

BAB V

SIMPULAN DAN SARAN

5.1 Simpulan

Berdasarkan penjelasan yang telah diberikan pada BAB 1 sampai BAB 4 mengenai perbandingan metode *data mining* dalam mengetahui pola pembelian menggunakan algoritma *apriori* dan *fp-growth* dapat disimpulkan sebagai berikut:

1. Hasil perbandingan antara algoritma *apriori* dan *fp-growth* dengan menggunakan *software R* menunjukkan bahwa keduanya memberikan 7 aturan asosiasi sebagai berikut untuk algoritma *apriori* Jika membeli “PINK REGENCY TEACUP AND SAUCER” maka akan membeli “GREEN REGENCY TEACUP AND SAUCER” dengan *support* 0.02 atau 2%, *confidence* 0.82 atau 82% dan *lift ratio* 22. Jika membeli “PINK REGENCY TEACUP AND SAUCER” maka akan membeli “ROSES REGENCY TEACUP AND SAUCER” dengan *support* 0.02 atau 2%, *confidence* 0,78 atau 78% dan *lift ratio* 18. Jika membeli “GREEN REGENCY TEACUP AND SAUCER” maka akan membeli “ROSES REGENCY TEACUP AND SAUCER” dengan *support* 0,02 atau 2%, *confidence* 0,78 atau 78% dan *lift ratio* 18. Jika membeli “GARDENERS KEELING PAD CUP OF TEA” maka akan membeli “GARDENERS KNEELING PAD KEEP CALM” dengan *support* 0,02 atau 2%, *confidence* 0,72 atau 72% dan *lift ratio* 17. Jika membeli “GREEN REGENCY TEACUP AND SAUCER” dan “PINK REGENCY TEACUP AND SAUCER” maka akan membeli “ROSES REGENCY TEACUP AND SAUCER” dengan *support* 0.02 atau 2%, *confidence* 0,84 atau 84% dan *lift ratio*

19. Jika membeli “PINK REGENCY TEACUP AND SAUCER” dan “ROSES REGENCY TEACUP AND SAUCER” maka akan membeli “GREEN REGENCY TEACUP AND SAUCER” dengan *support* 0,02 atau 2%, *confidence* 0,89 atau 89% dan *lift ratio* 23. Jika membeli “GREEN REGENCY TEACUP AND SAUCER” dan “ROSES REGENCY TEACUP AND SAUCER” maka akan membeli “PINK REGENCY TEACUP AND SAUCER” dengan *support* 0.02 atau 2%, *confidence* 0.72 atau 72% dan *lift ratio* 23. Dan untuk fp-growth Jika membeli "GARDENERS KEELING PAD CUP OF TEA" maka akan membeli "GARDENERS KNEELING PAD KEEP CALM" dengan *support* 0,02 atau 2%, *confidence* 0,72 atau 72% dan *lift ratio* 17. Jika membeli "GREEN REGENCY TEACUP AND SAUCER" maka akan membeli "ROSES REGENCY TEACUP AND SAUCER" dengan *support* 0,02 atau 2%, *confidence* 0,78 atau 78% dan *lift ratio* 18. Jika membeli "PINK REGENCY TEACUP AND SAUCER" maka akan membeli "ROSES REGENCY TEACUP AND SAUCER" dengan *support* 0.02 atau 2%, *confidence* 0,78 atau 78% dan *lift ratio* 18. Jika membeli “GREEN REGENCY TEACUP AND SAUCER” dan “PINK REGENCY TEACUP AND SAUCER” maka akan membeli “ROSES REGENCY TEACUP AND SAUCER” dengan *support* 0.02 atau 2%, *confidence* 0.84 atau 84% dan *lift ratio* 19. Jika membeli “PINK REGENCY TEACUP AND SAUCER” dan “ROSES REGENCY TEACUP AND SAUCER” maka akan membeli “GREEN REGENCY TEACUP AND SAUCER” dengan *support* 0,02 atau 2%, *confidence* 0,89 atau 89% dan *lift ratio* 23. Jika

