaputama, Kota Binjai, Indonesia

Jl. Veteran No.4A-9A, Tangsi, Kec. Binjai Kota, Kota Binjai, Sumatera Utara, Indonesia

Email: ¹relitabuaton@kaputama.ac.id, ²sihombinganton1964@email.com, ³kannatasia88@email.com, ⁴azizahasm31@email.com, ^{5,*}mutiarafebrrntt1507@email.com

(* : coressponding author)

Abstrak—Pemilu dan Pilkada 2024 mencatat fenomena penting berupa dominasi pemilih muda dari kalangan Generasi Z dan milenial yang mencapai 56,45% dari total Daftar Pemilih Tetap nasional. Namun, tingginya proporsi tersebut tidak serta-merta diikuti oleh tingkat partisipasi yang optimal, khususnya di tingkat daerah seperti Kota Binjai. Penelitian ini bertujuan menganalisis pola partisipasi Generasi Z dalam Pemilu dan Pilkada 2024 di Kota Binjai menggunakan algoritma Apriori dengan kerangka kerja CRISP-DM. Dataset yang digunakan bersumber dari rekapitulasi KPU Kota Binjai dengan total 1.201 data pemilih Gen Z, menggunakan empat atribut yaitu kategori umur pemilih, kecamatan, status kehadiran Pemilu, dan status kehadiran Pilkada. Proses pemodelan diterapkan dengan nilai minimum support 0,04 dan minimum confidence 0,5, menghasilkan 19 association rules dengan seluruh nilai lift > 1. Pendekatan Association Rule Mining ini terbukti mampu mengungkap keterkaitan antar-atribut demografis pemilih secara lebih mendalam dibandingkan analisis statistik deskriptif konvensional, sehingga memberikan wawasan yang lebih kaya bagi perumusan kebijakan partisipasi pemilih. Temuan utama menunjukkan bahwa Gen Z Menengah (usia 20–23 tahun) merupakan kelompok paling dominan dalam menghadiri Pemilu, Kecamatan Binjai Barat mencatat partisipasi tertinggi, sementara terdapat pola selektivitas partisipasi di mana ketidakhadiran pada Pilkada tidak selalu mencerminkan apatisme politik secara menyeluruh. Hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi bahan rekomendasi bagi KPU Kota Binjai dalam merancang strategi peningkatan partisipasi pemilih muda.

Kata Kunci: Generasi Z; Pemilu; Pilkada; CRISP-DM; Association Rule Mining

Abstract—The 2024 General Election and Regional Election recorded a significant phenomenon in which young voters from Generation Z and millennials dominated the national permanent voter list, accounting for 56.45% of the total electorate. However, this high proportion was not necessarily followed by optimal participation rates, particularly at the regional level such as in Binjai City. This study aims to analyze the participation patterns of Generation Z in the 2024 General Election and Regional Election in Binjai City using the Apriori algorithm within the CRISP-DM framework. The dataset was obtained from the Binjai City KPU recapitulation, consisting of 1,201 Gen Z voter records with four attributes: voter age category, sub-district, general election attendance status, and regional election attendance status. The modeling process was applied with a minimum support of 0.04 and a minimum confidence of 0.5, generating 19 association rules with all lift values exceeding 1. The main findings indicate that Middle Gen Z (aged 20–23 years) is the most dominant group in attending the General Election, Binjai Barat Sub-district recorded the highest participation rate, and a selective participation pattern was identified in which non-attendance at the Regional Election does not necessarily reflect overall political apathy. The findings of this study are expected to serve as recommendations for the Binjai City KPU in designing more targeted strategies to improve young voter participation.

Keywords: Generation Z; General Election; Regional Election; CRISP-DM; Association Rule Mining

1. PENDAHULUAN

Pemilu dan Pilkada merupakan asas kekuasaan politik berasal dari rakyat serta wujud nyata praktik demokrasi dalam menentukan arah kepemimpinan bangsa dan bentuk legitimasi kekuasaan baru [1]. Dalam keikutsertaan elemen masyarakat dalam proses demokrasi tersebut, generasi muda menempati posisi yang semakin strategis dan tidak dapat diabaikan. Pada Pemilu 2024, Komisi Pemilihan Umum (KPU) menetapkan data Daftar Pemilih Tetap (DPT) sebanyak 204.807.222 [2], sebanyak 33,60% atau sekitar 66,8 juta merupakan pemilih dari generasi milenial, sementara generasi Z menyumbang 22,85% atau sekitar 46,8 juta pemilih [3]. Angka tersebut memperjelas bahwa generasi muda, khususnya Gen Z adalah aktor krusial yang berpotensi menentukan arah hasil pemilihan. Survei Centre for Strategic and International Studies (CSIS) mencatat bahwa partisipasi pemilih muda meningkat dari 85,9% pada Pemilu 2014 menjadi 91,3% pada Pemilu 2019 [4]. Namun dari peningkatan tren partisipasi tersebut, literasi politik pemilih muda dari satu siklus pemilu ke siklus berikutnya cenderung menurun karena ketergantungan media sosial [5].

Kondisi tersebut memperkuat keyakinan bahwa kesadaran politik generasi muda masih menjadi tantangan. Di Kota Binjai, kecenderungan rendahnya partisipasi politik dari kalangan pemuda dalam Pemilu dan Pilkada juga masih menjadi persoalan. Berbagai upaya telah dilakukan KPU Kota Binjai, seperti kampanye digital, penyuluhan, dan kemitraan bersama komunitas pemuda. Secara demografis, Data Rekapitulasi KPU Kota Binjai menunjukkan bahwa dari total 215.861 orang pemilih tetap pada Pemilu 2024, terdapat potensi suara yang besar yakni 24.958 pemilih pemuda yang berada pada usia 17–21 tahun [6]. Kompleksitas pola partisipasi tersebut tidak cukup dijelaskan hanya melalui pendekatan statistik deskriptif semata. Diperlukan sebuah metode yang mampu mengungkap hubungan antar-faktor secara lebih mendalam dari data yang tersedia.

Algoritma Apriori merupakan salah satu metode aturan asosiatif dalam data mining yang secara khusus dirancang untuk menemukan frequent itemset dan menghasilkan association rules dari sekumpulan data transaksi atau atribut [7].

