

IMPLEMENTASI ALGORITMA *FP-GROWTH* UNTUK MENGETAHUI POLA PENEMPATAN BUKU DI PERPUSTAKAAN DAERAH TTU

Agustinus Ardiyanto Nenat¹, Yoseph Pius Kurniawan Kelen², Leonard Peter Gelu³ Budiman Baso⁴

^{1,2,3,4}Universitas Timor

(Program Studi Teknologi Informasi Fakultas Pertanian Sains dan Kesehatan Universitas Timor)
(Jl. Jl.Km 9 Kelurahan Sasi, Kefamenanu, Timor Tengah Utara, Nusa Tenggara Timur, telp. 0812 3956 4700)

e-mail: ¹agustinusardiyantonenat@gmail.com, ²yosepkelen@unimor.ac.id, ³petergelu@unimor.ac.id,
⁴budimanbaso@gmail.com

Abstrak

Perkembangan teknologi informasi telah memberikan dampak signifikan dalam berbagai bidang, termasuk pengelolaan dan pelayanan perpustakaan. Perpustakaan sebagai pusat informasi publik dituntut untuk mengikuti perkembangan zaman melalui penerapan teknologi informasi guna meningkatkan efisiensi dan kualitas layanan. Seiring bertambahnya koleksi, perpustakaan menyimpan ribuan buku dari berbagai kategori, yang membuat proses pencarian buku menjadi tidak efisien jika tata letaknya tidak diatur dengan baik. Salah satu tantangan utama yang dihadapi adalah pengelolaan tata letak buku agar lebih terstruktur, efisien, dan mampu meningkatkan kenyamanan pengunjung dalam mencari dan meminjam buku. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui pola peminjaman buku serta mengoptimalkan tata letak buku di Perpustakaan Daerah Timor Tengah Utara (TTU) berdasarkan hubungan antar buku yang sering dipinjam secara bersamaan. Untuk mencapai tujuan tersebut, penelitian ini menerapkan algoritma Frequent Pattern Growth (FP-Growth), sebuah metode data mining yang digunakan untuk menemukan pola asosiatif antar item dalam transaksi peminjaman. Data yang digunakan berupa 435 transaksi peminjaman buku yang dicatat selama periode Januari hingga Desember 2024. Tahapan dalam penelitian ini meliputi pengumpulan data, preprocessing untuk membersihkan dan menyusun data, pembentukan struktur FP-Tree, serta proses ekstraksi aturan asosiasi menggunakan parameter minimum support sebesar 5% dan minimum confidence sebesar 75%. Implementasi dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan bantuan platform Google Colaboratory. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma FP-Growth mampu mengidentifikasi sebanyak 139 aturan asosiasi yang valid, seluruhnya memenuhi ambang batas nilai confidence di atas 75%. Temuan ini menunjukkan adanya keterkaitan yang konsisten antara beberapa buku yang sering dipinjam bersamaan oleh pengunjung. Informasi tersebut sangat berguna dalam penyusunan tata letak buku yang lebih optimal, yakni dengan menempatkan buku-buku yang saling berelasi dalam rak yang berdekatan. Dari hasil penelitian ini, maka dapat disimpulkan bahwa algoritma FP-Growth merupakan pendekatan yang efektif dan efisien dalam mendukung pengambilan keputusan berbasis data untuk meningkatkan penataan koleksi dan kualitas layanan di lingkungan perpustakaan.

Kata kunci: FP-Growth, Data Mining, Perpustakaan, Tata Letak Buku

Abstract

The development of information technology has had a significant impact across various fields, including the management and services of libraries. As public information centers, libraries are expected to adapt to technological advancements by implementing information technology to improve service efficiency and quality. As collections grow, libraries store thousands of books from various categories, making book searches inefficient if the layout is not well organized. One of the main challenges faced is managing the book layout to be more structured, efficient, and capable of enhancing user comfort in locating and borrowing books. This study aims to identify book borrowing patterns and optimize book placement at the Timor Tengah Utara (TTU) Regional Library based on the associations between books

that are frequently borrowed together. To achieve this objective, the study employs the Frequent Pattern Growth (FP-Growth) algorithm, a data mining method used to discover associative patterns between items in borrowing transactions. The dataset used consists of 435 book borrowing transactions recorded between January and December 2024. The stages of the research include data collection, preprocessing to clean and organize the data, construction of the FP-Tree structure, and extraction of association rules using a minimum support threshold of 5% and a minimum confidence threshold of 75%. Implementation was conducted using the Python programming language on the Google Colaboratory platform. The results show that the FP-Growth algorithm successfully identified 139 valid association rules, all of which met the confidence threshold above 75%. These findings indicate a consistent relationship between certain books that are often borrowed together by visitors. Such insights are valuable for optimizing book layout by placing related books in adjacent shelves. Based on the results of this study, it can be concluded that the FP-Growth algorithm is an effective and efficient approach for supporting data-driven decision-making to improve collection arrangement and overall service quality in library environments.

