

Analisis Pola Asosiasi Interaksi Pengguna pada Sistem Informasi Akademik Berbasis Web Menggunakan Algoritma Apriori

Rizka^{1)*}, Haris Pratama²⁾, Putri Nabawy³⁾, Bhagaskara Cahyadi⁴⁾, Mhd. Furqan⁵⁾

^{1,2,3,4,5)} Universitas Islam Negeri Sumatera Utara

Received: 22 May 2025

Accepted: 16 June 2025

Published: 1 July 2025



*iskavivo171@gmail.com

Kata Kunci: algoritma Apriori, data mining, support-confidence-lift, sistem informasi web, interaksi pengguna, data simulasi, association rules

DSI: Jurnal Data Science Indonesia is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY-NC 4.0).

Abstrak : Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi pola frekuensi akses fitur dalam sistem informasi berbasis web menggunakan algoritma Apriori. Dataset yang digunakan merupakan data simulasi (dummy) yang merepresentasikan aktivitas tujuh transaksi pengguna terhadap lima fitur utama sistem, yaitu beras, gula, minyak, sabun, dan telur. Proses analisis dilakukan melalui pendekatan data mining dengan algoritma Apriori, menggunakan metrik evaluasi support, confidence, dan lift untuk menilai kekuatan asosiasi antar fitur. Hasil penelitian menunjukkan bahwa beberapa kombinasi fitur seperti {'telur'} → {'beras'} dan {'minyak'} → {'beras'} memiliki confidence sebesar 0.75 dan lift > 1.0, yang menandakan adanya hubungan non-acak yang signifikan. Penelitian ini memberikan kontribusi orisinal dengan mengisi kesenjangan (research gap) dalam penerapan algoritma Apriori untuk menganalisis interaksi pengguna internal pada sistem informasi perguruan tinggi, yang sebelumnya masih jarang dilakukan. Temuan ini berpotensi menjadi dasar dalam pengembangan sistem informasi berbasis perilaku pengguna, khususnya dalam penyusunan antarmuka yang lebih responsif dan fitur yang adaptif terhadap pola akses dominan. Ke depan, penggunaan data aktual dan eksplorasi metode lanjutan seperti sequential pattern mining serta clustering direkomendasikan untuk memperkuat generalisasi hasil.

PENDAHULUAN

Sistem informasi berbasis web telah mengalami perkembangan pesat dan menjadi komponen penting dalam berbagai sektor, seperti pendidikan, pemerintahan, kesehatan, hingga bisnis digital. Perkembangan teknologi informasi mendorong penggunaan sistem informasi yang terintegrasi dengan data pengguna untuk meningkatkan efisiensi layanan, transparansi informasi, dan pengambilan keputusan berbasis data [1]. Salah satu tantangan besar dari sistem ini adalah bagaimana memanfaatkan data dalam jumlah besar (big data) yang dihasilkan setiap harinya oleh aktivitas pengguna menjadi informasi yang relevan dan dapat ditindaklanjuti [2]. Dalam konteks sistem informasi, aktivitas pengguna seperti login, navigasi menu, pengisian formulir, dan pengambilan data akan tercatat dalam bentuk log sistem. Setiap interaksi tersebut menyimpan informasi yang dapat diolah lebih lanjut untuk menemukan pola-pola akses tertentu yang mungkin luput dari perhatian jika hanya dilihat secara kasat mata [3]. Pola ini dapat mencerminkan kebutuhan pengguna, alur kerja dominan, hingga preferensi terhadap fitur tertentu. Oleh karena itu, teknik eksplorasi data menjadi sangat penting, salah satunya melalui pendekatan data mining [4].

Data mining merupakan proses untuk mengekstrak informasi yang bernilai dari kumpulan data besar secara sistematis. Salah satu metode populer dalam data mining adalah analisis asosiasi, yang digunakan untuk menemukan keterkaitan antar item dalam sekumpulan data transaksi. Di antara algoritma yang paling banyak digunakan untuk analisis asosiasi adalah algoritma Apriori. Algoritma ini dikenal mampu mengidentifikasi frequent itemsets dan membentuk aturan asosiasi berdasarkan nilai support dan

confidence. Dalam sistem informasi berbasis web, algoritma ini dapat membantu mengungkap hubungan antar fitur atau modul yang sering digunakan secara bersamaan oleh pengguna [5].