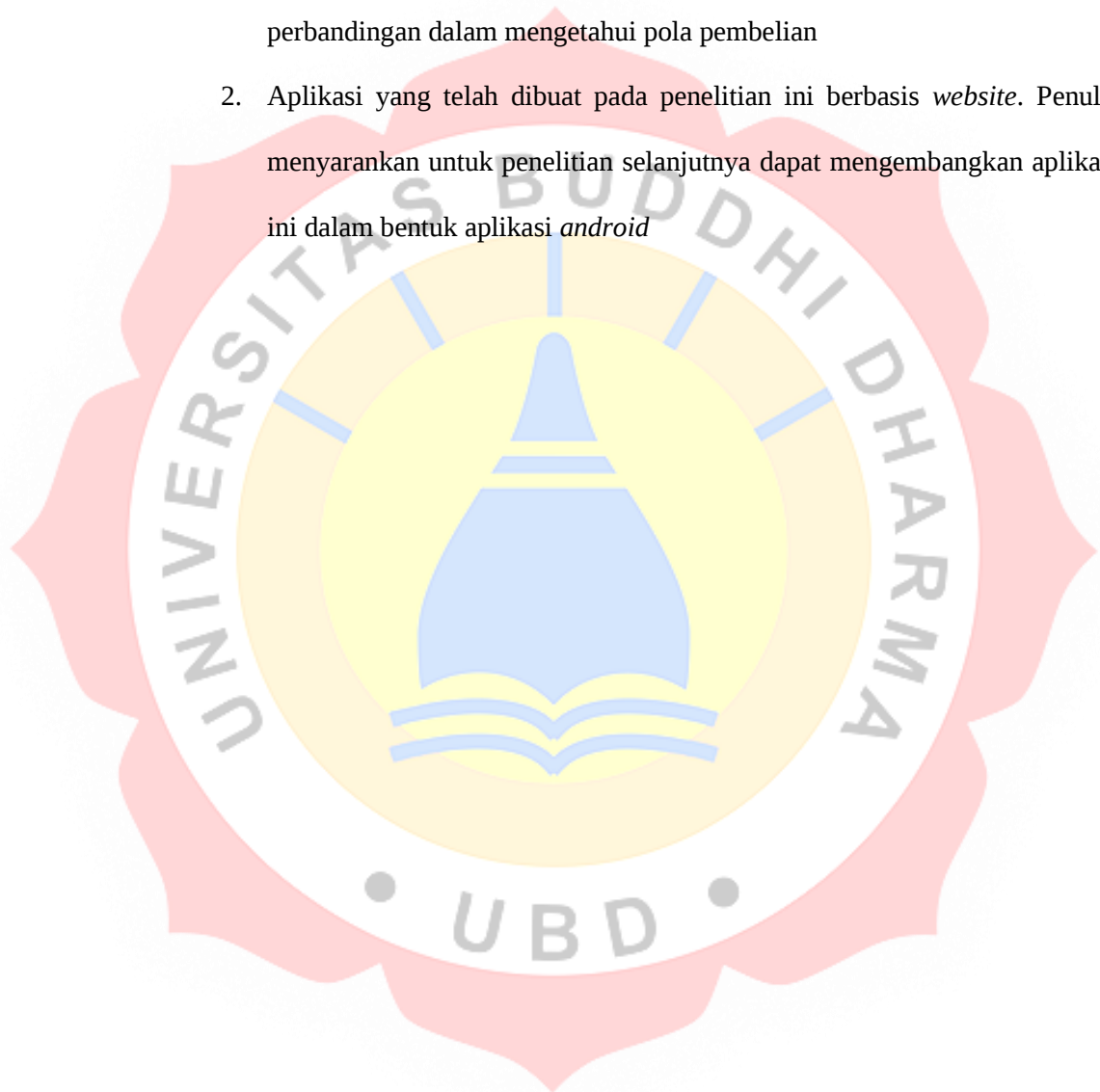
membeli “GREEN REGENCY TEACUP AND SAUCER” dan “ROSES REGENCY TEACUP AND SAUCER” maka akan membeli “PINK REGENCY TEACUP AND SAUCER” dengan *support* 0.02 atau 2%, *confidence* 0.72 atau 72% dan *lift ratio* 23. Jika membeli “PINK REGENCY TEACUP AND SAUCER” maka akan membeli “GREEN REGENCY TEACUP AND SAUCER” dengan *support* 0.02 atau 2%, *confidence* 0.82 atau 82% dan *lift ratio* 22

2. Dengan menggunakan tahapan *crisp-dm*, membuat model *data mining* ini efektif dalam melakukan perhitungan untuk mengetahui pola pembelian. Ini adalah performa dalam melakukan perhitungan algoritma *apriori* dan *fp-growth* Memori : algoritma *apriori* hanya menggunakan total memori sebanyak 138 MB sedangkan algoritma *fp-growth* menggunakan total memori sebanyak 140,3 MB. Waktu eksekusi : algoritma *apriori* melakukan proses perhitungan memerlukan waktu selama 1910 ms atau 1.91 detik sedangkan algoritma *fp-growth* memerlukan waktu selama 2090 ms atau 2 detik untuk menyelesaikan proses perhitungan, berdasarkan penelitian ini algoritma *apriori* merupakan algoritma terbaik dalam mengasosiasi *dataset* retail
3. Implementasi algoritma dalam bentuk aplikasi berhasil dilakukan. Aplikasi ini dapat digunakan sebagai alat bantu dalam menganalisis pola pembelian, sehingga mempermudah pengambilan keputusan bisnis yang lebih tepat berdasarkan hasil analisis data transaksi.