Metode ini bekerja dengan mengidentifikasi kombinasi item yang sering muncul bersamaan berdasarkan nilai support dan confidence yang telah ditentukan [8]. Dibandingkan metode statistik deskriptif yang hanya menggambarkan distribusi data, Apriori memiliki keunggulan mampu menemukan pola yang melibatkan banyak variabel sekaligus, sehingga lebih sesuai untuk menganalisis keterkaitan antara karakteristik demografis pemilih dengan pola partisipasi mereka dalam pemilu maupun pilkada.

Berbagai penelitian terdahulu telah mengkaji partisipasi politik Generasi Z dari sudut pandang yang beragam. Pratama dkk. [17] menemukan bahwa partisipasi pemilih Generasi Z pada Pemilihan Presiden 2024 dipengaruhi oleh intensitas penggunaan media sosial, namun penelitian tersebut hanya menggunakan pendekatan deskriptif kualitatif dengan jumlah informan yang terbatas. Nabila dkk. [18] mengungkapkan bahwa literasi politik Generasi Z pada Pilkada 2024 berkorelasi kuat dengan penggunaan Instagram, tetapi analisis yang dilakukan bersifat regresi linear sederhana yang belum mampu mengungkap pola keterkaitan antar-atribut demografis secara simultan. Sementara itu, penelitian Muhammad dkk. [20] mengenai perilaku pemilih pada pemilu legislatif 2024 di Indonesia lebih berfokus pada pendekatan rational choice yang bersifat kualitatif-interpretatif. Ketiga penelitian tersebut menunjukkan bahwa kajian partisipasi Generasi Z masih didominasi oleh pendekatan survei dan statistik inferensial klasik, sementara pendekatan data mining yang mampu mengungkap pola asosiasi antar-atribut secara eksplisit—seperti kombinasi usia, domisili, dan riwayat kehadiran pemilu sebelumnya terhadap partisipasi berikutnya—masih jarang diterapkan pada konteks pemilih muda Indonesia.

Sebagai metode pembanding, pendekatan klasterisasi juga pernah digunakan oleh Febrianta dkk. [6] untuk mengelompokkan pemilih muda berdasarkan minat terhadap Pemilu dan Pilkada; namun klasterisasi hanya mampu mengelompokkan data berdasarkan kemiripan tanpa mengungkap aturan keterkaitan eksplisit antar-atribut. Di ranah internasional, Jubair dkk. [19] menerapkan algoritma Apriori pada data survei pemilih Amerika Serikat dan berhasil menemukan pola asosiasi antara pengalaman pemilih dengan tingkat kepercayaan terhadap penyelenggaraan pemilu, membuktikan bahwa Association Rule Mining efektif digunakan pada domain analisis perilaku pemilih. Berdasarkan uraian tersebut, terdapat GAP penelitian berupa belum adanya kajian yang menerapkan algoritma Apriori untuk mengungkap pola asosiasi multi-atribut, yaitu usia, domisili, dan riwayat kehadiran, terhadap partisipasi Generasi Z pada Pemilu dan Pilkada 2024 secara simultan di Indonesia. Penelitian ini bermaksud mengisi kekosongan tersebut dengan menggabungkan kerangka kerja CRISP-DM dan algoritma Apriori sebagai solusi analisis yang lebih komprehensif dibandingkan pendekatan deskriptif maupun klasterisasi yang telah dilakukan pada penelitian-penelitian sebelumnya.

Berdasarkan uraian di atas, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pola partisipasi Generasi Z dalam Pemilu dan Pilkada 2024 di Kota Binjai menggunakan algoritma Apriori, dengan variabel umur, domisili, status kehadiran pada Pemilu, dan status kehadiran pada Pilkada sebagai atributnya. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan gambaran pola asosiasi yang bermakna sebagai bahan evaluasi dan rekomendasi bagi KPU maupun pemangku kepentingan terkait dalam meningkatkan partisipasi pemilih muda ke depannya. Secara khusus, penelitian ini diharapkan berkontribusi pada dua aspek: pertama, aspek teoretis berupa penambahan literatur mengenai penerapan Association Rule Mining pada ranah partisipasi politik pemilih muda di Indonesia yang masih terbatas; kedua, aspek praktis berupa peta prioritas kelompok usia dan wilayah kecamatan yang dapat dijadikan acuan penyelenggara pemilu dalam merancang program sosialisasi yang lebih tepat sasaran menjelang kontestasi elektoral berikutnya.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Data Mining

Data mining merupakan proses penemuan pengetahuan dari kumpulan database dengan ukuran volume data yang beragam. Temuan pengetahuan ini berupa pola, hubungan, maupun informasi yang tersembunyi dan bernilai guna dalam pengambilan keputusan. Beragam pendekatan data mining dapat diadaptasikan sesuai dengan proses dan target yang dicapai secara menyeluruh. Proses menentukan metode atau algoritma merupakan langkah yang penting sebagai tujuan khusus analisis serta pada tahapan seluruh proses penemuan pola dari data penelitian [9].

2.2 Aturan Asosiasi

Juga disebut sebagai *Association rules* dan termasuk bagian dari data mining. Teknik ini bertujuan menemukan aturan asosiasi yang menggambarkan hubungan kemunculan bersamaan antar-item dalam sebuah dataset [10]. Pembentukan aturan asosiasi ini didasarkan pada analisis pada pola-pola terhadap sekumpulan data yang memiliki frekuensi kemunculan tinggi, diistilahkan sebagai Frequent patterns, analisis ini memanfaatkan parameter *Support* dan *Confidence* dan *Lift*. *Support* adalah proporsi kemunculan suatu kombinasi item terhadap keseluruhan data, *Confidence* menunjukkan tingkat kepercayaan bahwa jika item A muncul, maka item B juga akan muncul, serta *Lift* mendeskripsikan ukuran seberapa jauh hubungan antar-item melebihi probabilitas acak, di mana nilai lift > 1 membuktikan adanya asosiasi yang terkuat [11].

2.3 Algoritma Apriori

Algoritma Apriori merupakan metode standar pada association rule mining yang dikembangkan oleh Agrawal dan Srikant (1994) [12]. Algoritma ini bekerja berdasarkan prinsip apriori property, yang menyatakan bahwa setiap subset dari suatu frequent itemset pasti juga merupakan frequent itemset [13]. Konsep ini menghasilkan efisiensi komputasi yang tinggi

karena algoritma mampu memangkas ruang pencarian secara langsung dengan mengeliminasi kombinasi item yang tidak mencapai ambang batas (*minimum support*) sejak tahap awal. Secara umum, algoritma Apriori bekerja melalui dua tahapan utama, yaitu:

- Pembentukan Frequent Itemset: Algoritma memindai seluruh dataset untuk menghitung untuk mengukur tingkat frekuensi setiap kombinasi item, di mana kombinasi yang memenuhi nilai minimum support akan ditetapkan sebagai frequent itemset dan menjadi kandidat untuk tahap berikutnya.
- Pembangkitan Association Rules: Dari frequent itemset yang telah ditemukan, algoritma menghasilkan aturan asosiasi yang memenuhi ambang batas minimum confidence yang telah ditetapkan.