Keywords: *FP-Growth, Data Mining, Library, Book Arrangement.*

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi telah memberikan dampak signifikan dalam berbagai bidang, termasuk pengelolaan dan pelayanan perpustakaan. Perpustakaan sebagai pusat informasi publik dituntut untuk mengikuti perkembangan zaman melalui penerapan teknologi informasi guna meningkatkan efisiensi dan kualitas layanan. Digitalisasi dan otomatisasi layanan perpustakaan mendorong pergeseran dari sistem manual menuju sistem berbasis teknologi, memungkinkan proses pengelolaan data, pencarian informasi, hingga peminjaman koleksi menjadi lebih cepat dan terorganisir.[1][2].

Salah satu tantangan yang dihadapi oleh perpustakaan modern, khususnya yang memiliki jumlah koleksi besar, adalah penataan tata letak buku yang efisien. Salah satunya yaitu Perpustakaan Daerah Kabupaten Timor Tengah Utara (TTU) yang memiliki lebih dari 115 jenis buku yang disimpan dan dikelola untuk pelayanan kepada masyarakat. Jumlah koleksi yang besar tanpa tata letak yang terstruktur dapat menyulitkan petugas maupun pengunjung dalam menemukan buku yang dibutuhkan, serta memperlambat proses sirkulasi koleksi. Oleh karena itu, dibutuhkan pendekatan berbasis data untuk membantu menentukan pola penempatan buku yang optimal[3].

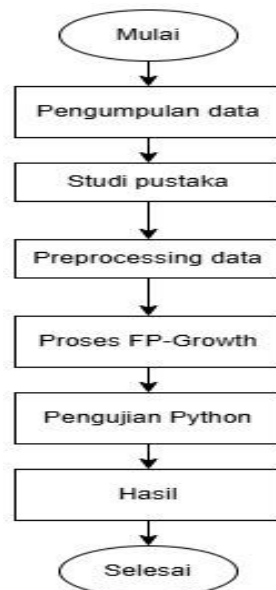
Salah satu solusi yang dapat diterapkan adalah teknik data mining, yaitu proses penggalian informasi dan pola tersembunyi dari sekumpulan data besar. Dalam konteks perpustakaan, data transaksi peminjaman buku dapat dianalisis untuk mengungkap pola keterkaitan antar buku yang sering dipinjam bersamaan. Algoritma FP-Growth merupakan salah satu metode data mining yang efektif untuk menemukan frequent itemset, yaitu kelompok item yang sering muncul bersama dalam transaksi, tanpa harus melalui proses pembangkitan kandidat seperti pada algoritma Apriori[4]. Penerapan algoritma FP-Growth memungkinkan pihak perpustakaan memperoleh wawasan baru terkait kecenderungan peminjaman koleksi oleh pengunjung. Pengetahuan ini dapat digunakan untuk menyusun ulang tata letak rak buku secara strategis, dengan menempatkan buku-buku yang sering dipinjam bersama dalam lokasi yang berdekatan. Beberapa penelitian sebelumnya telah membuktikan efektivitas algoritma ini dalam konteks penyusunan koleksi perpustakaan maupun bidang lainnya, seperti strategi promosi akademik. Namun demikian, implementasi metode ini pada kasus perpustakaan daerah, terutama dengan pendekatan berbasis Python, masih belum banyak dilakukan [5]. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pola peminjaman buku di Perpustakaan Daerah TTU menggunakan algoritma FP-Growth dengan dukungan implementasi Python. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat digunakan sebagai dasar pengambilan keputusan dalam menyusun tata letak buku yang lebih efisien dan terstruktur, sehingga dapat meningkatkan kenyamanan pengunjung serta efektivitas kinerja petugas perpustakaan.

2. METODE PENELITIAN

Pada penelitian ini menerapkan tipe penelitian terapan. Penelitian terapan ini akan diterapkan di Perpustakaan Daerah TTU sebagai sebuah sistem informasi Penentuan tata letak Buku di Perpustakaan Daerah TTU. Penulis mengumpulkan data dengan mengunjungi dan mewawancarai petugas mengenai pola peminjaman serta tata letak buku yang berlaku.

2.1. Tahapan Penelitian

Tahapan Penelitian ini mencakup tahapan dari pengumpulan data hingga kesimpulan akhir, menghasilkan keputusan yang dapat menjadi masukan bagi Perpustakaan Daerah TTU. Alur penelitian disajikan pada gambar berikut.