5.2 Saran

Saran untuk penelitian selanjutnya yang ingin melanjutkan dan mengembangkan sistem yang telah dibuat untuk lebih baik lagi adalah sebagai berikut:

1. Untuk penelitian selanjutnya diharapkan melakukan perbandingan algoritma *eclat* dan *fp-growth* atau *eclat* dan *apriori* untuk melakukan perbandingan dalam mengetahui pola pembelian
2. Aplikasi yang telah dibuat pada penelitian ini berbasis *website*. Penulis menyarankan untuk penelitian selanjutnya dapat mengembangkan aplikasi ini dalam bentuk aplikasi *android*



DAFTAR PUSTAKA

- Aisyah, S., Sembiring, A. C., & Sitanggang, D. (2023). ASSOCIATION RULE. *PUBLISH BUKU UNPRI PRESS ISBN*, 1(1), 1–53.
- Al Zubaer, A., Mondal, S. K., Islam, M. N., Hossain, A., Hasan, M., Naim, S. K., Alam, M. S., & Ferdous, S. (2020). Design and Development a Website using HTML, CSS, PHP and MySQL. *Journal of Information Technology and Sciences*, 6(3), 29–40.
- Chandra, S., & Wijaya, H. (2024). Implementasi Data Mining Untuk Menentukan Pola Pemilihan Kombinasi Menu Menggunakan Algoritma Apriori (Studi Kasus: The Coffee Theory). *JURNAL ALGOR*, 6(1), 10–22.
- Febrian, T., Rino, & Wijaya, H. (2023). Penerapan Data Mining Untuk Menganalisa Data Penjualan Barang Di Swalayan Dengan Menggunakan Algoritma Fp-Growth. *JURNAL ALGOR*, 4(2), 98–106.
<https://doi.org/https://doi.org/10.31253/algor.v4i2.1546>
- Freddie, Kurnia, Y., Arijanto, R., & Yakub. (2021). Perancangan Aplikasi Web Dengan Menggunakan Algoritma Apriori Pada Data Mining Untuk Mengetahui Pola Pembelian Konsumen PT Cipta Tunggal Elektronik. *JURNAL ALGOR*, 3(1), 71–82.
<https://doi.org/https://doi.org/10.31253/algor.v3i1.640>
- Idris, A. I., Sampetoding, E. A. M., Ardhana, V. Y. P., Maritsa, I., Sakri, A., Ruslan, H., & Manapa, E. S. (2022). Comparison of Apriori, Apriori-TID and FP-Growth Algorithms in Market Basket Analysis at Grocery Stores. *The IJICS (International Journal of Informatics and Computer Science)*, 6(2), 107–112.
- Lienata, B., Fenriana, I., Andre, & Safitri, R. D. (2021). Penerapan Data Mining Pada Penjualan Pakaian Brand Expand Dengan Algoritma Apriori Menggunakan Metode Association Rules PT. Vidiaelok Lestari Garmino. *JURNAL ALGOR*, 3(1), 83–95.
<https://doi.org/https://doi.org/10.31253/algor.v3i1.647>
- Musdalifah, I., & Jananto, A. (2022). Analisis Perbandingan Algoritma Apriori Dan FP-Growth Dalam Pembentukan Pola Asosiasi Keranjang Belanja Pelanggan. *Progresif: Jurnal Ilmiah Komputer*, 18(2), 175–184.
- Nisa, V. C., & Khasanah, F. N. (2023). Algoritma Apriori Dalam Identifikasi Pola Pembelian Konsumen Pada Produk Minuman. *INFORMAL: Informatics Journal*, 8(2), 156–164.
- Nongthombam, K., & Sharma, D. (2021). Data Analysis using Python. *International Journal of Engineering Research & Technology (IJERT)*, 10(7), 463–468.
- Permana, P. T. I., & Sihanato, A. N. (2024). Implementasi Arsitektur MVC Dalam Pengembangan Aplikasi Customer Relationship Portal. *Jurnal Teknologi Informasi*, 10(1), 50–57.
- Prasetyo, F., & Hasugian, H. (2024). Analisis Pola Pembelian Produk Makanan Menggunakan Algoritma FP-Growth Untuk Strategi Penjualan. *IDEALIS: InDonEsiA Journal Information System*, 7(1), 11–20.
- Prehanto, D. R. (2020). *Buku Ajar Konsep Sistem Informasi*. Scopindo Media Pustaka.
- Rahmi, A. N., & Mikola, Y. A. (2021). Implementasi Algoritma Apriori Untuk

- Menentukan Pola Pembelian Pada Customer (Studi Kasus: Toko Bakoel Sembako). *Information System Journal*, 4(1), 14–19.
- Sari, Y. (2017). *Logika Algoritma, Pseudocode, Flowchart, dan C++*. Perahu Litera.
- Schröer, C., Kruse, F., & Gómez, J. M. (2021). A systematic literature review on applying CRISP-DM process model. *Procedia Computer Science*, 181, 526–534.
- Setiawan, G., Putra, D. S. D., & Wijaya, H. (2022). Aplikasi Data Mining Berbasis Web Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Analisa Pola Pembelian Barang Pada PT Menara Bahagia Bersama. *JURNAL ALGOR*, 3(2), 1–11.
<https://doi.org/https://doi.org/10.31253/algor.v3i2.1020>
- Setiawan, R. R., & Jananto, A. (2023). Implementasi Data Mining Untuk Rekomendasi Penyedia Pupuk Non Subsidi Dengan Menggunakan Metode Algoritma Apriori. *Jurnal Tekno Kompak*, 17(1), 13–24.
- Sitanggang, D., Turnip, M., Laia, Y., & Tamba, S. P. (2023). Algoritma apriori. *PUBLISH BUKU UNPRI PRESS ISBN*, 1(1), 1–49.
- Soepriyono, G., & Triayudi, A. (2023). Implementasi Data Mining dengan Algoritma Apriori dalam Menentukan Pola Pembelian Aksesoris Laptop. *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, 7(4), 2087–2096.
- Sotnik, S., Manakov, V., & Lyashenko, V. (2023). *Overview: PHP and MySQL features for creating modern web projects*.
- Styawati, S., Nurkholis, A., & Anjumi, K. N. (2021). Analisis Pola Transaksi Pelanggan Menggunakan Algoritme Apriori. *J-SAKTI (Jurnal Sains Komputer Dan Informatika)*, 5(2), 619–626.

