

# PENERAPAN METODE ASSOCIATION RULE DAN ALGORITMA APRIORI UNTUK PREDIKSI CURAH HUJAN DI KOTA TEGAL

Gunawan<sup>1)</sup>, Wresti Andriani<sup>2)</sup>, Fikri Zain Hidayatullah<sup>3)</sup>

<sup>1,2)</sup>Teknik Informatika

<sup>3)</sup>Sistem Informasi

STMIK YMI Tegal

E-mail : gunawan.gayo@gmail.com<sup>1)</sup>, wresty.andriani@gmail.com<sup>2)</sup>, fikrizain7777@gmail.com<sup>3)</sup>

## Abstract

*Rainfall is a very important factor in daily life, especially in agriculture and water resources management. Accurate rainfall forecasts are essential to mitigate the impact of floods, droughts, and water shortages. This study aimed to predict rainfall in Tegal City using data on rainfall, temperature, humidity, and barometric pressure. Explore association rules to define relationships between elements to predict weather. Then, the data is processed using a priori algorithms to find patterns of relationships between variables in the data. The results showed that a priori algorithms can be used to find ways of association that can be used to predict rainfall in Tegal City. Based on the research results and discussions that have been carried out, it can be concluded that the Association Rule method using a priori algorithm can be applied quite well in rainfall forecasting simulations in Tegal City. Based on the analysis, it was found that some association rules have a lift ratio value greater than 1, thus indicating that these rules have a significant level of strength and can be relied upon as a guideline in forecasting rainfall in Tegal City. This method can help predict weather conditions and provide useful information for the public and authorities to decide on outdoor activities.*

**Keywords**—Association Rule, Apriori Algorithm, Rainfall Prediction

## Intisari

*Curah hujan merupakan faktor yang sangat penting dalam kehidupan sehari-hari, khususnya dalam bidang pertanian dan pengelolaan sumber daya air. Prakiraan curah hujan yang akurat sangat penting untuk mengurangi dampak banjir, kekeringan, dan kekurangan air. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk memprediksi curah hujan di kota Tegal dengan menggunakan data curah hujan, suhu, kelembaban dan tekanan barometrik. Jelajahi aturan asosiasi untuk menentukan hubungan antar elemen untuk memprediksi cuaca. Kemudian, data tersebut diolah menggunakan algoritma Apriori untuk menemukan pola hubungan antar variabel dalam data tersebut. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma Apriori dapat digunakan untuk menemukan pola asosiasi yang dapat digunakan untuk memprediksi curah hujan di Kota Tegal. Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa metode Association Rule dengan menggunakan algoritma Apriori dapat diterapkan dengan cukup baik dalam simulasi peramalan curah hujan di Kota Tegal. Berdasarkan analisis ditemukan bahwa beberapa aturan asosiasi memiliki nilai lift rasio lebih besar dari 1, sehingga mengindikasikan bahwa aturan-aturan tersebut memiliki tingkat kekuatan yang signifikan dan dapat diandalkan sebagai pedoman dalam meramalkan curah hujan di Kota Tegal. Metode ini dapat membantu memprediksi kondisi cuaca dan memberikan informasi berguna bagi masyarakat dan pihak berwenang untuk mengambil keputusan mengenai aktivitas luar ruangan.*

**Kata Kunci** — Aturan Asosiasi, Algoritma Apriori, Prediksi Curah Hujan

## 1. PENDAHULUAN

Salah satu variable dalam perkiraan cuaca adalah curah hujan. Prediksi curah hujan berperan penting dalam kehidupan sehari-hari, terutama dalam sektor pertanian dan manajemen sumber daya air. Pada prediksi curah hujan memerlukan hasil yang tepat dan akurat untuk mengurangi konsekuensi negatif seperti banjir,

kekeringan, dan kelangkaan air [1]. Prediksi curah hujan yang akurat sangat bergantung pada data historis dan analisis yang tepat.

Peningkatan frekwensi dan intensitas curah hujan ekstrem sering terjadi seiring dengna peningkatan suhu, ini sebabnya mengapa curah hujan sering terjadi di daerah perkotaan dari pada pedesaan. Peningkatan curah hujan di Kota Tegal pada beberapa tahun terakhir

menyebabkan banjir dan longsor di beberapa tempat di Tegal, seperti di daerah Tegalsari dan Margadana. Akibatnya tentu sangat merugikan bagi masyarakat baik kerugian material dan spritual,

Penelitian mengenai curah hujan telah dilakukan seperti [2] yang memprediksi curah hujan menggunakan metode decision tree dan menghasilkan akurasi sebesar 89.4%. Pada [3] yang memprediksi curah hujan di Wonosobo dengan menggunakan Jaringan Saraf Tiruan dan menghasilkan RMSE sebesar 0,17042. Kemudian pada [4] memprediksi curah hujan bukan menggunakan persamaan regresi Linier dan menghasilkan RMSE sebesar 77.42 dengan nilai korelasi sebesar 0.73.