Adapun rumus dalam algoritma Apriori dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$Support(A) = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung } A}{\text{Total Transaksi}} \quad (1)$$

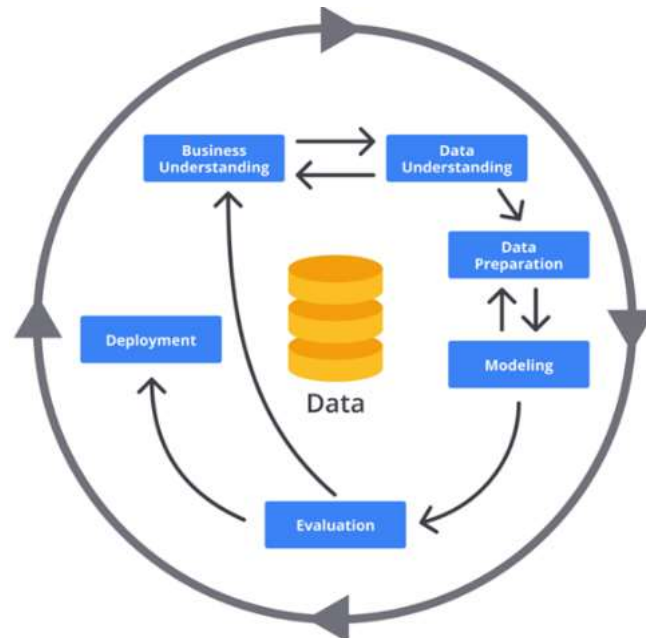
$$Confidence(A \rightarrow B) = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung } A \text{ dan } B}{\text{Jumlah Transaksi Mengandung } A} \quad (2)$$

$$Lift(A \rightarrow B) = \frac{Confidence(A \rightarrow B)}{Support(B)} \quad (3)$$

Keterangan: A dan B masing-masing merupakan atribut atau itemset yang dianalisis dalam aturan asosiasi, misalnya kategori umur pemilih, kecamatan domisili, status kehadiran Pemilu, atau status kehadiran Pilkada. Jumlah Transaksi Mengandung A adalah banyaknya baris data yang memuat itemset A, sedangkan Total Transaksi adalah jumlah keseluruhan data pemilih yang dianalisis dalam penelitian ini, yaitu 1.201 data. Notasi $A \rightarrow B$ menyatakan aturan asosiasi, yaitu kecenderungan munculnya itemset B ketika itemset A telah muncul dalam data.

2.4 Kerangka Kerja CRISP-DM

CRISP-DM (*Cross-Industry Standard Process for Data Mining*) merupakan standar kerangka kerja yang sangat populer dan banyak diadopsi dalam proyek data mining disektor industri [14]. Kerangka ini menyediakan panduan terstruktur dan terukur dalam menjalankan proses penggalian data dari tahap perencanaan hingga penerapan hasil, sehingga menjamin proses analisis berjalan secara ilmiah dan dapat diaplikasikan [15]. Metodologi CRISP-DM diterapkan sebagai panduan alur kerja pada penelitian ini. Adapun alur kerja CRISP-DM meliputi enam tahapan yaitu: *Data Understanding*, *Data Preparation*, *Modeling*, *Evaluation*, *Deployment*, dan *Business Understanding*.



Gambar 1. Alur kerja *CRISP-DM*

2.5 Tahapan Penelitian

Merujuk pada kerangka kerja CRISP-DM di atas, penelitian ini menerapkan solusi algoritma Apriori melalui enam tahapan konkret sebagai berikut. Pertama, *Business Understanding*, yaitu merumuskan tujuan analisis pola partisipasi Gen Z. Kedua, *Data Understanding*, yaitu eksplorasi struktur dan kualitas dataset rekapitulasi KPU. Ketiga, *Data Preparation*, meliputi anonimisasi, transformasi atribut usia, dan diskritisasi kategori Gen Z. Keempat, *Modeling*, yaitu penerapan algoritma Apriori menggunakan bahasa pemrograman Python dan library mlxtend untuk membentuk frequent itemset dan association rules [16]. Kelima, *Evaluation*, yaitu menguji kekuatan aturan asosiasi yang terbentuk berdasarkan nilai support, confidence, dan lift. Keenam, *Deployment*, yaitu menyusun rekomendasi kebijakan bagi KPU. Rincian penerapan tiap tahapan beserta hasilnya diuraikan pada Bagian 3.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Business Understanding

Pada tahap ini, peneliti melakukan merumuskan tujuan penelitian berdasarkan data pemilih muda generasi Z pada Pemilu dan Pilkada 2024 di Kota Binjai yang berkaitan kehadiran pemilih untuk mengetahui partisipasi generasi Z. Selain mengidentifikasi tujuan, tahapan ini juga mengkaji atribut apa saja yang memengaruhi pola partisipasi tersebut.

3.2 Data Understanding

Penelitian ini mencakup proses pengumpulan data yang tersedia dari rekapitulasi KPU Kota Binjai, kemudian melakukan eksplorasi untuk memahami karakteristik dataset, distribusi nilai pada setiap variabel, serta mengidentifikasi potensi permasalahan kualitas data. Data yang diperoleh memiliki struktur format lembar kerja excel (.xlsx) yang bernama “Data-Pemilih-Muda-Binjai-2024”, berjumlah 1201 baris dan terdiri dari 5 atribut data di antaranya Nama, Tahun Lahir, Kecamatan, Status Kehadiran PEMILU, Status Kehadiran PILKADA. Adapun stuktur dataset KPU dapat dilihat sebagai berikut:

Tabel 1. Atribut Dataset KPU

No	Nama Atribut	Tipe Data
1	Nama	Kategorikal
2	Tahun Lahir	Timestamp
3	Kecamatan	Kategorikal
4	Status Kehadiran PEMILU	Kategorikal
5	Status Kehadiran PILKADA	Kategorikal

Tabel 1 menunjukkan bahwa dataset mentah dari KPU memiliki lima atribut, yaitu satu atribut kategorikal identitas (Nama), satu atribut bertipe timestamp (Tahun Lahir), serta tiga atribut kategorikal yang berkaitan langsung dengan partisipasi pemilih (Kecamatan, Status Kehadiran PEMILU, dan Status Kehadiran PILKADA). Atribut Tahun Lahir yang bertipe timestamp perlu ditransformasikan lebih lanjut karena algoritma Apriori hanya dapat memproses data dalam bentuk kategorikal.