DAFTAR RIWAYAT HIDUP



Data diri

NIM : 20211000050
Nama Lengkap : Ferdian Susanto
Tempat, Tanggal Lahir : Tangerang, 25 Februari 2003
Jenis Kelamin : Laki-laki
Alamat Lengkap : Jl Pintu Air RT 003 / RW 008, Belendung
Benda, Kota Tangerang
Agama : Buddha
Telepon : 082114893416
E-Mail : ferdiansusanto6554@gmail.com

Pendidikan Formal

2009-2011 TK HARAPAN
2011-2015 SD TANAH TINGGI 3
2015-2018 SMP KRISTEN GRACIA
2018-2021 SMK KRISTEN GRACIA
2021-Sekarang UNIVERSITAS BUDDHIDHARMA TANGERANG
Program Studi Teknik Informatika
Data Science

Tangerang, 04 Agustus 2025

Ferdian Susanto

LAMPIRAN

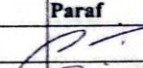
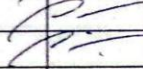
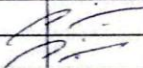
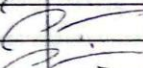
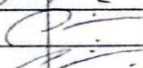
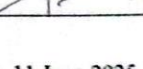
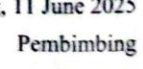
Lampiran 1 : Kartu bimbingan skripsi



UNIVERSITAS BUDDHI DHARMA
Jl. Imam Bonjol No. 41 Karawaci Ilir, Tangerang
021 5517853 / 021 5586822 admin@buddhidharma.ac.id

KARTU BIMBINGAN TA/SKRIPSI

NIM : 20211000050
Nama Mahasiswa : FERDIAN SUSANTO
Fakultas : Sains dan Teknologi
Program Studi : Teknik Informatika
Jenjang : Strata Satu
Tahun Akademik/Semester : 2024/2025 Genap
Dosen Pembimbing : Desiyanna Lasut, S.Kom., M.Kom
Judul Skripsi : PERBANDINGAN METODE DATA MINING DALAM MENGETAHUI POLA PEMBELIAN MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI DAN FP-GROWTH

Tanggal	Catatan	Paraf
2025-03-04	Pengajuan judul	
2025-03-18	Acc judul dan jurnal referensi	
2025-04-08	Bab 1	
2025-04-22	Bab 2	
2025-04-29	Bab 3	
2025-05-13	Bab 4	
2025-05-27	Bab 5	
2025-06-03	Final program	
2025-06-10	Persentasi	

Mengetahui
Ketua Program Studi



Hartana Wijaya, M.Kom

Tangerang, 11 June 2025
Pembimbing



Desiyanna Lasut, S.Kom., M.Kom

Lampiran 2 : Form Requirement Elicitation

PERBANDINGAN METODE DATA MINING DALAM MENGETAHUI POLA PEMBELIAN MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI DAN FP-GROWTH

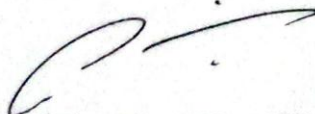
Nama : Mala Yanti
Umur : 37 tahun
Pekerjaan : Pengelola Siamay Sandy Sewan Rawa Kucing

REQUIREMENT ELICITION

NO	Analisis Kebutuhan Sistem	Keterangan
	Saya ingin sistem dapat:	
1.	Menjelaskan makanan apa saja yang di jual.	
2.	Mengetahui harga - harga dari makanan yang di jual.	
3.	Memberikan struk pembelian.	
4.	Memberikan informasi pembayaran hanya dengan uang tunai.	
5.	Memberikan informasi makanan dan minuman yang sering dibeli konsumen.	
6.	Memberikan informasi jam operasional.	

Tangerang, 26 November 2024

Pembimbing,


Desiyanna Lasut, S.Kom., M.Kom.
NIDN: 0402128601

Responden,


Mala Yanti

Mahasiswa,


Ferdian Susanto.
20211000050

PERBANDINGAN METODE DATA MINING DALAM MENGETAHUI POLA PEMBELIAN MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI DAN FP-GROWTH

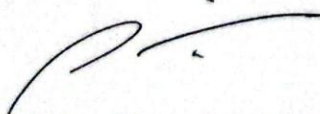
Nama : Ani Karyanto
 Umur : 34
 Pekerjaan : Pemilik bengkel motor & Surya Motor