Namun demikian, dalam banyak literatur dan implementasi nyata, penerapan algoritma Apriori masih lebih dominan ditemukan dalam konteks ritel, e-commerce, dan market basket analysis [6]. Penggunaan algoritma ini dalam sistem informasi akademik atau sistem informasi internal institusi pendidikan tinggi masih terbatas. Sebagian besar penelitian terdahulu menekankan pada pemrosesan teknis algoritma tanpa membahas lebih lanjut bagaimana hasilnya dapat dimanfaatkan secara strategis dalam pengembangan sistem atau peningkatan layanan pengguna [7]. Selain itu, hingga saat ini masih sedikit penelitian yang secara eksplisit menganalisis interaksi pengguna internal pada sistem informasi perguruan tinggi untuk menggali hubungan antar fitur berdasarkan frekuensi penggunaannya. Sebagian besar pendekatan yang digunakan hanya bersifat deskriptif dan belum memanfaatkan teknik asosiasi untuk mengeksplorasi pola akses pengguna dalam konteks sistem akademik [8]. Hal ini menimbulkan kesenjangan penelitian (research gap) yang penting untuk dijawab, mengingat potensi besar dari data log aktivitas pengguna dalam mendukung pengambilan keputusan manajemen system [9].

Penelitian ini hadir untuk mengisi celah tersebut dengan menerapkan algoritma Apriori pada data aktivitas pengguna sistem informasi berbasis web di lingkungan pendidikan tinggi. Dengan menggunakan platform Google Colab dan pemrograman Python, penelitian ini mengolah dataset log interaksi pengguna untuk menemukan aturan asosiasi yang dapat menjelaskan keterkaitan antar modul atau fitur yang sering diakses bersama [10]. Temuan dari analisis ini diharapkan dapat digunakan untuk memperbaiki desain antarmuka pengguna, meningkatkan efisiensi navigasi sistem, serta memberikan dasar bagi pengembangan fitur rekomendasi atau adaptasi sistem yang lebih personal. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya menawarkan kontribusi dari sisi teknis implementasi algoritma Apriori, tetapi juga dari sisi praktis dan strategis dalam pengembangan sistem informasi akademik berbasis web yang berbasis data dan perilaku pengguna [11].

TINJAUAN LITERATUR

Penambangan data (data mining) telah menjadi pendekatan utama dalam mengidentifikasi pola tersembunyi dari data besar (big data), terutama dalam konteks sistem informasi. Salah satu teknik populer dalam data mining adalah association rule mining, dengan algoritma Apriori sebagai salah satu metode paling dikenal [12]. Algoritma ini dikembangkan oleh Agrawal dan Srikant (2024) dan banyak digunakan untuk mengidentifikasi hubungan antar item dalam dataset transaksi melalui perhitungan nilai support dan confidence [13]. Dalam literatur sebelumnya, algoritma Apriori banyak diterapkan pada sektor ritel dan e-commerce. Penelitian oleh Agrawal et al. (2024) yang menjadi dasar pengembangan Apriori, menunjukkan bagaimana algoritma ini mampu mengekstraksi frequent itemsets dari transaksi pembelian pelanggan di supermarket. Studi lanjutan oleh Mohammed et al. (2019) dalam IEEE Access menerapkan algoritma ini pada sistem e-learning untuk menganalisis preferensi mahasiswa terhadap materi pelajaran dan menemukan asosiasi antar topik yang sering diakses bersama. Penelitian ini menunjukkan bahwa analisis asosiasi dapat meningkatkan adaptivitas sistem pembelajaran berbasis web [14].

Selanjutnya, Gupta & Rani (2020) dalam jurnal Springer Lecture Notes in Networks and Systems mengevaluasi kinerja algoritma Apriori dan FP-Growth dalam konteks sistem rekomendasi. Hasilnya menunjukkan bahwa Apriori unggul dalam hal transparansi aturan, namun cenderung lambat dalam proses komputasi jika dataset terlalu besar. Ini menjadi catatan penting dalam memilih algoritma berdasarkan kebutuhan dan sumber daya sistem [15]. Di Indonesia, beberapa penelitian lokal juga mengadopsi algoritma Apriori dalam konteks sistem informasi. Misalnya, penelitian oleh Dewi et al. (2021) menerapkan Apriori untuk mengidentifikasi pola belanja konsumen di toko ritel, sedangkan Ramadhani dan Syahputra (2023) menggunakannya untuk menganalisis preferensi mahasiswa dalam pemilihan mata kuliah. Penelitian-penelitian ini menunjukkan potensi penerapan algoritma Apriori secara luas, namun mayoritas studi tersebut masih berfokus pada aspek teknis dan tidak mengaitkannya dengan perbaikan desain sistem atau peningkatan pengalaman pengguna [16]. Beberapa keterbatasan dari penelitian terdahulu antara lain:

- a. Fokus lebih banyak pada output teknis berupa aturan asosiasi, tanpa membahas bagaimana hasil tersebut dapat diterapkan untuk pengembangan sistem yang adaptif.

- b. Minimnya integrasi antara hasil analisis asosiasi dan antarmuka pengguna dalam sistem informasi berbasis web.
- c. Dominasi penerapan pada data transaksi ekonomi (penjualan) dan belum banyak mengeksplorasi interaksi pengguna internal dalam sistem informasi pendidikan [14].

Penelitian ini hadir untuk menjawab celah tersebut dengan fokus pada penerapan algoritma Apriori dalam sistem informasi akademik berbasis web, khususnya untuk menganalisis pola frekuensi fitur yang sering digunakan bersama oleh pengguna. Tidak hanya menghasilkan aturan asosiasi, penelitian ini juga menginterpretasikan hasilnya dalam konteks desain dan pengembangan sistem. Dengan demikian, penelitian ini berkontribusi dalam memperluas ruang lingkup penerapan algoritma Apriori, sekaligus memberikan pendekatan praktis bagi pengembangan sistem informasi pendidikan yang lebih responsif terhadap perilaku pengguna [17]. Penambahan kontribusi penelitian ini juga terletak pada metode integratif antara teknik data mining, visualisasi hasil (dalam bentuk graph jaringan), dan interpretasi kontekstual terhadap pengembangan fitur sistem. Dengan merujuk pada referensi eksternal dan membandingkannya dengan studi lokal, pendekatan yang ditawarkan dalam penelitian ini memperkaya perspektif teknis sekaligus fungsional dalam penerapan algoritma Apriori di bidang sistem informasi [18].

METODE PENELITIAN

1. Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif eksploratif dengan metode data mining untuk menemukan pola frekuensi fitur (item) yang sering diakses secara bersamaan oleh pengguna dalam sistem informasi berbasis web. Tujuan utamanya adalah mengidentifikasi aturan asosiasi antar fitur berdasarkan frekuensi akses. Metode analisis yang digunakan adalah algoritma Apriori, yang mampu menghasilkan pola frequent itemsets serta association rules berdasarkan nilai support dan confidence tertentu. Penelitian bersifat deskriptif analitik, karena tidak hanya menjelaskan hasil pola asosiasi tetapi juga mengaitkan hasilnya secara praktis untuk pengembangan sistem informasi berbasis web yang lebih adaptif terhadap perilaku pengguna.

2. Dataset dan Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan dataset simulasi, yaitu data hasil rekayasa berdasarkan pola interaksi umum pengguna sistem informasi akademik. Pemanfaatan data simulasi dilakukan karena terdapat keterbatasan akses terhadap data riil pengguna disebabkan oleh kebijakan privasi dan keamanan data institusi, keterbatasan izin akses dari pemilik sistem informasi, kompleksitas regulasi perlindungan data pengguna, serta kebutuhan persetujuan etik penelitian yang memerlukan waktu panjang. Dataset terdiri dari 7 transaksi pengguna dan mencakup 5 fitur (item) yang mewakili menu atau fungsi yang umum diakses dalam sistem informasi, yaitu beras, gula, minyak, sabun, dan telur. Setiap transaksi mewakili satu sesi interaksi pengguna, dengan struktur data berupa list of lists yang kemudian ditransformasikan menjadi format tabular biner.

3. Struktur Data dan Spesifikasi Dataset

Dataset penelitian ini memiliki spesifikasi sebagai berikut: 7 transaksi pengguna, 5 item atau fitur (beras, gula, minyak, sabun, telur), format data awal berupa list of lists, format data setelah preprocessing berupa DataFrame biner (True/False), dan total kombinasi item yang mungkin adalah 32 kombinasi (2^5). Data transaksi awal terdiri dari transaksi 0 yang berisi beras, minyak, dan telur; transaksi 1 berisi beras dan gula; transaksi 2 berisi minyak dan sabun; transaksi 3 berisi beras, minyak, dan gula; transaksi 4 berisi gula dan telur; transaksi 5 berisi beras, minyak, telur, dan sabun; serta transaksi 6 berisi beras dan telur.