Gambar 1. Tahapan penelitian

1. Pengumpulan Data
Penulis mengumpulkan data melalui observasi, wawancara, dan data peminjaman buku di Perpustakaan Daerah TTU.
2. Studi Pustaka
Penulis mempelajari literatur dari jurnal dan artikel sebagai referensi pendukung dalam penelitian ini
3. *Preprocessing* Data
Sebelum proses data mining dapat dilaksanakan, perlu dilakukan proses *preprocessing data* pada data yang menjadi *fokus Knowledge Discovery in Database (KDD)*[6]. Tahap ini mencakup pembersihan data dengan menyeleksi, menghapus, atau menghilangkan data yang tidak lengkap, tidak relevan, dan tidak akurat.
4. Proses *FP-Growth* [7][8]
 - a. Pembentukan *FP-Tree* (*Frequent Pattern Tree*)
Pada tahap ini, *FP-Tree* dibangun dengan langkah-langkah berikut:
 - Menghitung frekuensi setiap buku yang dipinjam.
 - Menyusun item dalam urutan frekuensi tertinggi ke terendah.
 - Membangun struktur pohon (*FP-Tree*) berdasarkan transaksi yang ada.
 - Menghubungkan item yang sering muncul bersama dalam satu cabang pohon.
 - b. Penambangan Pola Frekuen (*Frequent Itemset Mining*)
Setelah *FP-Tree* terbentuk, *algoritma FP-Growth* digunakan untuk menemukan pola peminjaman buku yang sering terjadi.
 - Menganalisis buku yang sering dipinjam bersamaan.
 - Menghasilkan kombinasi buku yang memiliki hubungan kuat.
 - Mengelompokkan buku dalam aturan asosiasi berdasarkan frekuensi pola yang ditemukan.
 - c. Pembuatan Aturan Asosiasi (*Association Rule Mining*)
Pada tahap ini, hasil dari *FP-Growth* dianalisis untuk menghasilkan aturan asosiasi (*Association Rules*), dengan indikator:
 - *Support* → Seberapa sering kombinasi buku tertentu muncul dalam transaksi peminjaman.

- *Confidence* → Seberapa besar kemungkinan seseorang meminjam satu buku jika ia telah meminjam buku lain.
5. Hasil dan Kesimpulan
- Dari pola yang ditemukan, rekomendasi untuk penyusunan buku di rak dapat dibuat:
- Buku yang sering dipinjam bersamaan ditempatkan di rak yang sama.
 - Buku dengan hubungan kuat ditempatkan berdekatan untuk memudahkan pengunjung.
 - Petugas perpustakaan dapat menyusun ulang tata letak berdasarkan pola yang ditemukan untuk meningkatkan efisiensi pencarian buku.
6. Pengujian menggunakan *Python*
- Untuk membuktikan penelitian ini, penulis menguji implementasi sistem menggunakan *Python* di *Google Colab*, platform berbasis *Jupyter Notebook* yang memungkinkan visualisasi data dan otomatisasi tanpa perlu penyiapan, serta menyediakan akses gratis ke *resource komputasi*, termasuk GPU. *Python* merupakan bahasa pemrograman komputer yang biasa dipakai untuk membangun situs, *software/aplikasi*, mengotomatiskan tugas dan melakukan analisis data [9].
7. Hasil
- Berdasarkan hasil dan pembahasan yang dilakukan maka dapat diperoleh kesimpulan yang menjadi referensi untuk membuat keputusan dan menjadi referensi untuk penelitian selanjutnya.

2.2. Data Mining

Data mining adalah proses otomatis yang menggunakan teknik *machine learning*, statistik, matematika, dan kecerdasan buatan untuk mengekstraksi serta mengidentifikasi pengetahuan bermanfaat dari database besar

2.3. Python

Python adalah bahasa pemrograman tujuan umum yang digunakan untuk membangun situs, aplikasi, otomatisasi tugas, dan analisis data. Selain populer dalam pengembangan *machine learning*, *Python* juga banyak digunakan untuk membangun sistem informasi *web*, *mobile*, dan game.

2.4. Algoritma FP-Growth

Algoritma FP-Growth adalah pengembangan dari *Apriori* yang digunakan untuk menemukan frequent itemset dalam data. Dengan menggunakan prinsip *FP-Tree*, algoritma ini lebih cepat dibandingkan *Apriori* karena tidak memerlukan pembangkitan kandidat.