REQUIREMENT ELICITION

NO	Analisis Kebutuhan Sistem	Keterangan
	Saya ingin sistem dapat:	
1	dapat masuk ke Aplikasi dengan login	
2	dapat menambahkan Produk dan transaksi	
3	dapat melihat Produk yang dijual	
4	dapat mengetahui harga Produk yang dibeli	
5	dapat mengetahui Produk yang or: dan biasa	
6	dapat melihat transaksi yang sudah terjual	

Tangerang, 2024

Pembimbing,


Desivanna Lasut, S.Kom., M.Kom.
 NIDN: 0402128601

Responden,


Ani Karyanto

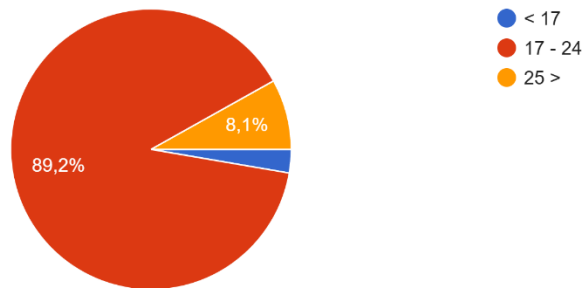
Mahasiswa,


Ferdian Susanto.
 20211000050

Lampiran 3 : Hasil Kuesioner

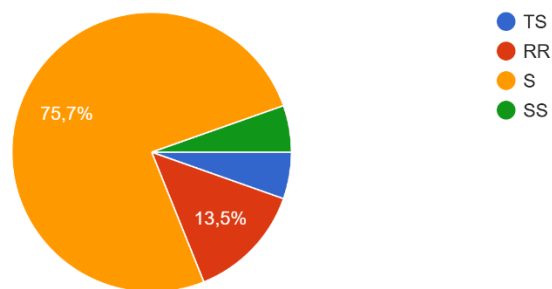
Berapa rentang usia Anda ?

37 jawaban



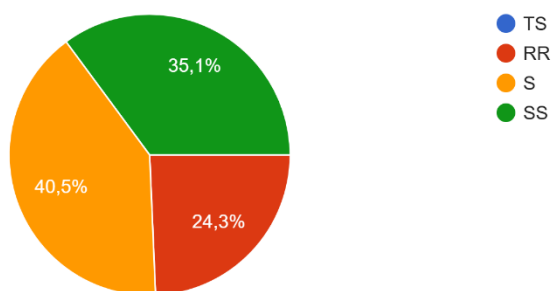
Apakah tampilan aplikasi yang diberikan mudah digunakan dan dipahami ?

37 jawaban



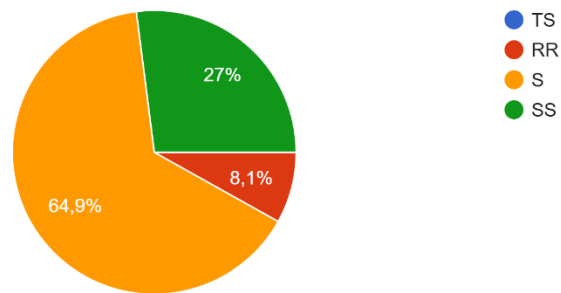
Apakah aplikasi menampilkan informasi yang jelas mengenai produk yang ditampilkan ?

37 jawaban



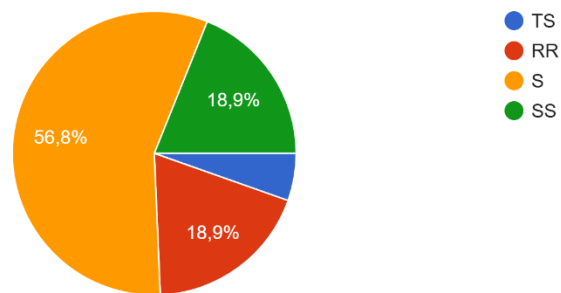
Apakah aplikasi memiliki halaman login yang mudah digunakan?

37 jawaban



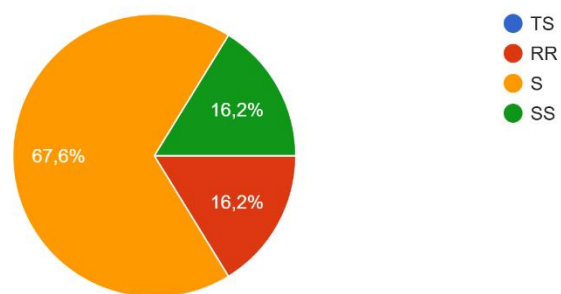
Apakah aplikasi tersebut memberikan kemudahan dalam melakukan penambahan produk dan transaksi ?

37 jawaban



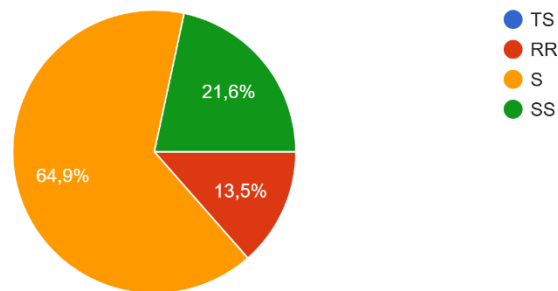
Apakah aplikasi tersebut memberikan kemudahan dalam melakukan pembayaran ?