Metode decision tree memiliki kekurangan pada cenderung overfitting terutama jika pohonnya terlalu kompleks dan tidak efisien untuk variable input yang terlalu banyak kategori [5]. Pada metode Jaringan saraf Tiruan memiliki kekurangan pada ketidak efektifannya pada operasi numerik dengan presisi yang tinggi serta tidak efisien untuk perhitungan algoritma aritmatik, logika dan simbolis [6]. Sedangkan kekurangan pada regresi linier yaitu kemungkinan terjadinya multikolinieritas di setiap variable bebas sehingga tidak dapat menjelaskan kaitan setiap variable bebasnya. [7]

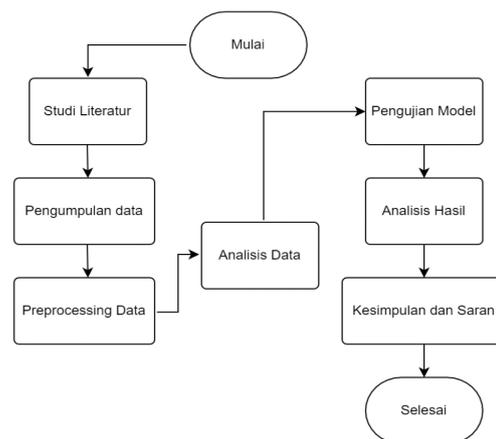
Pada penelitian ini menggunakan *Association Rule Mining* (ARM) dengan algoritma Apriori dapat menganalisis data historis curah hujan pada Kota Tegal. Metode ARM digunakan dengan mencari kandidat dari aturan asosiasi, salah satunya dengan algoritma Apriori. Kelebihan dari algoritma ini yaitu lebih sederhana dan bisa menangani data yang besar, dibandingkan algoritma yang lain [8]. Ada dua parameter pada aturan asosiasi yaitu minimum support dan minimum confidence, kedua parameter ini ditentukan oleh user.

Pada penelitian yang pernah dilakukan sebelumnya [9] yang melakukan Analisa terhadap intensitas Hujan di Provinsi Jawa Barat dengan Apriori, menghasilkan pada bulan April, Mei, Juni, Oktober dan November tidak turun hujan, begitu juga pada penelitian [10] yang menemukan hubungan antara cuaca dengan curah hujan menggunakan algoritma Apriori dan menghasilkan bahwa hubungan keduanya memiliki korelasi yang positif.

Berdasarkan latar belakang diatas, pada penelitian ini akan melakukan prediksi Curah hujan di Kota Tegal dengan menggunakan metode Assosiation Rule dan algoritma Apriori. Pada penelitian ini bertujuan untuk mencari Lift Rasio dari hubungan antara aturan assosiasi dengan variable target menggunakan variabel *curah hujan, suhu, kelembaban dan tekanan barometrik.*, yang mengindikasikan bahwa aturan-aturan tersebut memiliki tingkat kekuatan yang signifikan dan dapat diandalkan sebagai pedoman dalam meramalkan curah hujan di Kota Tegal.

## 2. METODOLOGI

Berikut ini disajikan gambaran umum mengenai langkah-langkah penelitian yang dapat dilakukan dalam membahas penerapan metode aturan asosiasi dengan algoritma Apriori dalam prediksi curah hujan di Kota Tegal [11].



Gambar 1. Desain Penelitian

Berdasarkan Gambar 1, ditunjukkan desain penelitian ini, yang diawali dengan tinjauan pustaka dilakukan terkait metode Association Rule dan algoritma Apriori yang diterapkan dalam konteks prediksi cuaca di Kota Tegal. Data cuaca dikumpulkan dan disubstansikan, lalu algoritma Apriori dijalankan untuk menghasilkan aturan asosiasi antara berbagai variabel cuaca [10]. Kinerja model dievaluasi dengan mengukur akurasi dan presisi prediksi hujan. Analisis terhadap hasil penelitian dan kontribusinya dalam pengembangan ilmu pengetahuan dan juga teknologi di bidang prediksi cuaca. Kesimpulan dan saran pengembangan penelitian selanjutnya juga disajikan untuk memberikan arahan pada

penelitian di bidang prediksi hujan menerapkan metode Aturan asosiasi dengan menggunakan algoritma Apriori.

Berbagai penelitian menunjukkan bahwa metode Aturan asosiasi dengan algoritma Apriori memiliki potensi yang kuat dalam aplikasinya untuk meramal curah hujan di berbagai lokasi[12]. Penelitian ini juga dapat memberikan wawasan yang berharga dalam memahami korelasi antara variabel cuaca yang beragam dan curah hujan di suatu daerah.