2.5. Association rule

Association rule adalah metode dalam data mining yang digunakan untuk menemukan hubungan atau pola keterkaitan antara item dalam suatu dataset. Aturan ini sering digunakan dalam analisis keranjang belanja untuk mengidentifikasi item yang sering dibeli bersamaan, serta diterapkan dalam berbagai bidang seperti rekomendasi produk dan deteksi pola bisnis.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Analisis data pada Perpustakaan Daerah TTU bertujuan menemukan pola peminjaman buku yang saling berhubungan dalam transaksi. Data yang digunakan mencakup peminjaman dari Januari hingga Desember 2024. Untuk mempermudah analisis, penulis mengeksplor data dalam format *Datasheet* menggunakan *Microsoft Excel*, sehingga dapat diolah dengan lebih efisien. Pada penelitian ini penulis menggunakan nilai *minimum support* 5%, dan *minimum confidence* 75%. Berikut ini ialah langkah-langkah perhitungan manual *algoritma Fp-Growth*. Dalam proses implementasi *algoritma Fp-Growth* terdapat beberapa tahap yang harus dilakukan diantaranya melakukan *preprocessing* data diantaranya adalah seleksi data, *cleaning* data, dan transformasi data [10]. semua item yang memenuhi minimum support diinisialkan agar lebih mudah dalam menganalisis data. Berikut ini merupakan item yang sudah melalui proses *preprocessing* data dan juga data yang telah melewati perhitungan *frequent itemset* dan mencapai nilai *minimum support*.

Tabel 1. Data peminjaman Inisial

<i>Transaction_ID</i>	<i>Items</i>
1	e,nndnbdm
2	kkdp,fbdlb,kdpr,dpbl
3	e,nndnbdm
4	pdm,ddp
5	btks,sbm
...	...
300	kkdp,fbdlb,kn
301	btks,sbm
302	ss,namb,pt,mpdrb
303	btks,sbm,krdp,pr
304	pdm,ddp
305	e,rmsn,madpn
..	
430	ss,namb,pt,mpdrb,kdpr,dpbl
431	ss,namb
432	e,rmsn,madpn
433	btks,sbm,krdp,pr
434	pdm,ddp,rp,epdp
435	btks,sbm,krdp,pr,pk

Setelah data peminjaman diinisialkan maka selanjutnya diubah ke format *binomial*, tiap item dihitung frekuensinya, di mana "1" menunjukkan item dipinjam dan "0" tidak dipinjam. Selanjutnya, item diurutkan dari frekuensi tertinggi ke terendah, seperti ditampilkan dalam tabel berikut.

Tabel 2. Frequent itemset

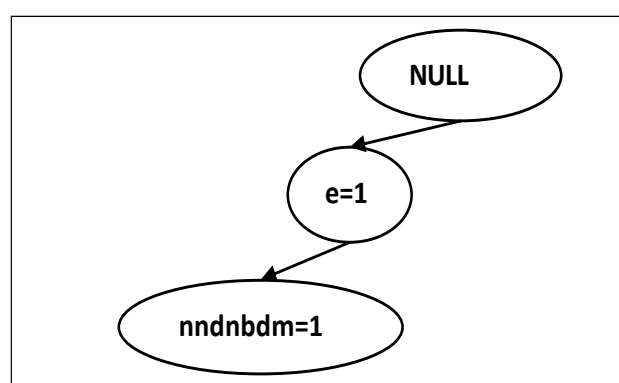
Judul Buku	Frekuensi	%
pdm	132	30,34
ddp	128	29,43
e	116	26,67
namb	90	20,69
ss	90	20,69
btks	75	17,24
sbm	75	17,24
rmsn	47	10,80
madpn	47	10,80
podl	45	10,34
mbod	45	10,34
krdp	43	9,89
sm	41	9,43
kkdp	38	8,74
fbdlb	36	8,28
pt	34	7,82
mpdrb	34	7,82
pr	32	7,36
nndnbdm	32	7,36
pk	30	6,90

dpbl	28	6,44
kdpr	28	6,44
kn	27	6,21
epdp	25	5,75
rp	25	5,75
tp	10	2,30
me	5	1,15
wr	2	0,46
mks	2	0,46
sdk	2	0,46
nn	1	0,23
gmym	1	0,23
pkdim	1	0,23
mdmpjkkds	1	0,23
rkdh	1	0,23
sh	1	0,23
ip	1	0,23
mpkds	1	0,23
pa	1	0,23
sdkppk	1	0,23
rkdld	1	0,23

Setelah perhitungan frekuensi kemunculan setiap item diketahui item buku maka dapat diketahui buku-buku yang memenuhi *minumum support* 0,05% dan buku mana yang tidak memenuhi *minimum support* tidak digunakan karena tidak berpengaruh signifikan. Maka langkah selanjutnya adalah membentuk *tree* yang merupakan langkah selanjutnya dalam proses *algoritma fp-growth*.