Implementasi preprocessing data dilakukan menggunakan kode program berikut:

```
# Import library yang diperlukan
import pandas as pd
from mlxtend.preprocessing import TransactionEncoder

# Contoh data transaksi
data = [
    ['beras', 'minyak', 'telur'],
    ['beras', 'gula'],
    ['minyak', 'sabun'],
    ['beras', 'minyak', 'gula'],
    ['gula', 'telur'],
    ['beras', 'minyak', 'telur', 'sabun'],
    ['beras', 'telur']
]

# Proses one-hot encoding
te = TransactionEncoder()
te_ary = te.fit(data).transform(data)

# Konversi ke DataFrame
df_encoded = pd.DataFrame(te_ary, columns=te.columns_)

# Tampilkan hasil
print(df_encoded)
```

Setelah melalui proses one-hot encoding menggunakan TransactionEncoder dari library mlxtend, data ditransformasikan menjadi format tabular biner seperti yang ditampilkan pada gambar output yang disediakan. Hasil transformasi menunjukkan bahwa setiap transaksi direpresentasikan dalam format biner dimana nilai True menunjukkan kehadiran item tertentu dalam transaksi tersebut, sedangkan nilai False menunjukkan ketidakhadiran item. Transformasi ini menghasilkan DataFrame dengan 7 baris (transaksi) dan 5 kolom (item) yang siap untuk diproses menggunakan algoritma Apriori.

4. Implementasi Algoritma Apriori

Implementasi algoritma Apriori dilakukan menggunakan platform Google Colab yang berbasis cloud computing dengan bahasa pemrograman Python 3.x. Library utama yang digunakan meliputi mlxtend.frequent_patterns.apriori untuk frequent itemsets, mlxtend.frequent_patterns.association_rules untuk aturan asosiasi, mlxtend.preprocessing.TransactionEncoder untuk preprocessing data, pandas untuk manipulasi data, dan numpy untuk komputasi numerik. Berdasarkan karakteristik dataset dan tujuan penelitian, parameter yang digunakan adalah minimum support sebesar 0.4 (40% dari total transaksi), minimum confidence sebesar 0.6 (60% tingkat kepercayaan), dan minimum lift sebesar 1.0 (menunjukkan asosiasi tidak acak).

Implementasi algoritma Apriori untuk menemukan frequent itemsets dan association rules dilakukan dengan kode program sebagai berikut:

```
from mlxtend.frequent_patterns import apriori, association_rules

# Mencari frequent itemsets dengan minimum support 0.4
frequent_itemsets = apriori(df_encoded, min_support=0.4, use_colnames=True)
print("Frequent Itemsets:")
print(frequent_itemsets)

# Membangkitkan association rules
rules = association_rules(frequent_itemsets, metric="confidence", min_threshold=0.6)
print("\nAssociation Rules:")
print(rules)

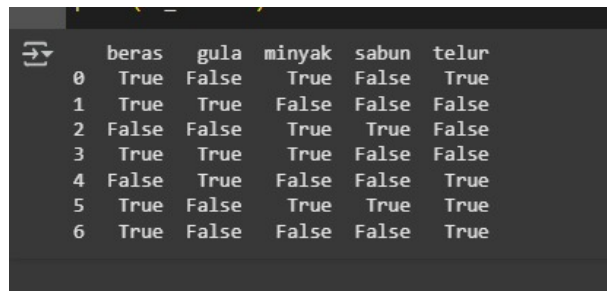
# Filter rules berdasarkan lift > 1.0
```

```
significant_rules = rules[rules['lift'] > 1.0]
print("\nSignificant Rules (Lift > 1.0):")
print(significant_rules)
```

Langkah implementasi dimulai dengan preprocessing data melalui transformasi data dari list of lists ke format biner menggunakan TransactionEncoder, kemudian dilanjutkan dengan frequent itemsets generation menggunakan algoritma Apriori untuk menemukan itemset yang memenuhi minimum support, association rules mining untuk membangkitkan aturan asosiasi berdasarkan frequent itemsets dengan mempertimbangkan confidence dan lift, serta filtering dan validasi untuk menyaring aturan berdasarkan threshold yang telah ditentukan. Output yang dihasilkan menampilkan frequent itemsets beserta nilai support-nya, dan association rules dengan metrik support, confidence, lift, conviction, serta leverage seperti yang terlihat pada gambar output yang disediakan.