Berikut ini adalah tabel data curah hujan di Kota Tegal dari Bulan November sampai Maret 2023.

Tabel 1. Curah Hujan Kota Tegal November 2022 - Maret 2023

Tanggal	Tn	Tx	Tavg	RH_avg	RR	Ss	ff_avg
01/11/2022	24,8	33,8	29	74	0	8,1	3
02/11/2022	25,4	31,7	28	79	0	8,8	1
03/11/2022	26,4	32,4	28,8	83	8888	0,9	1
04/11/2022	25,8	32,8	28,7	76	0	7,4	1
05/11/2022	25,6	33	28,9	76	0	5,8	2
...	...	...	...	...	...	...	...
07/03/2023	24,8	32,4	27,8	81	0	7,3	2
08/03/2023	24,3	31,8	27,5	85	32,4	9,3	3
09/03/2023	25,2	31,8	27,9	82	0	9	2
10/03/2023	25,4	32	27,8	81	0	7,4	1
11/03/2023	25,6	32,5	28,2	78	0	7,3	2

Keterangan pada Tabel 1, dimana Tn merupakan tahun normal, Tx adalah suhu maksimum harian pada hari i di tahun j, Tavg adalah temperature rata-rata dalam satuan derajat celcius ( $^{\circ}\text{C}$ ), RH\_avg adalah Kelembaban Udara Rata-Rata Dalam Satuan Persen (%), RR adalah *rain rate* merupakan intensitas curah hujan dalam suatu rentang waktu yang diberikan dan dinyatakan dalam satuan mm/h (milimeter/hour), Ss adalah penyinaran matahari dalam satuan persen (%), sedangkan ff\_avg adalah kecepatan angin rata-rata.

### 2.1. Data analysis

Pertambahan Aturan asosiasi (ARM) adalah sebuah teknik analisis data yang bertujuan untuk mengidentifikasi keterkaitan atau pola-pola asosiasi antara item atau variabel dalam satu set data. Dalam ARM, aturan asosiasi dihasilkan melalui perhitungan nilai dukungan (*support*), kepercayaan (*confidence*), dan rasio kenaikan (*lift*) untuk item atau variabel yang terdapat dalam dataset [13]. Aturan asosiasi yang terbentuk dapat dimanfaatkan untuk

mendapatkan informasi dan wawasan mengenai relasi antara item atau variabel dalam sebuah dataset [14]. Penerapan Aturan asosiasi sangat umum dalam berbagai konteks, termasuk analisis keranjang belanja, penilaian kredit, dan analisis keamanan jaringan..

Secara umum, *association rule* memiliki format yang ditunjukkan sebagai LHS  $\Rightarrow$  RHS, Di mana LHS (*Left Hand Side*) dapat diartikan sebagai tingkat kelembaban tinggi dan suhu rendah sedangkan RHS (*Right Hand Side*) merupakan prediksi curah hujan tinggi [15]; LHS dan RHS merujuk pada dua bagian dari sebuah aturan asosiasi yang menghubungkan antara item atau kondisi dengan hasil atau hasil yang diinginkan [16]. Aturan asosiasi digunakan untuk mengidentifikasi hubungan atau pola antara berbagai item dalam dataset, termasuk dalam analisis prediksi curah hujan Jika semua elemen dalam LHS terdapat dalam transaksi, maka elemen-elemen dalam RHS juga harus ada dalam transaksi tersebut [17]. Biasanya, aturan asosiasi diungkapkan dalam format tertentu:  $\{A, B\} \rightarrow \{C\}$  (*support* = 10%, *confidence* = 50%).

### 2.2. Support

*Support* adalah salah satu ukuran dalam *Association Rule Mining* (ARM) ini adalah cara untuk mengukur seberapa sering item atau variabel muncul dalam dataset. [18]. Secara matematis, support dihitung dilakukan dengan memecah jumlah transaksi yang mengandung item tersebut atau variabel tersebut bersama jumlah total transaksi dalam dataset. Dalam ARM, nilai support digunakan untuk mengenali item atau variabel yang paling sering muncul dalam dataset, yang selanjutnya akan digunakan sebagai dasar untuk menemukan aturan asosiasi [19]. Semakin tinggi nilai support suatu item atau variabel, makin sering item atau variabel tersebut terjadi dalam dataset dan semakin signifikan untuk menemukan aturan asosiasi yang terkait dengan item atau variabel tersebut. Formula yang digunakan untuk menghitung nilai dukungan (*support*) dari dua item ini adalah sebagai berikut:

$$\text{Support}(A, B) = P(A \cap B) \quad (1)$$

$$\text{support}(A, B) = \frac{\sum \text{Transaksi mengandung } A \text{ dan } B}{\sum \text{Transaksi}}$$