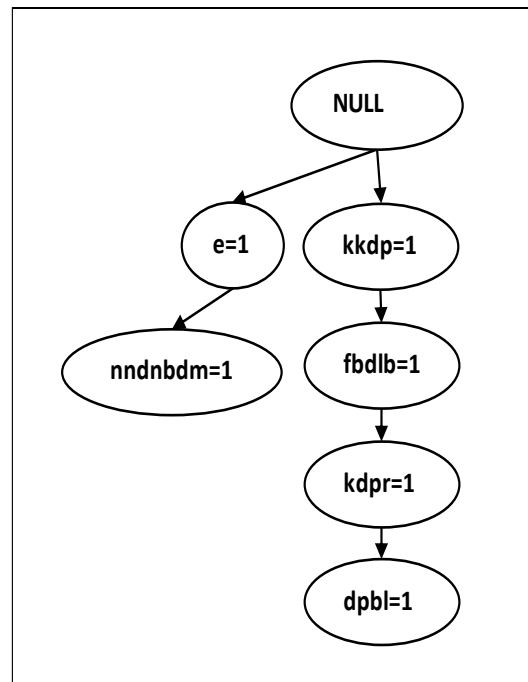
3.1. Pembentukan FP-Tree

Pembuatan *fp-tree* yang diawali dari TID 1 yaitu {e, nnnbm}.



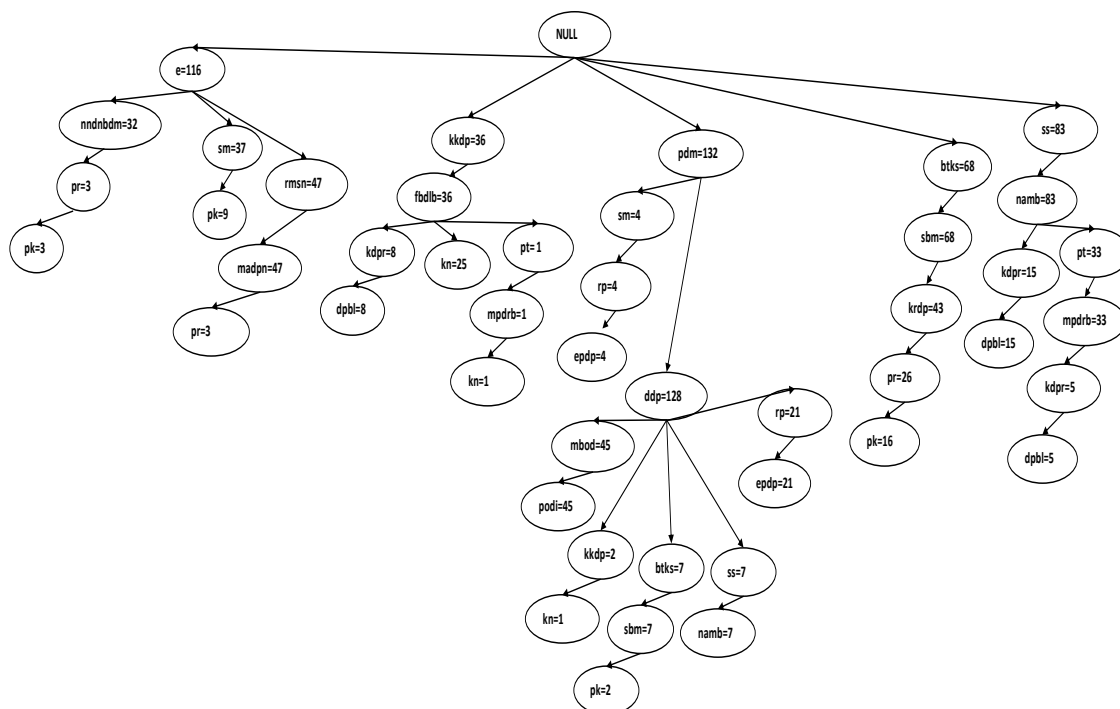
Gambar 2. Pembacaan TID 1

Gambar 2 ini menunjukkan struktur awal FP-Tree yang dibentuk berdasarkan transaksi pertama, yaitu TID 1 dengan itemset {e, nnnbm}. Item dalam transaksi telah diurutkan berdasarkan frekuensi, kemudian dimasukkan ke dalam FP-Tree. Node “e=1” menunjukkan bahwa item e muncul satu kali, diikuti oleh node “nnnbm=1” sebagai anak dari e. Node “NULL” merupakan root dari FP-Tree, yang tidak merepresentasikan item apapun. Setelah membaca TID 1, pembacaan dilanjutkan ke TID 2 yang berisi item {fblb, kkp, kkpr, dpbl} yang dapat dilihat pada gambar 3 berikut.



Gambar 3. Pembacaan TID 1

Gambar 3 ini menunjukkan hasil pembangunan FP-Tree dilanjutkan dari transaksi awal. Transaksi pertama (TID 1) memiliki item {e, nnnbmd}, membentuk lintasan kiri dari root “NULL” ke “e=1” dan “nnnbmd=1”. Transaksi kedua (TID 2) terdiri dari item {kkdp, fbdlb, kdpr, dpbl}, yang tidak terdapat pada lintasan sebelumnya, sehingga dibuat lintasan baru di sisi kanan, yaitu “kkdp=1 → fbdlb=1 → kdpr=1 → dpbl=1”. Masing-masing node menyimpan nama item dan jumlah kemunculannya dalam lintasan yang dilewati. Jika di kemudian hari terdapat item yang muncul kembali di lintasan yang sudah ada, frekuensi pada node terkait akan ditambahkan untuk mencerminkan jumlah total kemunculannya dalam transaksi-transaksi yang relevan. Setelah dilakukan pembacaan TID 1, TID 2, TID 3, TID 4, dan TID 5 pembacaan dilakukan dengan cara yang sama sampai dengan pembacaan TID 435 seperti Gambar dibawah ini :