37 jawaban



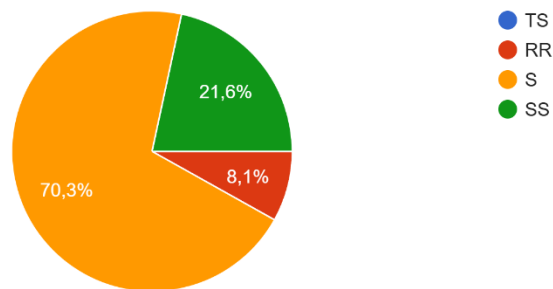
Apakah aplikasi tersebut memberikan kemudahan dalam mengetahui informasi pembayaran ?

37 jawaban



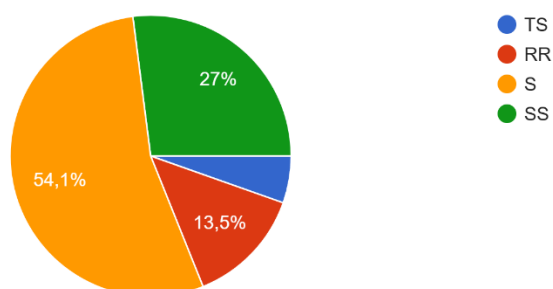
Apakah aplikasi tersebut memberikan kemudahan dalam melihat transaksi yang telah terjadi ?

37 jawaban



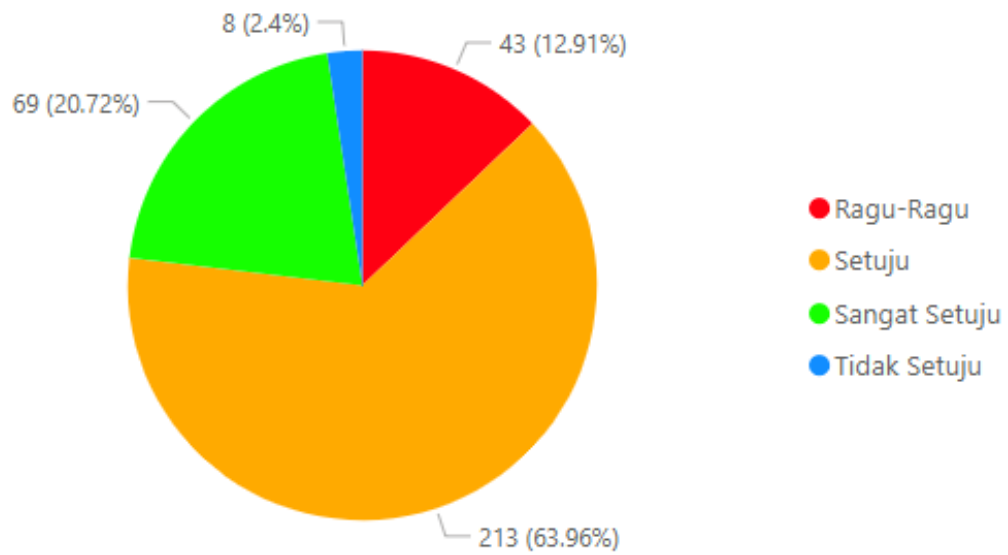
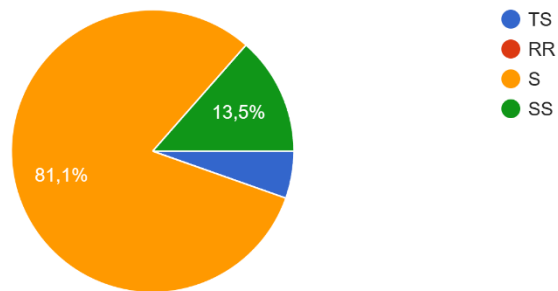
Apakah fitur yang tersedia pada aplikasi tersebut dapat di pahami dengan baik ?

37 jawaban



Apakah aplikasi tersebut mudah dalam mengetahui pola pembelian pelanggan

37 jawaban



Lampiran 4 : Perhitungan manual *apriori* dengan *excel*

TID	PBWL	PO6BGT	RWVS	RWVC	SRLM
1	1		1	1	1
2			1	1	
3			1		
4	1		1	1	1
5	1				1
6	1		1	1	
7	1		1		
8	1		1	1	
total	6		5	5	3

item	jumlah transaksi	support
PBWL	6	0.75
PO6BGT	5	0.625
RWVS	5	0.625
RWVC	3	0.375
SRLM	2	0.25

2 item set

min 3

item	jumlah transaksi	support
PBWL	6	0.75
PO6BGT	5	0.625
RWVS	5	0.625
RWVC	3	0.375

item	jumlah transaksi	support
PBWL, PO6BGT	4	0.5
PBWL, RWVS	3	0.375
PBWL, RWVC	3	0.375
PO6BGT, RWVS	3	0.375
PO6BGT, RWVC	2	0.25
RWVS, RWVC	2	0.25