### 2.3. Confidence

Kepercayaan (*confidence*) merupakan ukuran dalam Penambangan Aturan asosiasi (*Association Rule Mining/ARM*) yang menunjukkan seberapa sering suatu aturan asosiasi terbukti benar dalam dataset [20]. Dalam ARM, nilai kepercayaan (*confidence*) digunakan untuk menilai tingkat kekuatan hubungan antara dua item atau variabel dalam suatu aturan asosiasi. Perhitungan *confidence* melibatkan pembagian jumlah transaksi yang mencakup item A dan B dengan jumlah transaksi yang hanya mencakup item A [21]. Semakin tinggi nilai *confidence*, semakin kuat hubungan antara item A dan B dalam aturan asosiasi, dan sebaliknya jika nilai *confidence* rendah, maka hubungan antara item A dan B dalam aturan asosiasi dianggap lemah. Rumus yang digunakan untuk mengkalkulasi nilai kepercayaan (*confidence*) dari kedua item tersebut, rumus yang digunakan adalah sebagai berikut:

$$Confidence = P(B \setminus A) \quad (2)$$

$$confidence = \frac{\sum \text{Transaksi mengandung A dan B}}{\sum \text{Transaksi mengandung A}}$$

### 2.4. Algoritma Apriori

Algoritma Apriori merupakan salah satu algoritma dalam penambangan data yang dapat digunakan untuk menemukan asosiasi atau relasi antara item dalam sebuah dataset [22]. Algoritma ini operasional dengan konsep frekuensi itemset, di mana itemset adalah gabungan dari beberapa item dalam satu transaksi. Algoritma Apriori mencari itemset yang sering muncul dalam dataset dengan cara menghitung support untuk setiap itemset. Jika support dari suatu itemset melebihi nilai dukungan minimum yang telah ditetapkan, maka itemset tersebut dianggap signifikan dan kemudian digunakan untuk menemukan aturan asosiasi menggunakan perhitungan *confidence*. Melalui pemanfaatan Algoritma Apriori, kita dapat mengidentifikasi pola-pola menarik dalam dataset yang dapat digunakan untuk melakukan prediksi atau memberikan rekomendasi.

### 2.5. Lift Ratio

*Lift Ratio* adalah sebuah metrik yang digunakan untuk menilai sejauh mana pengaruh suatu aturan asosiasi terhadap variabel target. Perhitungan *Lift Ratio* dilakukan menggunakan rumus berikut:

$$Lift\ Ratio = \frac{confidence(A,B)}{Benchmark\ Confidence(A,B)} \quad (3)$$

Untuk mencapai nilai *benchmark confidence*, dapat menghitungnya dengan persamaan sebagai berikut:

$$Benchmark\ Confidence = \frac{N_c}{N} \quad (4)$$

Pada persamaan (4) dijelaskan  $N_c$  adalah jumlah transaksi dengan item yang menjadi consequent, dan  $N$  adalah jumlah transaksi basis data.

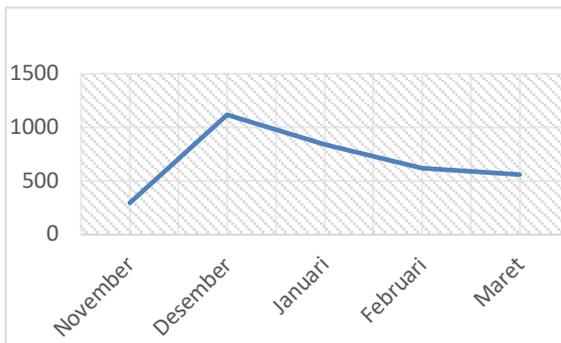
## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Metode aturan asosiasi adalah suatu teknik dalam data mining yang dimanfaatkan untuk mengidentifikasi relasi dan pola-pola asosiasi antara item atau variabel dalam suatu dataset. Algoritma Apriori, di sisi lain, adalah salah satu algoritma yang paling terkenal dalam kerangka Metode Aturan asosiasi yang berfungsi untuk mengekstraksi aturan asosiasi yang signifikan dari dataset tersebut.

Dalam jurnal ini, penulis menggunakan data iklim Kota Tegal sebagai dataset yang digunakan untuk melakukan training dan testing dengan menerapkan Metode aturan asosiasi dengan algoritma Apriori dilakukan dengan menggunakan dataset yang mencakup berbagai variabel seperti suhu, kelembaban, tekanan udara, kecepatan angin, dan lainnya. Nilai minimum support dan minimum confidence dipilih secara teliti untuk menghasilkan itemset dan aturan asosiasi yang dapat memprediksi curah hujan dengan akurasi di Kota Tegal..