Gambar 4. Hasil Pembacaan TID 1 sampai 435

Gambar 4 ini merupakan hasil akhir dari pembangunan struktur FP-Tree berdasarkan pembacaan dan pemrosesan 345 transaksi. Proses dimulai dari transaksi pertama yang berisi itemset {e, nndnbdm}, dan berlanjut hingga transaksi ke-345 yang mengandung itemset {btks, sbm, krdp, pr, pk}. Setiap node pada pohon menunjukkan nama item beserta frekuensi kemunculannya dalam lintasan yang dilalui, sedangkan *node* “NULL” merupakan *root* dari pohon. Item dalam setiap transaksi telah diurutkan berdasarkan frekuensi kemunculan secara menurun sebelum dimasukkan ke dalam pohon. Struktur *FP-Tree* ini secara efisien mengompresi data transaksi dan menjadi dasar untuk menambang frequent itemsets menggunakan algoritma *FP-Growth*, tanpa memerlukan proses pembangkitan kandidat.

3.2. Pembangkitan *conditional pattern base*

Langkah selanjutnya *Conditional Pattern Base* adalah sub *database* yang terdiri dari *prefix path* (lintasan awal) dan *suffix pattern* (pola akhir) dari *frequent itemset*. Sub *database* ini diperoleh dari hasil pemrosesan *FP-Tree* sebelumnya dapat di lihat pada tabel di bawah ini :

Tabel 3. *Conditional Pattern Base*

<i>Items</i>	<i>Conditional pattern base</i>
epdp	(pdm, ddp, rp : 21) (pdm, sm, rp: 4)
rp	(pdm, sm: 4) (pdm, ddp : 21)
kn	(kkdp, fbdlb:25) (kkdp, fbdlb, pt, mpdrb :1) (pdm, ddp, kkdp:1)
kdpr	(kkdp, fbdlb:8) (ss, namb:15) (ss, namb, pt, mpdrb: 5)
dpbl	(kkdp, fbdlb, kdpr : 8) (ss, namb, kdpr:15) (ss, namb, pt, mpdrb, kdpr : 5)
pk	(e, nndnbdm, pr:3) (e, sm :9) (pdm, ddp, btks, sbm :2) (btks, sbm, krdp, pr :16)
pr	(e, nndnbdm :3) (btks, sbm, krdp : 26) (e, rmsn, madpn : 3)
nndnbdm	(e:32)
pt	(ss, namb:33) (kkdp, fbdlb:1)
mpdrb	(ss, namb, pt:33) (kkdp, fbdlb, pt:1)
fbdlb	(kkdp:36)
kkdp	(pdm, ddp :2)
sm	(e:37) (pdm :4)
krdp	(btks, sbm:42)
mbod	(pdm, ddp:45)
podl	(pdm, ddp, mbod:45)
madpn	(e, rmsn :47)
rmsn	(e:47)
sbm	(pdm, ddp, btks:7) (btks:68)
btks	(pdm, ddp:7)
ss	(pdm, ddp :7)
namb	(pdm, ddp, ss:7) (ss:83)
ddp	(pdm:128)

Tabel diatas menunjukkan hasil pembangkitan *Conditional Pattern Base* dari struktur FP-Tree yang telah dibangun sebelumnya berdasarkan 345 transaksi. Setiap item frequent memiliki satu atau lebih *conditional pattern base*, yang terdiri dari pasangan prefix path dan support count. Nilai di dalam tanda kurung merupakan lintasan (prefix) yang mengarah ke item yang dimaksud, disertai dengan jumlah kemunculannya (*support count*). Informasi ini akan digunakan dalam tahap selanjutnya yaitu pembentukan *conditional FP-Tree* untuk setiap item, yang kemudian menjadi dasar dalam proses pencarian *frequent itemsets* secara rekursif menggunakan algoritma *FP-Growth*.

3.3. Tahap Pembangkitan *Conditional FP-Tree*

Pada tahap *Conditional FP-Tree*, setiap lintasan dengan item yang sama dijumlahkan. Hanya item yang memenuhi *minimum support* yang dipertahankan, sementara *item* dengan frekuensi lebih rendah dihapus.