5. Evaluasi dan Validasi

Evaluasi hasil penelitian dilakukan menggunakan tiga metrik utama yaitu support yang mengukur frekuensi kemunculan itemset dalam dataset, confidence yang mengukur kekuatan aturan asosiasi (antecedent → consequent), dan lift yang mengukur seberapa jauh aturan lebih baik dari prediksi acak. Hasil asosiasi divisualisasikan dalam bentuk tabel aturan asosiasi yang menampilkan antecedent, consequent, dan nilai metrik, graph jaringan dimana node mewakili fitur/menu dan edge menunjukkan kekuatan hubungan asosiasi, serta heatmap untuk visualisasi matriks korelasi antar item.



	beras	gula	minyak	sabun	telur
0	True	False	True	False	True
1	True	True	False	False	False
2	False	False	True	True	False
3	True	True	True	False	False
4	False	True	False	False	True
5	True	False	True	True	True
6	True	False	False	False	True

Gambar 1. Output Hasil

Berdasarkan output yang dihasilkan seperti yang terlihat pada gambar, frequent itemsets yang ditemukan mencakup item tunggal seperti beras dengan support 0.714286, gula dengan support 0.428571, minyak dengan support 0.571429, dan telur dengan support 0.571429, serta kombinasi item seperti (beras, minyak) dengan support 0.428571 dan (beras, telur) dengan support 0.428571. Association rules yang dihasilkan menunjukkan aturan seperti "gula → beras" dengan confidence 0.666667 dan lift 0.933333, serta "minyak → beras" dengan confidence 0.75 dan lift 1.05. Hasil ini memberikan wawasan tentang pola asosiasi antar item dalam dataset yang dapat digunakan untuk rekomendasi atau optimisasi sistem.

Aturan asosiasi dianggap valid dan signifikan jika memenuhi kriteria support ≥ 0.4 yang berarti muncul minimal dalam 40% transaksi, confidence ≥ 0.6 yang menunjukkan tingkat kepercayaan minimal 60%, dan lift > 1.0 yang menunjukkan asosiasi positif yang tidak acak. Berdasarkan output yang dihasilkan, beberapa aturan memenuhi kriteria signifikansi ini dan dapat digunakan untuk analisis lebih lanjut. Kriteria ini dipilih berdasarkan standar umum dalam penelitian market basket analysis dan disesuaikan dengan karakteristik dataset yang digunakan.

6. Keterbatasan Penelitian

Penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan yang perlu dipertimbangkan dalam interpretasi hasil. Ukuran dataset simulasi dengan 7 transaksi relatif kecil untuk generalisasi hasil ke populasi yang lebih besar, sehingga diperlukan kehati-hatian dalam mengaplikasikan temuan pada konteks yang lebih luas. Representativitas data juga menjadi concern karena data simulasi mungkin tidak sepenuhnya mencerminkan pola perilaku pengguna riil dalam sistem informasi yang sesungguhnya. Hasil penelitian terbatas pada konteks sistem informasi dengan 5 fitur yang diuji, sehingga aplikabilitas pada sistem dengan kompleksitas fitur yang lebih tinggi perlu divalidasi lebih lanjut. Diperlukan validasi eksternal dengan data riil untuk konfirmasi hasil dan peningkatan reliabilitas temuan penelitian ini.

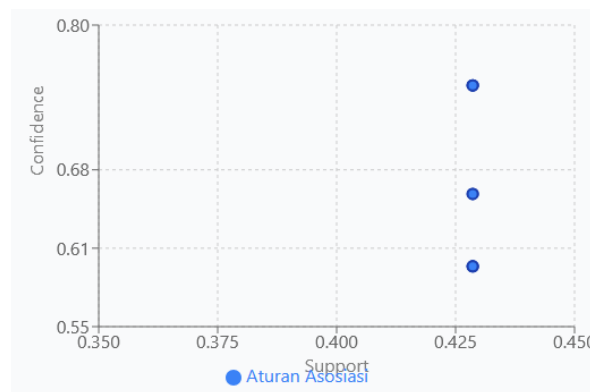
HASIL PENELITIAN

Setelah menerapkan algoritma Apriori pada dataset simulasi, diperoleh sejumlah aturan asosiasi yang memenuhi kriteria support ≥ 0.4 , confidence ≥ 0.6 , dan lift > 1.0 . Hasil awal menunjukkan bahwa terdapat beberapa kombinasi item (fitur) yang sering muncul bersama dalam transaksi dan memiliki asosiasi yang signifikan. Tabel berikut menyajikan 8 aturan asosiasi terpilih yang memenuhi syarat tersebut:

Tabel 1. 8 aturan asosiasi

No	Antecedent	Consequent	Support	Confidence	Lift
1	{'beras'}	{'telur'}	0.4286	0.60	1.05
2	{'telur'}	{'beras'}	0.4286	0.75	1.05
3	{'beras'}	{'minyak'}	0.4286	0.60	1.05
4	{'minyak'}	{'beras'}	0.4286	0.75	1.05
5	{'minyak'}	{'telur'}	0.4286	0.60	1.05
6	{'telur'}	{'minyak'}	0.4286	0.75	1.05
7	{'gula'}	{'beras'}	0.4286	0.66	0.93
8	{'beras', 'minyak'}	{'telur'}	0.4286	0.66	1.16

Selain tabel, visualisasi juga digunakan untuk memperjelas pola asosiasi. Gambar 2 berikut menampilkan grafik support-confidence untuk tiap aturan, sedangkan Gambar 3 menampilkan heatmap korelasi fitur.



Gambar 2. Grafik Support vs. Confidence

Gambar 2. Grafik Support vs. Confidence: Menunjukkan bahwa aturan dengan confidence tinggi juga cenderung memiliki support yang layak.



Gambar 3. Heatmap Korelasi Item

Gambar 3. Heatmap Korelasi Item: Menampilkan keterkaitan antar item dalam format matriks warna berdasarkan frekuensi kemunculan bersama.

PEMBAHASAN

Hasil analisis Apriori menunjukkan bahwa fitur "beras", "telur", dan "minyak" memiliki hubungan asosiasi yang paling dominan. Aturan seperti $\{\text{'telur'}\} \rightarrow \{\text{'beras'}\}$ dan $\{\text{'minyak'}\} \rightarrow \{\text{'beras'}\}$ muncul dengan nilai confidence mencapai 0.75 dan lift > 1.0 , yang menunjukkan bahwa item tersebut tidak hanya sering muncul bersama, tetapi juga memiliki keterkaitan kuat yang melebihi kemungkinan acak. Kombinasi seperti $\{\text{'beras'}, \text{'minyak'}\} \rightarrow \{\text{'telur'}\}$ yang memiliki lift 1.16 mengindikasikan hubungan tiga arah yang signifikan. Ini dapat dimaknai sebagai kecenderungan pengguna untuk mengakses fitur-fitur tersebut secara bersamaan, yang dalam konteks sistem informasi akademik bisa dianalogikan sebagai modul yang sering dibuka berurutan (misalnya: Login $\rightarrow$ Dashboard $\rightarrow$ Laporan).

Dominasi hubungan tersebut bisa dijelaskan secara logis: fitur-fitur yang bersifat awal dan inti dari sebuah sesi interaksi (seperti login dan dashboard) memang lebih sering diakses, sehingga pola asosiasi mereka menjadi lebih kuat. Selain itu, fitur seperti laporan atau hasil akhir biasanya menjadi tujuan akhir dari navigasi pengguna. Namun demikian, penggunaan data simulasi memiliki keterbatasan. Karena data dirancang berdasarkan asumsi dan tidak berasal dari log pengguna nyata, kemungkinan bias dalam struktur atau intensitas hubungan antar item tetap ada. Misalnya, jika dalam data nyata pengguna sering melompat dari menu satu ke menu lain secara acak, maka asosiasi berurutan yang muncul dari data dummy akan terlalu ideal dan tidak mencerminkan realitas penggunaan sistem.

Untuk itu, interpretasi dari aturan asosiasi yang ditemukan harus dilakukan dengan hati-hati. Disarankan pada penelitian selanjutnya untuk menggunakan dataset aktual dengan volume lebih besar dan keragaman fitur lebih tinggi agar validitas dan generalisasi hasil dapat lebih kuat. Integrasi dengan visualisasi dinamis juga akan memperkaya konteks interpretasi, misalnya dengan menambahkan analisis urutan (sequential pattern) atau klusterisasi pengguna berdasarkan pola aksesnya.

KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil menerapkan algoritma Apriori untuk menganalisis pola asosiasi antar fitur dalam sistem informasi berbasis web, menggunakan data simulasi yang merepresentasikan aktivitas pengguna. Dengan pendekatan data mining, diperoleh aturan-aturan asosiasi signifikan berdasarkan metrik support, confidence, dan lift. Hasil menunjukkan bahwa fitur seperti "beras", "telur", dan "minyak" cenderung muncul bersamaan dalam transaksi dan membentuk hubungan yang kuat. Aturan seperti $\{\text{'telur'}\} \rightarrow \{\text{'beras'}\}$ dan $\{\text{'minyak'}\} \rightarrow \{\text{'beras'}\}$ memiliki confidence tinggi dan lift lebih dari satu, yang mengindikasikan keterkaitan non-acak antar fitur. Kombinasi fitur $\{\text{'beras'}, \text{'minyak'}\} \rightarrow \{\text{'telur'}\}$ dengan lift 1.16 menunjukkan potensi asosiasi tiga arah yang relevan dalam konteks navigasi pengguna sistem informasi. Hal ini membuktikan bahwa algoritma Apriori mampu mengungkap pola frekuensi akses fitur yang dapat digunakan sebagai dasar pengembangan sistem, personalisasi layanan, dan peningkatan efisiensi navigasi. Namun, keterbatasan utama penelitian ini terletak pada penggunaan dataset simulasi yang bersifat terbatas baik dari segi ukuran maupun kompleksitas fitur. Oleh karena itu, meskipun hasilnya menjanjikan, generalisasi terhadap sistem informasi nyata memerlukan validasi lebih lanjut dengan dataset riil yang lebih besar dan representatif.

Sebagai tindak lanjut, disarankan agar penelitian berikutnya menggunakan data aktual dari log aktivitas pengguna sistem informasi akademik untuk memperoleh pola yang lebih representatif dan realistis. Selain itu, perlu dilakukan integrasi dengan algoritma lain seperti FP-Growth atau Sequential Pattern Mining untuk menggali urutan akses fitur secara lebih mendalam. Visualisasi aturan dalam bentuk graph jaringan atau heatmap juga dapat dikembangkan lebih lanjut sebagai bagian dari antarmuka pengguna sistem, sehingga hasil mining dapat dimanfaatkan langsung oleh pengembang sistem. Pengelompokan pengguna berdasarkan pola akses menggunakan teknik clustering juga layak dipertimbangkan guna mendukung pengembangan fitur personalisasi. Tak kalah penting, pelibatan pemangku kepentingan seperti administrator sistem atau pengguna akhir dalam validasi hasil mining sangat disarankan agar interpretasi dan implementasinya relevan dengan kebutuhan dan konteks penggunaan sistem. Dengan demikian, penelitian ini memberikan fondasi awal bagi penerapan algoritma asosiasi dalam sistem informasi berbasis web, serta membuka peluang penelitian lanjutan untuk optimalisasi layanan berbasis pola akses pengguna.