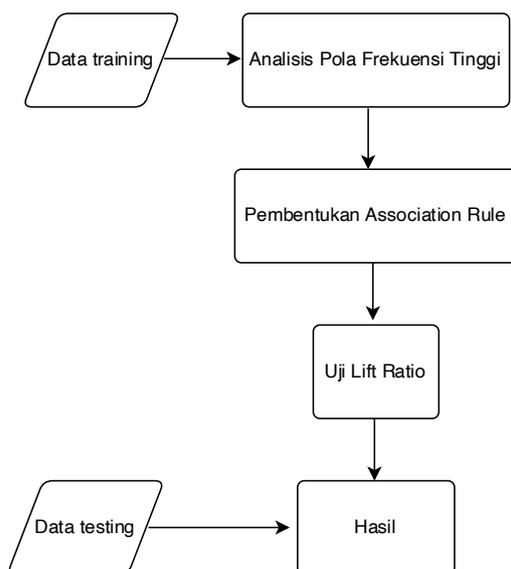
Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem prediksi hujan yang dikembangkan menggunakan metode aturan asosiasi dan algoritma Apriori dapat memberikan prediksi dengan akurasi yang lumayan tinggi. Hal ini dapat menunjukkan bahwa metode ini bisa diaplikasikan dalam pengembangan sistem prediksi hujan yang lebih akurat dan efektif untuk membantu dalam memperkirakan cuaca

yang dapat berdampak pada keselamatan dan kenyamanan warga di Kota Tegal.



Gambar 2. Grafik Curah Hujan

Berdasarkan Gambar 2 yang menggambarkan grafik curah hujan yang menunjukkan pola curah hujan yang terjadi di Kota Tegal selama 5 bulan terakhir, yang dapat memberikan gambaran tentang kondisi cuaca di daerah tersebut.



Gambar 3. Perancangan Umum Sistem

Pada Gambar 2 menjelaskan pada perancangan umum sistem yaitu:

1. Menentukan Data training dan data testing yaitu data yang sudah melalui *preprocessing*, yang dilakukan secara manual.
2. Algoritma Apriori melakukan training pada itemset di dalam data klimatologi dengan membentuk kandidat-kandidat yang disebut k-itemset.

3. Setiap k-itemset yang sebelumnya terbentuk dilakukan perhitungan nilai *support* untuk menghitung jumlah transaksi yang memuat semua item di dalam k-itemset. Yang nilai supportnya paling tinggi dari nilai minimum dijadikan kandidat untuk pembentukan aturan asosiasi (*association rule*).
4. Perhitungan *confidence* dilakukan untuk menentukan kandidat apakah kandidat ini bisa dijadikan *association rule*.
5. Rule yang terbentuk dievaluasi dengan menggunakan uji *lift ratio*. Yang diperoleh dari perbandingan *confidence rule* dan *benchmark confidence*.
6. Kemudian diperoleh hasil akhir, dengan format jika k-itemset maka hujan atau tidak. Nilai k-itemset tergantung dari k-itemset yang diperoleh.

Skenario keseluruhan sistem yang diusulkan adalah sebagai berikut:

1. *Data Preprocessing*: Data iklim akan dilakukan proses *preprocessing* secara manual untuk mempersiapkan data untuk dilakukan training dan testing. Proses *preprocessing* mencakup pemilihan variabel, pembersihan data, pengkodean data, dan pemrosesan lainnya untuk memastikan kualitas data yang digunakan.
2. *Data Training*: Algoritma Apriori digunakan untuk mengidentifikasi aturan asosiasi antara elemen-elemen dalam dataset cuaca dengan menentukan nilai *minimum support* dan *confidence* yang sesuai.
3. *Data Testing*: digunakan untuk menguji model yang telah dilatih, dengan memberikan itemset atau kombinasi itemset yang akan diprediksi kemungkinan terjadinya hujan di Kota Tegal.
4. *Evaluasi Hasil*: Hasil prediksi akan dinilai dengan menggunakan metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, recall, dan skor F1 untuk mengukur performa model. Apabila hasil prediksi kurang memuaskan, maka dapat dilakukan perbaikan pada parameter

atau teknik yang digunakan pada model untuk meningkatkan performa.

- Implementasi: Setelah model dipastikan memuaskan, dilakukan implementasi model dalam sistem yang digunakan di Kota Tegal untuk memprediksi terjadinya hujan. Sistem ini membantu memperkirakan cuaca yang berdampak pada keselamatan dan kenyamanan warga Kota Tegal.