Tabel 4. Conditional FP-Tree

Item	Conditional FP-Tree
epdp	<pdm, rp:25>
rp	<pdm:25>
kn	<kkdp, fbdlb:26>
pr	<btk, sbm, krdp :26>
nndnbm	<e :32>
pt	<ss, namb:33>
mprb	<ss, namb pt:33>
fbdlb	<kkdp:36>
sm	<e:37>
krdp	<btk, sbm:42>
mbod	<pdm, ddp:45>
pod	<pdm,ddp, mbod:45>
madpn	<e, rmsn:47>
rmsn	<e:47>
sbm	<btk:68>
namb	<ss:83>
ddp	<pdm:128>

Tabel ini menunjukkan hasil pembangkitan *Conditional FP-Tree* berdasarkan *Conditional Pattern Base* dari Tabel 3. Untuk setiap item frequent, dibuat *Conditional FP-Tree* dengan menjumlahkan support dari lintasan-lintasan yang mengandung item tersebut. Hanya item-item yang memenuhi ambang *minimum support* yang dipertahankan dalam pohon, sementara item yang tidak memenuhi ambang *minimum support* dihilangkan dari struktur. Format penulisan setiap baris adalah urutan item (sebagai *prefix path*) diikuti dengan total *support count* yang diperoleh dari penggabungan lintasan.

3.4. Tahap Pencarian Frequent Itemset

Setelah tahap *conditional pattern base* dan *conditional fp-tree* di bentuk, maka tahap selanjutnya ialah menentukan *minimum support* dan *minimum confidence* serta mencari nilai *lift ration*nya dengan menggunakan persamaan berikut ini

- $Support(A \Rightarrow B) = \frac{\text{Transaksi yang mengandung A dan B}}{\text{Total transaksi}} \times 100\%$
- $Confidence(A, B) = \frac{\text{Transaksi yang mengandung A dan B}}{\text{Total transaksi yang mengandung A}} \times 100\%$
- $Lift(A \rightarrow B) = \frac{Confidence(A \text{ dan } B)}{Support B}$

Tabel 5. Kombinasi Itemsets

Item	Support	Item	Support
epdp, pdm	25	mpdrb, ss, namb, pt	33
epdp, rp	25	fbld, kkdp	36
epdp, pdm, rp	25	sm, e	36
rp, pdm	25	krdp, btk	42
kn, kkdp	26	krdp, sbm	42
kn, fbld	26	krdp, btk, sbm	42
kn, kkdp, fbld	26	mbod, pdm	45
pr, btk	25	mbod, ddp	45
pr, sbm	25	mbod, pdm, ddp	45
pr, btk, sbm	26	pod, pdm	45
pr, krdp	25	pod, ddp	45
pr, btk, sbm, krdp	25	pod, mbod	45
nndnbm, e	32	pod, pdm, ddp, mbod	45
pt, ss	33	madpn, e	47
pt, namb	33	madpn, rmsn	47
pt, ss, namb	33	madpn, e, rmsn	47

ss, namb	33	rmsn, e	47
mpdrb, ss	33	sbm, btkb	68
mpdrb, namb	33	namb, ss	83
mpdrb, pt	33	ddp, pdm	128
mpdrb, namb, pt	33		

Hasil dari kombinasi data akan menghasilkan nilai *support*, *confidence*, dan *lift*, yang digunakan untuk menilai kekuatan hubungan antar *item* dalam sebuah *dataset*. *Support* menunjukkan seberapa sering kombinasi *item* muncul dalam keseluruhan data, *confidence* mengukur seberapa besar kemungkinan kemunculan *item* kedua jika *item* pertama muncul, sedangkan *lift* menunjukkan seberapa besar hubungan antara kedua *item* dibandingkan dengan kemunculan acaknya. Nilai-nilai ini bersama-sama membentuk aturan asosiasi (*association rule*), yang dapat digunakan untuk menganalisis pola dan hubungan dalam data. Aturan-aturan ini dapat dilihat pada tabel berikut ini, yang menggambarkan hasil dari perhitungan *support*, *confidence*, dan *lift* untuk berbagai kombinasi *item*.