3.3 Data Preparation

Pada *data preparation*, dilakukan *cleaning* pada dataset dengan proses anonimisasi menghilangkan atribut identitas pribadi seperti ‘Nama’. Selanjutnya, atribut ‘Tahun Lahir’ pada dataset asli dikonversi menjadi ‘Kategori Umur Pemilih’ melalui dua tahap transformasi sebagai kebutuhan penyesuaian analisis. Pertama, usia pemilih dihitung berdasarkan selisih antara tanggal lahir dengan tanggal pelaksanaan Pemilu 2024, yakni 14 Februari 2024, sehingga hanya mencakup pemilih yang telah berusia minimal 17 tahun pada saat pemungutan suara berlangsung. Kedua, nilai usia hasil perhitungan tersebut didiskritisasi ke dalam tiga kategori nilai, yaitu Gen Z Awal untuk pemilih berusia 17–19 tahun, Gen Z Menengah untuk pemilih berusia 20–23 tahun, dan Gen Z Akhir untuk pemilih berusia 24–27 tahun. Pengelompokan ini dilakukan untuk menyederhanakan variasi nilai usia menjadi kategori yang lebih representatif dan dapat diproses oleh algoritma Apriori. Adapun stuktur dataset penelitian yang telah dinormalisasi dapat dilihat sebagai berikut:

Tabel 2. Dataset Penelitian

No	Nama	Nilai Variabel	Tingkat Kehadiran PEMILU
1	Kategori Umur Pemilih	Gen Z Awal Gen Z Menengah Gen Z Akhir	Pengelompokan usia berdasarkan segmentasi generasi Z
2	Kecamatan	Binjai Barat Binjai Kota Binjai Selatan Binjai Timur Binjai Utara	Kecamatan tempat tinggal pemilih
3	Status Kehadiran PEMILU	Menghadiri Meninggal Pindah Keluar Tidak Ada Tidak Diketahui Tidak Menghadiri	Status partisipasi pada Pemilu 2024
4	Status Kehadiran PILKADA	Menghadiri Meninggal Pindah Keluar Tidak Ada Tidak Diketahui	Status partisipasi pada Pilkada 2024

No	Nama	Nilai Variabel	Tingkat Kehadiran PEMILU
		Tidak Menghadiri	

Tabel 2 menunjukkan hasil normalisasi dataset penelitian yang siap diproses oleh algoritma Apriori, di mana keempat atribut kategorikal (Kategori Umur Pemilih, Kecamatan, Status Kehadiran PEMILU, dan Status Kehadiran PILKADA) beserta nilai variabel masing-masing menjadi dasar pembentukan itemset pada tahap pemodelan berikutnya.

3.4 Modelling

Pada tahap ini, algoritma Apriori diterapkan terhadap dataset penelitian melalui proses *data preparation* pada tahap sebelumnya. Proses pemodelan dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan memanfaatkan library 'mlxtend' yang menyediakan implementasi algoritma Apriori.

3.4.1 Pembentukan Frekuen Itemset

Parameter yang ditetapkan dalam proses ini adalah nilai minimum support sebesar 0,05. Penetapan nilai tersebut dilakukan dengan mempertimbangkan distribusi data serta kebutuhan untuk menghasilkan aturan asosiasi yang cukup representatif serta tetap bermakna secara kontekstual. Proses pemodelan diawali dengan pembentukan frequent itemset, yakni kombinasi item yang frekuensi kemunculannya memenuhi nilai minimum support yang telah ditentukan. Itemset yang mencapai nilai minimum support digabungkan dengan itemset lain, kemudian dilakukan perhitungan ulang nilai support hingga tidak terbentuk lagi kombinasi itemset baru. Itemset yang tidak mencapai ambang batas minimum support akan dieliminasi serta tidak dipakai pada tahapan berikutnya untuk menentukan nilai confidence dan lift ratio.

Proses perhitungan menghasilkan nilai support untuk kombinasi 1-itemset sebagaimana disajikan pada Tabel 3 berikut:

Tabel 3. *Support 1-itemset*

Index	Itemsets	Support
1	(Gen Z Menengah)	0,432296
2	(PEMILU_Menghadiri)	0,404542
3	(PEMILU_TidakMenghadiri)	0,384357
4	(Gen Z Akhir)	0,307822
5	(PILKADA_TidakMenghadiri)	0,295206
6	(PILKADA_Menghadiri)	0,286796
7	(Gen Z Awal)	0,259882
8	(Binjai Barat)	0,213625
9	(Binjai Timur)	0,211943
10	(Binjai Kota)	0,200168
11	(Binjai Selatan)	0,193440
12	(Binjai Utara)	0,180824
13	(PILKADA_Tidakada)	0,119428
14	(PILKADA_Meninggal)	0,118587
15	(PEMILU_Tidakada)	0,111859
16	(PILKADA_TidakDiketahui)	0,093356
17	(PILKADA_PindahKeluar)	0,086627
18	(PEMILU_PindahKeluar)	0,066442

Tabel 3 menunjukkan pola kombinasi 1-itemset yang memenuhi nilai minimum support. Itemset "Gen Z Menengah" merupakan itemset dengan nilai support tertinggi yaitu sebesar 0,432296, diikuti oleh "PEMILU_Menghadiri" sebesar 0,404542. Proses perhitungan yang sama selanjutnya diterapkan untuk membentuk kombinasi 2-itemset, dan dilanjutkan ke kombinasi berikutnya hingga tidak ditemukan lagi frequent itemset baru karena tidak ada pola yang memenuhi nilai minimum support. Hasil kombinasi 2-itemset yang terbentuk disajikan pada Tabel 4 berikut:

Tabel 4. *Support 2-itemset*

Index	Itemsets	Support
1	(Gen Z Menengah, PEMILU_Menghadiri)	0,183347
2	(Gen Z Menengah, PEMILU_TidakMenghadiri)	0,164003
3	(PILKADA_TidakMenghadiri, PEMILU_Menghadiri)	0,130362
4	(PEMILU_Menghadiri, PILKADA_Menghadiri)	0,130362
5	(Gen Z Menengah, PILKADA_Menghadiri)	0,125315
6	(Gen Z Akhir, PEMILU_TidakMenghadiri)	0,124474
7	(Gen Z Menengah, PILKADA_TidakMenghadiri)	0,121951
8	(Gen Z Akhir, PEMILU_Menghadiri)	0,111018
9	(Gen Z Awal, PEMILU_Menghadiri)	0,110177
10	(PILKADA_TidakMenghadiri, PEMILU_TidakMenghadiri)	0,107653

Index	Itemsets	Support
11	(PEMILU_Menghadiri, Binjai Barat)	0,101766
12	(Gen Z Menengah, Binjai Timur)	0,100084
13	(PILKADA_Menghadiri, PEMILU_TidakMenghadiri)	0,100084
14	(Gen Z Akhir, PILKADA_TidakMenghadiri)	0,095879
15	(Gen Z Awal, PEMILU_TidakMenghadiri)	0,095879
16	(Gen Z Menengah, Binjai Barat)	0,094197
17	(PEMILU_Menghadiri, Binjai Timur)	0,089992
18	(Binjai Selatan, PEMILU_TidakMenghadiri)	0,085786
19	(Gen Z Akhir, PILKADA_Menghadiri)	0,084945
20	(Gen Z Menengah, Binjai Selatan)	0,084104
21	(Binjai Kota, PEMILU_TidakMenghadiri)	0,084104
22	(Binjai Kota, Gen Z Menengah)	0,080740
23	(Binjai Kota, PEMILU_Menghadiri)	0,080740
24	(Gen Z Awal, PILKADA_TidakMenghadiri)	0,077376
25	(Binjai Timur, PEMILU_TidakMenghadiri)	0,076535
26	(Gen Z Awal, PILKADA_Menghadiri)	0,076535
27	(Binjai Utara, Gen Z Menengah)	0,073171
28	(PILKADA_TidakMenghadiri, Binjai Selatan)	0,070648
29	(Binjai Utara, PEMILU_TidakMenghadiri)	0,070648
30	(Binjai Kota, PILKADA_Menghadiri)	0,067283
31	(PEMILU_TidakMenghadiri, Binjai Barat)	0,067283
32	(Binjai Utara, PEMILU_Menghadiri)	0,067283
33	(PILKADA_Menghadiri, Binjai Timur)	0,066442
34	(Gen Z Akhir, Binjai Barat)	0,065601
35	(PEMILU_Menghadiri, Binjai Selatan)	0,064760
36	(Binjai Kota, Gen Z Akhir)	0,064760
37	(PILKADA_Menghadiri, Binjai Barat)	0,062237
38	(Gen Z Akhir, Binjai Timur)	0,061396
39	(PILKADA_TidakMenghadiri, Binjai Barat)	0,058873
40	(Gen Z Akhir, Binjai Selatan)	0,058873
41	(PILKADA_TidakMenghadiri, Binjai Timur)	0,058032
42	(Binjai Kota, PILKADA_TidakMenghadiri)	0,058032
43	(Binjai Utara, Gen Z Akhir)	0,057191
44	(PILKADA_Tidakada, PEMILU_TidakMenghadiri)	0,055509
45	(Binjai Kota, Gen Z Awal)	0,054668
46	(Gen Z Awal, Binjai Barat)	0,053827
47	(Gen Z Menengah, PILKADA_Tidakada)	0,053827
48	(Gen Z Awal, Binjai Selatan)	0,050463
49	(Binjai Utara, Gen Z Awal)	0,050463
50	(Gen Z Awal, Binjai Timur)	0,050463

Tabel 4 menunjukkan bahwa kombinasi 2-itemset dengan nilai support tertinggi adalah pasangan (Gen Z Menengah, PEMILU_Menghadiri) sebesar 0,183347, yang mengindikasikan kecenderungan kuat antara kelompok Gen Z Menengah dengan kehadiran pada Pemilu 2024. Proses pembentukan itemset selanjutnya dilakukan untuk kombinasi 3-itemset dengan metode yang serupa, sebagaimana disajikan pada Tabel 5 berikut:

Tabel 5. Support 3-itemset

Index	Itemsets	Support
1	(Gen Z Menengah', 'PILKADA_TidakMenghadiri', 'PEMILU_Menghadiri)	0,060555
2	(Gen Z Menengah', 'PEMILU_Menghadiri', 'PILKADA_Menghadiri)	0,052986

Tabel 5 menunjukkan dua kombinasi 3-itemset yang memenuhi nilai minimum support, yaitu (Gen Z Menengah, PILKADA_TidakMenghadiri, PEMILU_Menghadiri) sebesar 0,060555 dan (Gen Z Menengah, PEMILU_Menghadiri, PILKADA_Menghadiri) sebesar 0,052986. Pengujian pembentukan kombinasi itemset berhenti pada tahap ini karena tidak ditemukan pola kombinasi 4-itemset yang terbentuk dari kombinasi 3-itemset tersebut.

3.4.2 Pembentukan Association Rules

Tahapan selanjutnya adalah menemukan aturan asosiasi yang sesuai dengan persyaratan nilai minimum confidence, yang telah ditetapkan pada 0,4 atau 40% dari kombinasi 2-itemset dan 3-itemset sebelumnya telah diketahui. Penetapan nilai minimum confidence tersebut dilakukan untuk memastikan bahwa aturan asosiasi yang terbentuk memiliki tingkat kepercayaan yang cukup. Hasil perhitungan nilai minimum confidence disajikan pada Tabel 6 berikut:

Tabel 6. Hasil minimum *confidence* > 4

Index	Antecedents	Consequents	Support	Confidence
1	(Gen Z Menengah, PILKADA_TidakMenghadiri)	(PEMILU_Menghadiri)	0,060555	0,496552
2	(Binjai Barat)	(PEMILU_Menghadiri)	0,101766	0,476378
3	(Binjai Timur)	(Gen Z Menengah)	0,100084	0,472222
4	(PILKADA_Tidakada)	(PEMILU_TidakMenghadiri)	0,055509	0,464789
5	(PEMILU_Menghadiri, PILKADA_TidakMenghadiri)	(Gen Z Menengah)	0,060555	0,464516
6	(PILKADA_Menghadiri)	(PEMILU_Menghadiri)	0,130362	0,454545
7	(PEMILU_Menghadiri)	(Gen Z Menengah)	0,183347	0,453222
8	(PILKADA_Tidakada)	(Gen Z Menengah)	0,053827	0,450704
9	(Binjai Selatan)	(PEMILU_TidakMenghadiri)	0,085786	0,443478
10	(PILKADA_TidakMenghadiri)	(PEMILU_Menghadiri)	0,130362	0,441595
11	(Binjai Barat)	(Gen Z Menengah)	0,094197	0,440945
12	(PILKADA_Menghadiri)	(Gen Z Menengah)	0,125315	0,436950
13	(Binjai Selatan)	(Gen Z Menengah)	0,084104	0,434783
14	(Binjai Timur)	(PEMILU_Menghadiri)	0,089992	0,424603
15	(Gen Z Awal, PEMILU_TidakMenghadiri)	(PEMILU_Menghadiri)	0,183347	0,424125
16	(Gen Z Menengah, Binjai Barat)	(PEMILU_Menghadiri)	0,110177	0,423948
17	(PEMILU_Menghadiri, Binjai Timur)	(PEMILU_Menghadiri)	0,052986	0,422819
18	(Binjai Selatan, PEMILU_TidakMenghadiri)	(PEMILU_TidakMenghadiri)	0,084104	0,420168
19	(Gen Z Akhir, PILKADA_Menghadiri)	(PEMILU_TidakMenghadiri)	0,124474	0,404372

Tabel 6 menunjukkan 19 aturan asosiasi yang memenuhi nilai minimum *confidence*. Aturan (*Rule*): “Gen Z Menengah, PILKADA_TidakMenghadiri → PEMILU_Menghadiri” memiliki nilai *confidence* sebesar 0,496552 yang menjadi aturan asosiasi tingkat kepercayaan tertinggi. Tahapan terakhir adalah mengukur nilai *lift ratio*, di mana pengujian pada kondisi jika nilai *lift ratio* > 1, maka aturan asosiasi tersebut bersifat kuat. Penting diingat bahwa interpretasi nilai *lift ratio* tidak dapat dipahami secara terpisah dan harus dilihat secara berdampingan dengan nilai *support* dan *confidence*. Berikut rincian nilai kombinasi itemset yang memenuhi kriteria minimum *lift ratio*, disajikan pada Tabel 7 berikut:

Tabel 7. Hasil nilai *confidence* 0,4 dengan *Lift* >1

Index	Antecedents	Consequents	Confidence	Lift
1	(Gen Z Menengah, PILKADA_TidakMenghadiri)	(PEMILU_Menghadiri)	0,496552	1,227443
2	(Binjai Barat)	(PEMILU_Menghadiri)	0,476378	1,209264
3	(Binjai Timur)	(Gen Z Menengah)	0,472222	1,177575
4	(PILKADA_Tidakada)	(PEMILU_TidakMenghadiri)	0,464789	1,153820
5	(PEMILU_Menghadiri, PILKADA_TidakMenghadiri)	(Gen Z Menengah)	0,464516	1,123606
6	(PILKADA_Menghadiri)	(PEMILU_Menghadiri)	0,454545	1,093172
7	(PEMILU_Menghadiri)	(Gen Z Menengah)	0,453222	1,092358
8	(PILKADA_Tidakada)	(Gen Z Menengah)	0,450704	1,091595
9	(Binjai Selatan)	(PEMILU_TidakMenghadiri)	0,443478	1,074532
10	(PILKADA_TidakMenghadiri)	(PEMILU_Menghadiri)	0,441595	1,052074
11	(Binjai Barat)	(Gen Z Menengah)	0,440945	1,049591
12	(PILKADA_Menghadiri)	(Gen Z Menengah)	0,436950	1,048408
13	(Binjai Selatan)	(Gen Z Menengah)	0,434783	1,048408
14	(Binjai Timur)	(PEMILU_Menghadiri)	0,424603	1,047972
15	(Gen Z Awal, PEMILU_TidakMenghadiri)	(PEMILU_Menghadiri)	0,424125	1,045180
16	(Gen Z Menengah, Binjai Barat)	(PEMILU_Menghadiri)	0,423948	1,042582
17	(PEMILU_Menghadiri, Binjai Timur)	(PEMILU_Menghadiri)	0,422819	1,020007
18	(Binjai Selatan, PEMILU_TidakMenghadiri)	(PEMILU_TidakMenghadiri)	0,420168	1,010766
19	(Gen Z Akhir, PILKADA_Menghadiri)	(PEMILU_TidakMenghadiri)	0,404372	1,005752

Tabel 7 menunjukkan bahwa seluruh aturan asosiasi yang memenuhi kriteria *confidence* > 0,4 juga memiliki nilai *lift ratio* lebih besar dari 1, yang berarti setiap aturan tersebut mencerminkan hubungan yang benar-benar signifikan dan bukan kebetulan. Rule (Gen Z Menengah, PILKADA_TidakMenghadiri) → (PEMILU_Menghadiri) mencatat nilai *lift* tertinggi sebesar 1,227483, menjadikannya aturan asosiasi terkuat di antara seluruh pola yang terbentuk.

3.5 Evaluation

Tahap evaluasi dilakukan dari hasil implementasi ataupun pengujian aturan asosiasi yang terbentuk berdasarkan nilai *confidence* > 0,4 dengan *lift* > 1 mengindikasikan bahwa seluruh aturan asosiasi yang dihasilkan memiliki kecenderungan hubungan dan tidak terjadi secara kebetulan. Dari 19 rules yang terbentuk, berikut hasil evaluasi yang terbentuk dari tiga pola temuan utama:

- Pertama, pola dominan berdasarkan kategori umur. Rule (Gen Z Menengah) → (PEMILU_Menghadiri) dengan nilai *support* 0,183, *confidence* 0,424, dan *lift* 1,048 merupakan rule dengan nilai *support* tertinggi di antara seluruh rules yang melibatkan kategori umur. Hal ini menunjukkan bahwa pemilih Gen Z Menengah (usia 20–23 tahun) adalah kelompok yang paling konsisten dan dominan dalam menghadiri Pemilu 2024. Pola ini juga dikonfirmasi oleh rule