Tabel 2. Frekuensi Itemset

Minimumsupport	10%	20%	30%	40%	50%
50%	72	40	19	17	7
60%	72	40	19	17	7
70%	72	40	19	17	7

Berdasarkan tabel 2 yang dimaksud, dapat disimpulkan bahwa dengan nilai minimum support yang lebih kecil (10%), maka dari itu lebih banyak frequent itemset yang dibangkitkan dan lebih banyak aturan asosiasi yang dapat dihasilkan. Hal ini dapat memberikan fleksibilitas dalam memilih aturan asosiasi yang paling relevan dan akurat untuk memprediksi terjadinya hujan di Kota Tegal. Akan tetapi, meskipun menghasilkan lebih banyak himpunan item yang sering muncul dan aturan asosiasi dengan menggunakan nilai minimum support yang lebih rendah, hal ini bisa menghadirkan masalah dalam performa model. Jika terlalu banyak *frequent itemset* yang dihasilkan, maka model akan memerlukan waktu yang sedikit lebih lama untuk melakukan proses training dan testing, serta memerlukan sumber daya komputasi yang lebih besar. Oleh karena itu, nilai *minimum support* harus dipilih dengan cermat untuk mencapai keseimbangan antara kinerja model dan akurasi prediksi.

Tabel 3. Jumlah dari Rule

Minimumsupport	10%	20%	30%	40%	50%
50%	8	4	2	2	0
60%	3	1	0	0	0
70%	2	0	0	0	0

Dalam tabel 3, Dalam konteks ini, jumlah maksimum aturan asosiasi yang dihasilkan adalah saat nilai *minimum support* adalah 10% dan *minimum confidence* adalah 50%. Ini menunjukkan bahwa aturan asosiasi yang dihasilkan dalam pengujian ini paling banyak dan kemungkinan paling relevan dalam memprediksi hujan di Kota Tegal. Namun,

penggunaan nilai *minimum support* dan *minimum confidence* yang terlalu rendah dapat memengaruhi akurasi prediksi model. Oleh karena itu, penting untuk memilih nilai-nilai ini dengan hati-hati agar mencapai keseimbangan antara kinerja model dan akurasi prediksi yang diperoleh.

Tabel 4. Akurasi Data

Minimumsupport	10%	20%	30%	40%	50%
50%	75.78	75.71	49.73	49.73	0
60%	41.67	25.71	0	0	0
70%	15.69	0	0	0	0

Berdasarkan tabel 4, Penting untuk dicatat bahwa akurasi tertinggi tercapai pada nilai minimum support 10% dan minimum confidence 70%, mencapai 78,68%. Sementara itu, pada nilai *minimum support* 50%, terdapat dua nilai *minimum confidence* yang tidak menghasilkan rule, sehingga akurasi tidak dapat dihitung.

Tabel 5. Akurasi Data Testing

Minimumsupport	10%	20%	30%	40%	50%
50%	74.89	74.89	50.41	50.41	0
60%	31.69	25.11	0	0	0
70%	6.58	0	0	0	0

Mengacu pada Tabel 5, pada *minimum support* 50% tidak adanya rule yang terbentuk sehingga tidak bisa dihitung besarnya akurasi. Ini menunjukkan bahwa semakin tinggi nilai *minimum support* yang digunakan, semakin sedikitnya *frequent itemset* yang terbentuk dan semakin sedikitnya pula rule yang dihasilkan. Namun, jika dari nilai *minimum support* terlalu rendah, maka terlalu banyak *frequent itemset* yang terbentuk dan juga akan memperlemah keterkaitan antar item, sehingga rule yang dihasilkan tidak akan kuat. Oleh karena itu, dalam penggunaan algoritma apriori perlu Gambar 3. Hasil Lift Ratio terhadap hasil Rule dilakukan penyesuaian nilai *minimum support* agar didapatkan hasil yang optimal.

	Aturan Asosiatif	Confidence	Lift Ratio
0	Agak Panas(temperature) E(windDirection) - > t...	73.88	1.46
1	E(windDirection) - > tidak hujan	72.81	1.45
2	W(windDirection) -> hujan	62.90	1.26
3	Agak Basah(humidity) Agak Kencang(windSpee d) ...	53.41	1.06
4	Agak Kencang(windSpee d) -> tidak hujan	53.38	1.06
5	Agak Panas(temperature) Pelan(windSpeed) - > t...	51.94	1.03
6	Pelan(windSpeed) - > tidak hujan	50.88	1.01
7	Agak Basah(humidity) -> tidak hujan	50.66	1.01
8	Agak Panas(temperature) -> tidak hujan	50.62	1.01
9	W(windDirection) -> hujan	62.90	1.26
10	Agak Panas(temperature) Pelan(windSpeed) - > t...	51.94	1.03
11	Pelan(windSpeed) - > tidak hujan	50.88	1.01
12	Agak Basah(humidity) -> tidak hujan	50.66	1.01
13	Agak Panas(temperature) -> tidak hujan	50.62	1.01
14	Agak Basah(humidity) -> tidak hujan	50.66	1.01
15	Agak Panas(temperature) -> tidak hujan	50.62	1.01