3 itemset

item	jumlah transaksi	support
PBWL, PO6BGT, RWVS	2	0.25
PBWL, RWVS, RWVC	2	0.25

aturan asosiasi			
Rule	Jumlah Transaksi item x dan y	Jumlah x	Confidence
Jika membeli PBWL, maka akan membeli PO6BGT	4	6	0.66666667
Jika membeli PO6BGT, maka akan membeli PBWL	4	5	0.8
Jika membeli PBWL, maka akan membeli RWVS	3	6	0.5
Jika membeli RWVS, maka akan membeli PBWL	3	5	0.6
Jika membeli PBWL, maka akan membeli RWVC	3	6	0.5
Jika membeli RWVC, maka akan membeli PBWL	3	3	1
Jika membeli PO6BGT, maka akan membeli RWVS	3	5	0.6
Jika membeli RWVS, maka akan membeli PO6BGT	3	5	0.6

Confidence						
c => 0.5	Rule	Support	Confidence	Jumlah mengandung item y	expected confidence	lift ratio
	Jika membeli PBWL, maka akan membeli PO6BGT	0.5	0.66666667	5	0.625	1.066667
	Jika membeli PO6BGT, maka akan membeli PBWL	0.5	0.8	6	0.75	1.066667
	Jika membeli PBWL, maka akan membeli RWVS	0.375	0.5	5	0.625	0.8
	Jika membeli RWVS, maka akan membeli PBWL	0.375	0.6	6	0.75	0.8
	Jika membeli PBWL, maka akan membeli RWVC	0.375	0.5	3	0.375	1.333333
	Jika membeli RWVC, maka akan membeli PBWL	0.375	1	6	0.75	1.333333
	Jika membeli PO6BGT, maka akan membeli RWVS	0.375	0.6	6	0.75	0.8
	Jika membeli RWVS, maka akan membeli PO6BGT	0.375	0.6	5	0.625	0.96

Lampiran 5 : Perhitungan manual *fp-growth* dengan *excel*

TID	Item	Urutan item			Item	Conditional Pattern Base	Conditional FP-Tree	FP-Generated
1	PBWL,PO6BGT,RWVS,RWVC	PBWL,PO6BGT,RWVS,RWVC			RWVC	(PBWL,PO6BGT,RWVS:1),(PBWL,PO6BGT:1),(PBWL,RWVS:1)	(PBWL:3)	(PBWL,RWVC:3)
2	PO6BGT,RWVS	PO6BGT,RWVS			RWVS	(PBWL,PO6BGT:2),(PBWL:1),(PO6BGT:1)	(PBWL:3),(PO6BGT:3)	(PBWL,RWVS:3),(PO6BGT,RWVS:3)
3	RWVS	RWVS			PO6BGT	(PBWL:4)	(PBWL:4)	(PBWL,PO6BGT:4)
4	PBWL,PO6BGT,RWVC,SRLM	PBWL,PO6BGT,RWVC						
5	PBWL,SRLM	PBWL						
6	PBWL,RWVS,RWVC	PBWL,RWVS,RWVC						
7	PBWL,PO6BGT	PBWL,PO6BGT						
8	PBWL,PO6BGT,RWVS	PBWL,PO6BGT,RWVS						

1	tabel jumlah item	min transaksi 3	
	item	jumlah transaksi	Prioritas
	PBWL	6	1
	PO6BGT	5	2
	RWVS	5	3
	RWVC	3	4
	SRLM	2	5

Itemset	Frequent	Support	Confidence		
PBWL	6	0.75	0		
PO6BGT	5	0.625	0		
RWVS	5	0.625	0		
RWVC	3	0.375	0		
PBWL,RWVC	3	0.375	0.5		
PBWL,RWVS	3	0.375	0.5		
PO6BGT,RWVS	3	0.375	0.6		
PBWL,PO6BGT	4	0.5	0.66666667		

Rule	Support	Confidence	Jumlah mengandung item y	expected confidence	lift
PBWL	0.75	0	0	0	0
PO6BGT	0.625	0	0	0	0
RWVS	0.625	0	0	0	0
RWVC	0.375	0	0	0	0
Jika membeli PBWL, maka akan membeli RWVC	0.375	0.5	3	0.375	1.333333333
Jika membeli RWVC, maka akan membeli PBWL	0.375	1	6	0.75	1.333333333
Jika membeli PBWL, maka akan membeli RWVS	0.375	0.5	5	0.625	0.8
Jika membeli RWVS, maka akan membeli PBWL	0.375	0.6	6	0.75	0.8
Jika membeli PO6BGT, maka akan membeli RWVS	0.375	0.6	5	0.625	0.96
Jika membeli RWVS, maka akan membeli PO6BGT	0.375	0.6	5	0.625	0.96
Jika membeli PBWL, maka akan membeli PO6BGT	0.5	0.666667	5	0.625	1.066666667
Jika membeli PO6BGT, maka akan membeli PBWL	0.5	0.8	6	0.75	1.066666667