- sebaliknya (PEMILU_Menghadiri) → (Gen Z Menengah) yang menghasilkan nilai identik, memperkuat bahwa hubungan antara kelompok usia ini dengan kehadiran Pemilu bersifat signifikan saling berkaitan.
- Kedua, pola dominan berdasarkan domisili. Dari seluruh rules yang melibatkan kecamatan, rule (Binjai Barat) → (PEMILU_Menghadiri) mencatat nilai confidence tertinggi sebesar 0,476 dengan lift 1,178 dibandingkan kecamatan lainnya. Hal ini diperkuat oleh nilai support 1-itemset Binjai Barat sebesar 0,214 yang merupakan nilai tertinggi di antara seluruh kecamatan, mengindikasikan bahwa pemilih Gen Z di Kecamatan Binjai Barat memiliki tingkat partisipasi Pemilu yang paling tinggi. Sebaliknya, pemilih Gen Z di Kecamatan Binjai Selatan justru menunjukkan kecenderungan sebaliknya, di mana rule (Binjai Selatan) → (PEMILU_TidakMenghadiri) menghasilkan lift 1,154 dengan nilai support 1-itemset terendah dibandingkan kecamatan lainnya yaitu senilai 0,193 yang mengindikasikan adanya permasalahan partisipasi yang lebih nyata di wilayah tersebut.
 - Ketiga, pola paling menarik sekaligus mengejutkan. Rule (Gen Z Menengah, PILKADA_TidakMenghadiri) → (PEMILU_Menghadiri) mencatat nilai lift tertinggi dari seluruh rules yang terbentuk, yakni 1,227 dengan confidence 0,497. Temuan ini mengindikasikan bahwa meskipun pemilih Gen Z Menengah tidak menghadiri Pilkada, mereka tetap memiliki kecenderungan untuk hadir pada Pemilu. Pola ini sejalan dan saling mendukung dengan rule (PILKADA_TidakMenghadiri) → (PEMILU_Menghadiri) yang juga menghasilkan lift 1,092, sehingga memperkuat kesimpulan bahwa ketidakhadiran pada Pilkada tidak serta-merta mencerminkan apatisisme politik secara menyeluruh pada Gen Z — melainkan terdapat selektivitas partisipasi, di mana Pemilu Presiden tampaknya lebih menarik minat Gen Z dibandingkan Pilkada.
 - Selain itu, rule (PILKADA_Menghadiri) → (PEMILU_Menghadiri) dengan lift 1,124 juga menegaskan bahwa pemilih yang aktif di Pilkada cenderung aktif pula di Pemilu, menunjukkan adanya konsistensi partisipasi politik pada sebagian kelompok Gen Z.

Kemudian hasil association rules divisualisasikan dalam bentuk heatmap untuk memperjelas distribusi kekuatan aturan asosiasi yang terbentuk berdasarkan nilai confidence > 0,4 dengan lift > 1. Sumbu horizontal menunjukkan consequent (kesimpulan) dari setiap rule, sementara sumbu vertikal menunjukkan antecedent (kondisi awal). Warna sel yang lebih terang atau nilai numerik yang lebih tinggi mengindikasikan nilai confidence yang lebih tinggi. Sebagaimana ditampilkan pada Gambar 2 berikut:



Gambar 2. Heatmap aturan asosiasi berdasarkan nilai confidence 0,4 dengan Lift > 1

3.6 Deployment

Setelah tahap evaluasi dilakukan secara menyeluruh terhadap hasil association rules yang terbentuk, tahap deployment pada penelitian ini difokuskan pada penyajian hasil temuan sebagai rekomendasi yang dapat dimanfaatkan oleh pihak terkait. Model yang telah dibangun menggunakan algoritma Apriori dengan parameter minimum support 0,04 dan minimum confidence 0,5 telah menghasilkan pola asosiasi yang bermakna terkait partisipasi Gen Z dalam Pemilu dan Pilkada 2024 di Kota Binjai. Hasil temuan ini diharapkan dapat menjadi bahan pertimbangan bagi KPU Kota Binjai dalam merancang strategi sosialisasi yang lebih tepat sasaran, khususnya dengan memprioritaskan pendekatan kepada kelompok

Gen Z Menengah serta memperkuat upaya peningkatan partisipasi di wilayah Kecamatan Binjai Selatan dan Binjai Kota yang menunjukkan kecenderungan ketidakhadiran lebih tinggi dibandingkan kecamatan lainnya.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil menerapkan algoritma Apriori dalam kerangka kerja CRISP-DM untuk mengungkap pola asosiasi antara karakteristik demografis dan partisipasi Generasi Z pada Pemilu dan Pilkada 2024, dengan memproses 1.201 data pemilih menggunakan parameter minimum support 0,04 dan minimum confidence 0,5 sehingga menghasilkan 19 aturan asosiasi yang seluruhnya bernilai lift lebih besar dari 1. Tahapan CRISP-DM mulai dari pemahaman bisnis, pemahaman dan persiapan data, pemodelan, hingga evaluasi terbukti mampu mengubah data rekapitulasi KPU yang semula mentah menjadi pola keterkaitan yang bermakna dan mudah diinterpretasikan, sekaligus menunjukkan bahwa pendekatan Association Rule Mining lebih unggul dibandingkan analisis statistik deskriptif maupun klusterisasi dalam mengungkap keterkaitan multi-atribut secara eksplisit. Temuan penelitian menegaskan adanya perbedaan kecenderungan partisipasi antar kelompok usia dan wilayah kecamatan, serta pola selektivitas partisipasi antara Pemilu dan Pilkada yang tidak dapat disamaratakan sebagai bentuk apatisisme politik secara menyeluruh. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan memperluas cakupan variabel analisis seperti tingkat pendidikan, jenis kelamin, dan tingkat keterpaparan media sosial, agar pola asosiasi yang dihasilkan dapat memberikan gambaran yang lebih komprehensif mengenai faktor-faktor yang memengaruhi partisipasi politik Generasi Z di masa mendatang.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada KPU Kota Binjai atas fasilitas dan data yang telah diberikan sebagai pendukung utama penelitian dan penyusunan artikel ini berlangsung.