Gambar 4. Hasil Lift Ratio Terhadap Hasil Rule

*Lift Ratio* yang melebihi angka 1 mengindikasikan bahwa ada korelasi positif antara item yang dianalisis dalam suatu peraturan. Semakin tinggi nilai *lift ratio*, semakin kuat keterkaitan antara item tersebut. Dalam situasi ini, semua aturan yang dihasilkan memiliki *lift ratio* lebih dari 1, menunjukkan bahwa semua aturan yang terbentuk sangat kuat dan dapat diandalkan sebagai panduan untuk memprediksi hujan di Kota Tegal. Namun, selain mempertimbangkan *lift ratio*, penting juga untuk memperhatikan faktor lain seperti *support* dan *confidence* untuk mengoptimalkan kinerja model yang dibangun.

Dalam penelitian ini, data cuaca di Kota Tegal digunakan sebagai basis untuk membangun aturan asosiasi. Temuan dari penelitian ini menunjukkan bahwa semua aturan asosiasi yang dihasilkan memiliki *lift ratio* di atas 1, menunjukkan bahwa semua aturan tersebut memiliki kekuatan yang signifikan dan dapat dipercaya sebagai panduan untuk meramalkan cuaca hujan di Kota Tegal. Penelitian ini memberikan kontribusi penting pada pengembangan sistem prediksi cuaca di Kota Tegal dengan menerapkan metode aturan asosiasi menggunakan algoritma Apriori. Namun, perlu diingat bahwa penelitian ini memiliki keterbatasan pada dataset yang digunakan dan kondisi lingkungan yang khusus hanya di Kota Tegal, sehingga hasilnya mungkin tidak dapat digeneralisasi pada kondisi lingkungan lain.

#### 4. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian dan diskusi yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa metode *Association Rule* menggunakan

algoritma Apriori dapat berhasil diterapkan dalam simulasi prediksi hujan di Kota Tegal dengan baik. Analisis menunjukkan bahwa beberapa aturan asosiasi memiliki *lift ratio* lebih dari 1, yang mengindikasikan bahwa aturan-aturan tersebut memiliki tingkat kekuatan yang signifikan dan dapat diandalkan sebagai pedoman dalam meramalkan cuaca hujan. Hasil penemuan ini dapat memberikan manfaat bagi masyarakat dan pihak yang berkepentingan dalam pengambilan keputusan terkait dampak cuaca, khususnya dalam upaya penanggulangan bencana alam. Namun, penelitian ini terbatas oleh keterbatasan dalam jumlah data yang tersedia. Oleh karena itu, penelitian lebih lanjut dengan dataset yang lebih besar dan lebih beragam diperlukan untuk memperkuat hasil temuan ini.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. Buyrukoğlu, “New hybrid data mining model for prediction of Salmonella presence in agricultural waters based on ensemble feature selection and machine learning algorithms,” *J. Food Saf.*, vol. 41, no. 4, p. e12903, 2021.
- [2] M. A. Hasanah, S. Soim, and A. S. Handayani, “Implementasi CRISP-DM Model Menggunakan Metode Decision Tree dengan Algoritma CART untuk Prediksi Curah Hujan Berpotensi Banjir,” *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 5, no. 2, pp. 103–108, 2021, doi: 10.30871/jaic.v5i2.3200.
- [3] G. Z. Muflih, Sunardi, and A. Yudhana, “Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation Untuk Prediksi Curah Hujan Di Wilayah Kabupaten Wonosobo Universitas Ahmad Dahlan, Yogyakarta Pendahuluan Hujan berperan penting bagi kehidupan , curah hujan yang turun pada suatu wilayah dapat diprediksi namun tidak,” *J. Math. Educ. Sci. Technol.*, vol. 4, no. 1, pp. 45–56, 2019.
- [4] I. Jhonson, A. Saragih, I. Rumahorbo, and R. Yudistira, “Prediksi Curah Hujan Bulanan Di Deli Serdang Menggunakan Persamaan Regresi dengan Prediktor Data Suhu dan Kelembapan Udara,” *J. Meteorol. Klimatologi dan Geofis.*, vol. 7, no. 2, pp. 6–14, 2020.
- [5] A. P. Permana, K. Ainiyah, and K. F. H. Holle, “Analisis Perbandingan