Lampiran 6 : Kode perhitungan program

```
1 from flask import Flask, render_template, request
2 import pandas as pd
3 import time
4 import psutil
5 from itertools import combinations
6 from sqlalchemy import create_engine
7 from datetime import datetime
8
9 app = Flask(__name__)
10
11 # Konfigurasi database
12 db_user = 'root' # MySQL user
13 db_password = '' # MySQL password
14 db_host = 'localhost' # Server (localhost)
15 db_name = 'minor' # Nama database
16
17 # Buat koneksi ke database
18 engine = create_engine(f'mysql+pymysql://{db_user}:{db_password}@{db_host}/{db_name}')
19
20 def get_frequent_itemsets(transactions, min_support):
21     """
22     Menghasilkan frequent itemsets berdasarkan minimum support.
23     """
24     item_counts = {}
25     total_transactions = len(transactions)
26
27     for transaction in transactions:
28         for item in transaction:
29             item_counts[item] = item_counts.get(item, 0) + 1
30
31     # Filter itemsets berdasarkan min_support
32     frequent_itemsets = {frozenset([item]): count / total_transactions for item, count in item_counts.items() if count / total_transactions >= min_support}
33
34     k = 2
35     while True:
36         new_combinations = {}
37         frequent_items = list(frequent_itemsets.keys())
38
39         for i in range(len(frequent_items)):
40             for j in range(i + 1, len(frequent_items)):
41                 new_itemset = frequent_items[i] | frequent_items[j]
42
43                 if len(new_itemset) == k:
44                     count = sum(1 for transaction in transactions if new_itemset.issubset(transaction))
45                     support = count / total_transactions
46                     if support >= min_support:
47                         new_combinations[new_itemset] = support
48
49         if not new_combinations:
50             break
51
52         frequent_itemsets.update(new_combinations)
53         k += 1
54
55     return frequent_itemsets
56
57 def get_association_rules(frequent_itemsets, transactions, min_confidence):
58     """
59     Menghasilkan aturan asosiasi berdasarkan frequent itemsets dan confidence.
60     """
61     rules = []
62     total_transactions = len(transactions)
63
64     for itemset, support in frequent_itemsets.items():
65         if len(itemset) < 2:
66             continue
67
68         for i in range(1, len(itemset)):
69             for antecedent in combinations(itemset, i):
70                 antecedent = frozenset(antecedent)
71                 consequent = itemset - antecedent
72                 antecedent_support = sum(1 for transaction in transactions if antecedent.issubset(transaction)) / total_transactions
73                 confidence = support / antecedent_support
74
75                 if confidence >= min_confidence:
76                     rules.append((antecedent, consequent, confidence))
77
78     return rules
```

```

1
2 @app.route('/', methods=['GET', 'POST'])
3 def index():
4     result = None
5     highest_accuracy_rule = None
6     execution_time = None
7     memory_usage = None
8     rules = None
9     start_date = None
10    end_date = None
11
12
13    if request.method == 'POST':
14        min_support = float(request.form.get('support', 0.01))
15        min_confidence = float(request.form.get('confidence', 0.5))
16
17        # Ambil rentang tanggal dari form
18        start_date = request.form.get('start_date')
19        end_date = request.form.get('end_date')
20
21        # Validasi tanggal
22        try:
23            start_date_obj = datetime.strptime(start_date, '%Y-%m-%d')
24            end_date_obj = datetime.strptime(end_date, '%Y-%m-%d')
25        except ValueError:
26            return "Format tanggal salah. Harus YYYY-MM-DD"
27
28        # Ambil data dari database dengan filter tanggal
29        query = """
30        SELECT d.id_transaksi, p.nama
31        FROM detil_transaksi d
32        JOIN transaksi t ON d.id_transaksi = t.id_transaksi
33        JOIN produk p ON d.id_produk = p.id_produk
34        WHERE t.tanggal BETWEEN '{start_date}' AND '{end_date}'
35        """
36        data = pd.read_sql(query, engine)
37
38        # Konversi data ke format transaksi
39        transactions = data.groupby("id_transaksi")["nama"].apply(set).tolist()
40
41        start_time = time.time()
42        frequent_itemsets = get_frequent_itemsets(transactions, min_support)
43        rules = get_association_rules(frequent_itemsets, transactions, min_confidence)
44        end_time = time.time()
45
46        execution_time = end_time - start_time
47        memory_usage = psutil.Process().memory_info().rss / (1024 * 1024)
48
49        if rules:
50            result = '<br>'.join([f"Jika membeli <b>{i}</b> dan <b>{j}</b>, maka akan membeli <b>{k}</b> dan <b>{l}</b>." for i, j, k, l in rules])
51            highest_rule = max(rules, key=lambda x: x[2])
52            highest_accuracy_rule = f"Jika membeli <b>{highest_rule[0]}</b> dan <b>{highest_rule[1]}</b>, maka akan membeli <b>{highest_rule[2]}</b> dan <b>{highest_rule[3]}</b>."
53            result = "Tidak ditemukan aturan asosiasi dengan parameter yang diberikan."
54
55    return render_template(
56        'index.html',
57        result=result,
58        rules=rules,
59        execution_time=execution_time,
60        memory_usage=memory_usage,
61        highest_accuracy_rule=highest_accuracy_rule,
62        start_date=start_date,
63        end_date=end_date
64    )
65
66
67 if __name__ == '__main__':
68     app.run(debug=True)
69

```