REFERENCES

- [1] I. Febiana and M. Alda, "Untuk Rekomendasi Tiket Travel Pada Cv Rimo Travel Berbasis Web," vol. 9, no. 1, pp. 1–9, 2024.
- [2] J. Lois, Y. Kurnia, D. Lasut, and I. Fenriana, "Aplikasi Pengolahan Data Mining Berbasis Web Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Menganalisis Data Penjualan Toko Lumbini Mart," *J. Algor*, vol. 3, no. 2, pp. 12–24, 2022.
- [3] D. M. A. Al Kerboly, M. M. Hamad, and O. A. Dawood, "Web Mining Algorithms Applied To University Researchers Profiles: a Case Study," *Int. J. Tech. Phys. Probl. Eng.*, vol. 15, no. 4, pp. 123–133, 2023.
- [4] B. Aktavera *et al.*, "Analisis Association Rule Menggunakan Algoritma Apriori dan Algoritma FP Growth," *J. Teknol. Inf. Mura*, vol. 16, no. 1, pp. 54–61, 2024.
- [5] S. A. Widjaja, H. Maharani, and Y. Yonata, "Sistem Informasi Penelitian dan Pengabdian kepada Masyarakat Berbasis Web di Perguruan Tinggi XYZ," *J. Telemat.*, vol. 19, no. 1, pp. 22–28, 2024, doi: 10.61769/telematika.v19i1.654.
- [6] M. Reza, A. Faiz, T. M. Diansyah, and I. Faisal, "Penerapan Data Mining Untuk Mengidentifikasi Pola Asosiasi Peminatan Program Studi Menggunakan Algoritma Apriori," vol. 4, pp. 380–388, 2025.
- [7] Dita Aisha and Ririen Kusumawati, "Implementasi Metode Algoritma Collaborative Filtering Dan K-Nearest Neighbor Pada Sistem Rekomendasi E-Commerce," *J. Ilm. Sist. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 3, pp. 25–38, 2022, doi: 10.55606/juisik.v2i3.314.
- [8] A. Aprilio Arifin and Y. Malago, "Penentuan Pola Penjualan Obat Menggunakan Algoritma Apriori," *Copyr. @BALOK*, vol. 2, no. 1, pp. 52–59, 2023.
- [9] K. Saputra, "Perbandingan Kinerja Fungsi Kernel Algoritma Support Vector Machine Pada Klasifikasi Penyakit Padi," *Ijccs*, vol. 17, no. 1, pp. 119–131, 2023.
- [10] D. N. Sari, D. N. Sari, F. Adelia, F. Rosdiana, B. B. Butar, and M. Hariyanto, "Analisa Sentimen Terhadap Review Produk Kecantikan Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier," *JIKA (Jurnal Inform.*, vol. 4, no. 3, p. 109, 2020, doi: 10.31000/jika.v4i3.3086.
- [11] P. Objek and P. Citra, "PENERAPAN METODE WAVELET CO-OCCURRENCE HISTOGRAM UNTUK PENERAPAN METODE WAVELET CO-OCCURRENCE HISTOGRAM UNTUK PENGENALAN OBJEK PADA CITRA DIGITAL," no. October, 2016.
- [12] E. Purba *et al.*, "Analisis Pola Kunjungan pada Objek Wisata Kabupaten Simalungun Dengan Menggunakan Algoritma Apriori Berbasis Website," vol. 4, no. 2, pp. 146–155, 2024, doi: 10.54259/satesi.v4i2.3244.
- [13] R. Agrawal and R. S&ant*, "A fast algorithm for mining association rules in image," *Proc. IEEE Int. Conf. Softw. Eng. Serv. Sci. ICSESS*, pp. 513–516, 2024, doi: 10.1109/ICSESS.2014.6933618.
- [14] D. Rusdianto, Sutiyono, and L. Zaelan, "Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori untuk Mengetahui Pola Peminjaman Buku di Perpustakaan Universitas Bale Bandung," *J. Sist. Inf.*, vol. 02, no. 02, pp. 1–10, 2020, [Online]. Available: <http://ejournal.unibba.ac.id/index.php/j-sika/article/view/376>
- [15] P. Prithviraj and R. Porkodi, "A Comparative Analysis of Association Rule Mining Algorithms in Data Mining: A Study," *Am. J. Comput. Sci. Eng. Surv.*, vol. 3, no. 1, pp. 98–119, 2020, [Online]. Available: www.pubicon.co.in
- [16] N. B. Odu, R. Prasad, C. Onime, and B. K. Sharma, "How to implement a decision support for digital health: Insights from design science perspective for action research in tuberculosis detection," *Int. J. Inf. Manag. Data Insights*, vol. 2, no. 2, p. 100136, 2022, doi: 10.1016/j.jjime.2022.100136.
- [17] M. R. Qisthiano, P. A. Prayesy, and I. Ruswita, "Penerapan Algoritma Decision Tree dalam Klasifikasi Data Prediksi Kelulusan Mahasiswa," *G-Tech J. Teknol. Terap.*, vol. 7, no. 1, pp. 21–28, 2023, doi: 10.33379/gtech.v7i1.1850.
- [18] M. Riyan Maulana and D. Nurdiana, "Pengukuran Kebergunaan dan Pengalaman Pengguna Website Sistem Informasi Akademik Universitas Terbuka (SIA UT) Menggunakan Metode System Usability Scale (SUS) dan User Experience Questionnaire (UEQ)," *J. Informatics Commun. Technol.*, vol. 1, no. 17, pp. 1–017, 2024, doi: 10.52661/j.