- Algoritma Decision Tree, kNN, dan Naive Bayes untuk Prediksi Kesuksesan Start-up,” *JISKA (Jurnal Inform. Sunan Kalijaga)*, vol. 6, no. 3, pp. 178–188, 2021, doi: 10.14421/jiska.2021.6.3.178-188.
- [6] A. C. Siregar and B. C. Octariadi, “Perbandingan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Pada Klasifikasi Motif Kain Tenun Sambas,” *Cybernetics*, vol. 4, no. 02, 2021, doi: 10.29406/cbn.v4i02.2489.
- [7] B. Liu, Q. Zhao, Y. Jin, J. Shen, and C. Li, “Application of combined model of stepwise regression analysis and artificial neural network in data calibration of miniature air quality detector,” *Sci. Rep.*, vol. 11, no. 1, pp. 1–12, 2021, doi: 10.1038/s41598-021-82871-4.
- [8] F. Zoelfiandi and U. Budiyo, “Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Pada Toko Adelia Frozen Food,” *J. Ticom ...*, vol. 11, no. September, pp. 13–19, 2022, [Online]. Available: <https://jurnal-ticom.jakarta.aptikom.or.id/index.php/Ticom/article/view/65%0Ahttps://jurnal-ticom.jakarta.aptikom.or.id/index.php/Ticom/article/download/65/54>
- [9] B. Almahenzar and A. W. Wijayanto, “Analisis Intensitas Hujan Provinsi Jawa Barat Tahun 2020 Menggunakan Association Rule Apriori dan FP-Growth,” *J. Syst. Comput. Eng. ISSN*, vol. 3, no. 2, pp. 2723–1240, 2022.
- [10] S. S. Purwandari, M. Bettiza, and A. Uperiati, “Penerapan Algoritma Apriori Untuk Menemukan Hubungan Antara Faktor Cuaca Dan Curah Hujan (Studi Kasus: Kota Tanjungpinang),” *Student Online J. Umr.*, vol. 2, no. 1, pp. 219–222, 2021.
- [11] D. Pratiwi and J. S. Wibowo, “Implementasi Algoritme Apriori Pada Sistem Persediaan Obat Apotik Puskesmas,” *Jutisi J. Ilm. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 12, no. 1, 2023.
- [12] R. E. Putra and T. Indriyani, “Penerapan Aturan Asosiasi dengan Algoritma Apriori untuk Analisis Polutan Udara di Surabaya,” *SESINDO 2015*, vol. 2015, 2015.
- [13] O. S. Adebayo and N. Abdul Aziz, “Improved malware detection model with apriori association rule and particle swarm optimization,” *Secur. Commun. Networks*, vol. 2019, 2019.
- [14] A. Moubayed, M. Injadat, A. Shami, and H. Lutfiyya, “Relationship between student engagement and performance in e-learning environment using association rules,” in *2018 IEEE world engineering education conference (EDUNINE)*, IEEE, 2018, pp. 1–6.
- [15] E. Varol Altay and B. Alatas, “Performance analysis of multi-objective artificial intelligence optimization algorithms in numerical association rule mining,” *J. Ambient Intell. Humaniz. Comput.*, vol. 11, pp. 3449–3469, 2020.
- [16] K. Vougas *et al.*, “Machine learning and data mining frameworks for predicting drug response in cancer: An overview and a novel in silico screening process based on association rule mining,” *Pharmacol. Ther.*, vol. 203, p. 107395, 2019, doi: <https://doi.org/10.1016/j.pharmthera.2019.107395>.
- [17] C. P. Putra, A. Rifai, and K. Widiyanto, “Penerapan Metode Association Rule Terhadap Pola Data Penyakit Pada RSUD Jakarta Menggunakan Algoritma Apriori,” vol. 4, no. 1, pp. 1–6, 2022.
- [18] L. Cai, “Japanese teaching quality satisfaction analysis with improved apriori algorithms under cloud computing platform,” *Comput. Syst. Sci. Eng.*, vol. 35, no. 3, pp. 183–189, 2020.
- [19] F. M. Nafie Ali and A. A. Mohamed Hamed, “Usage Apriori and clustering algorithms in WEKA tools to mining dataset of traffic accidents,” *J. Inf. Telecommun.*, vol. 2, no. 3, pp. 231–245, 2018.
- [20] J. Hong, R. Tamakloe, and D. Park, “Application of association rules mining algorithm for hazardous materials transportation crashes on expressway,” *Accid. Anal. Prev.*, vol. 142, p. 105497, 2020.
- [21] Y. Kurnia, Y. Isharianto, Y. C. Giap, and A. Hermawan, “Study of application of data mining market basket analysis for knowing sales pattern (association of items) at the O! Fish restaurant using apriori algorithm,” in *Journal of Physics: Conference Series*, IOP Publishing, 2019, p. 12047.

- [22] Z. Li, X. Li, R. Tang, and L. Zhang, "Apriori algorithm for the data mining of global cyberspace security issues for human participatory based on association rules," *Front. Psychol.*, vol. 11, p. 582480, 2021.