REFERENCES

- [1] V. Junaidi, "Dampak Pemilihan Umum Serentak bagi Pembangunan Demokrasi Indonesia," *J. Media Huk.*, vol. 21, no. 2, pp. 241–263, 2014, [Online]. Available: <http://journal.umy.ac.id/index.php/jmh/article/view/1190/1251>
- [2] Balaga Nur Muhammad and Ristina Yudhanti, "Proyeksi Konstitusional Electronic Voting Dalam Pemilu Berbasis Decision Support System Dalam Perspektif Good Election," *Law Res. Rev. Q.*, vol. 11, no. 3, pp. 933–964, 2025, doi: 10.15294/lrrq.v11i3.26293.
- [3] A. D. Handayani, N. Khikmawati, and A. D. Lestari, "Anti Hoaks Pemilu 2024: Pelatihan Periksa Fakta oleh Pemilih Pemula," *Dimasejati J. Pengabd. Kpd. Masy.*, vol. 6, no. 2, p. 89, 2024, doi: 10.70095/dimasejati.v6i2.17344.
- [4] M. R. N. Ardiansyah, D. R. Ariesta, S. Q. Hariroh, S. A. Antika, S. D. Maharani, and B. A. Nafi'ah, "Analisis Voting Behavior Gen-Z pada Pemilu 2024 dan Pengaruh Terwujudnya Visi Indonesia Emas 2045: Studi Kasus Mahasiswa Kota Surabaya," *Arus J. Sos. dan Hum.*, vol. 4, no. 2, pp. 390–408, Aug. 2024, doi: 10.57250/ajsh.v4i2.401.
- [5] R. Jamil, C. Charlina, and D. Burhanuddin, "Peran Pemilih Muda dalam Kontestasi Pemilihan Umum di Indonesia: Analisis Norman Fairclough," *J. Educ. Res.*, vol. 5, no. 1, pp. 95–105, 2024, doi: 10.37985/jer.v5i1.786.
- [6] A. Febrianta, Mutiara, Buaton, Relita, Sihombing, "Klasterisasi Pemilih Muda Berdasarkan Minat Terhadap Pemilu Dan Pilkada Untuk Meningkatkan Partisipasi Generasi Z," *JISTI J. Inform. dan Sist. Teknol. Inf.*, vol. 1, no. 1, pp. 48–57, 2025.
- [7] A. Adri, N. D. Rumlaklak, and D. R. Sina, "Implementasi Algoritma Apriori Untuk Analisa Data Penjualan (Studi Kasus: Toko Ud. Suryani)," *J. Komput. dan Inform.*, vol. 9, no. 2, pp. 182–188, 2021, doi: 10.35508/jicon.v9i2.5132.
- [8] M. N. Sutoyo, M. Mardianto, and A. Paliling, "Implementasi Algoritma Apriori untuk Mengidentifikasi Tren Pemilihan Jurusan," *J. Ilm. Edutic Pendidik. dan Inform.*, vol. 10, no. 2, pp. 129–137, 2024, doi: 10.21107/edutic.v10i2.25315.
- [9] T. Prasetya, J. E. Yanti, A. I. Purnamasari, A. R. Dikananda, and O. Nurdian, "Analisis Data Transaksi Terhadap Pola Pembelian Konsumen Menggunakan Metode Algoritma Apriori," *INFORMATICS Educ. Prof. J. Informatics*, vol. 6, no. 1, p. 43, 2022, doi: 10.51211/itbi.v6i1.1688.
- [10] A. Fidela, C. R. A. Widiawati, and A. N. Ikhsan, "Aplikasi Data Mining Menggunakan Metode Apriori Untuk Mengidentifikasi Pola Pembelian Di Toko Ananda Baru," *JIPi (Jurnal Ilm. Penelit. dan Pembelajaran Inform.)*, vol. 11, no. 1, pp. 120–134, Feb. 2026, doi: 10.29100/jipi.v11i1.7700.
- [11] N. A. Hibnastiar, A. F. Setiawan, and E. H. Susanto, "Penerapan Algoritma Apriori dalam Menentukan Rekomendasi Paket Produk," *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 5, no. 1, pp. 321–331, 2025, doi: 10.57152/malcom.v5i1.1782.
- [12] A. H. Priyanto and A. B. Arifa, "Implementation of Market Basket Analysis With Apriori Algorithm in Minimarket," *J. Tek. Inform.*, vol. 3, no. 5, pp. 1423–1429, 2022, doi: 10.20884/1.jutif.2022.3.5.606.
- [13] S. D. Putri and S. Sitohang, "Analisis Pola Pembelian Konsumen Menggunakan Algoritma Apriori," *Comput. Sci. Ind. Eng.*, vol. 9, no. 7, pp. 1504–1513, 2023, doi: 10.33884/comasiejournal.v9i7.7889.
- [14] A. Ardhi Baskara, N. Maharani Piranti, and M. Fahrury Romdendine, "Framework Data Mining: Sebuah Survei," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 9, no. 3, pp. 4886–4895, 2025, doi: 10.36040/jati.v9i3.13803.
- [15] K. Raihani and F. Dwitama, "Implementasi Visualisasi Data Interaktif pada Produk Skincare dan Ulasan Konsumen Menggunakan Metode CRISP-DM," *J. Minfo Polgan*, vol. 14, no. 2, pp. 2805–2815, 2025, doi: 10.33395/jmp.v14i2.15531.
- [16] M. Afrendi, S. Prayetno, A. Kurniawan, A. Kurniawati, and J. Deviqih, "Penerapan Algoritma Apriori dalam Data Mining untuk Analisis Pola Pembelian pada UMKM Lokal dalam Meningkatkan Strategi Pemasaran," *J. Econ. Bus. Adv. (Ascendia)*, vol. 1, no. 3, pp. 262–272, 2026, doi: 10.65310/z0dwgz59.
- [17] R. A. Pratama, D. Yuliani, and O. H. Taufiq, "Analisis Pengaruh Media Sosial terhadap Partisipasi Pemilih Generasi Z pada Pemilihan Presiden 2024," *Jurnal Otonomi*, vol. 1, no. 1, pp. 138–150, 2024.

- [18] V. Nabila, Z. F. Nurhadi, and A. W. Kurniawan, "Pengaruh Media Sosial Instagram terhadap Literasi Politik Gen Z pada Pilkada 2024 di Kabupaten Garut," *Jurnal Communio: J. Ilmu Komunikasi*, vol. 14, no. 2, pp. 269–285, 2025.
- [19] M. A. Jubair, M. S. Arefin, and A. W. Reza, "Mining Voter Behaviour and Confidence: A Rule-Based Analysis of the 2022 U.S. Elections," *arXiv preprint arXiv:2507.14236*, 2025.
- [20] R. Muhammad, R. Syam, I. Yahya, and P. H. Asis, "Rational choice and political imaging in mining areas: A case study of legislative elections in East Luwu," *Front. Sociol.*, vol. 10, 2025, doi: 10.3389/fsoc.2025.1564925.