Tabel 6. Kombinasi *Itemsets*

Kombinasi Item	Support (%)	Confidence(%)	Lift Ratio
ddp, pdm	29,425	100,000	3,295
mbod, pdm	10,345	100,000	3,295
mbod, ddp	10,345	100,000	3,398
mbod, pdm, ddp	10,345	100,000	3,398
podl, pdm	10,345	100,000	3,295
podl, ddp	10,345	100,000	3,398
podl, mbod	10,345	100,000	9,667
podl, pdm, ddp, mbod	10,345	100,000	9,667
epdp, pdm	5,747	100,000	3,295
epdp, rp	5,747	100,000	17,400
rp, pdm	5,747	100,000	3,295
epdp, pdm, rp	5,747	100,000	17,400
rmsn, e	10,805	100,000	3,750
madpn, e, rmsn	10,805	100,000	9,255
madpn, rmsn	10,805	100,000	9,255
madpn, e	10,805	100,000	3,750
nndnbdm, e	7,356	100,000	3,750
fbdlb, kkdp	8,276	100,000	11,447
krdp, btkb	9,655	97,674	5,665
krdp, sbm	9,655	97,674	5,665
krdp, btkb, sbm	9,655	97,674	5,665
sbm, btkb	15,632	90,667	5,259
pt, ss	7,586	97,059	4,691
pt, namb	7,586	97,059	9,382
pt, ss, namb	7,586	97,059	4,691
mpdrb, ss	7,586	97,059	4,691
mpdrb, namb	7,586	97,059	4,691
mpdrb, pt	7,586	97,059	12,418
mpdrb, namb, pt	7,586	97,059	12,418
mpdrb, ss, namb, pt	7,586	97,059	12,418
kn, kkdp	5,977	96,296	13,963
kn, fblb	5,977	96,296	11,636
kn, kkdp, fbdlb	5,977	96,296	11,636
namb, ss	19,080	92,222	14,858
sm, e	8,276	90,000	3,375
pr, btkb	5,747	80,645	4,677
pr, sbm	5,747	80,645	4,677

pr, btks, sbm	5,977	83,871	4,865
pr, krdp	5,747	80,645	8,158
pr, btks, sbm, krdp	5,747	80,645	8,158
krdp, btks, sbm	9,655	97,674	5,665
sbm, btks	15,632	90,667	5,259
pt, ss	7,586	97,059	4,691
pt, namb	7,586	97,059	8,983
pt, ss, namb	7,586	97,059	4,691
mpdrb, ss	7,586	97,059	4,691
mpdrb, namb	7,586	97,059	4,691
mpdrb, pt	7,586	97,059	12,418
mpdrb, namb, pt	7,586	97,059	12,418
mpdrb, ss, namb, pt	7,586	97,059	12,418
kn, kkdp	5,977	96,296	11,023
kn,fbdlb	5,977	96,296	11,636
kn, kkdp,fbdlb	5,977	96,296	11,636
namb, ss	19,080	92,222	4,457
sm, e	8,276	90,000	12,629
pr, btks	5,747	80,645	4,677
pr, sbm	5,747	80,645	4,677
pr, btks, sbm	5,977	83,871	4,865
pr, krdp	5,747	80,645	8,158
pr, btks, sbm, krdp	5,747	80,645	8,158

Berdasarkan hasil perhitungan asosiasi dengan *support* dan *confidence* dari *FP-Growth* di atas, kita dapat menyimpulkan beberapa hal penting mengenai pola keterkaitan antar *item*. Dari hasil perhitungan, semua aturan asosiasi memiliki *confidence* >75%, yang berarti jika seseorang meminjam satu buku, maka mereka selalu meminjam buku lainnya dalam kombinasi yang ditemukan. Contoh Kesimpulan dari asosiasi yang ditemukan:

- Jika seseorang meminjam "ddp", maka mereka pasti juga meminjam "pm".
- Jika seseorang meminjam "mbod", maka mereka pasti juga meminjam "ddp" dan "pm".
- Jika seseorang meminjam "podi", maka mereka pasti juga meminjam "mbod", "ddp", dan "pm".

Buku-buku ini memiliki keterkaitan yang sangat erat, sehingga sebaiknya buku-buku ini disimpan saling berdekatan dalam satu rak di perpustakaan. Jika perpustakaan memiliki sistem rekomendasi, maka buku yang memiliki hubungan *confidence* 100% bisa langsung direkomendasikan ketika pengguna meminjam salah satunya.

3.5. Pengujian Hasil Analisis menggunakan python

Untuk membuktikan kebenaran hasil analisa diperlukan sebuah proses pengujian untuk menguji kebenaran dari hasil pengolahan data yang telah dikerjakan secara manual sebelumnya, dalam penelitian ini penulis menggunakan *Python* untuk melakukan pengujian data ini. Tahap pertama yang dilakukan adalah menginstal *library* yang akan di gunakan dalam penerapan *FP-Growth* di *python* penulis menggunakan *google colab* untuk melakukan pengujian hasil analisis. Beberapa langkah yang di lakukan yaitu :

1. Instal dan Import *Library* yang Diperlukan
2. Buat *Dataset* Transaksi
3. Menerapkan *Algoritma FP-Growth*
4. Menentukan Aturan Asosiasi

Langkah-langkah yang dilakukan maka memperoleh hasil aturan asosiasi yang dapat dilihat pada gambar di bawah.

Filtered & Sorted Association Rules:

	antecedents	consequents	support	confidence	lift
0	(nndnbdm)	(e)	0.073563	1.000000	3.750000
79	(podl, ddp)	(mbod)	0.103448	1.000000	9.666667
91	(podl, mbod, ddp)	(pdm)	0.103448	1.000000	3.295455
90	(mbod)	(ddp, pdm)	0.103448	1.000000	3.398438
89	(mbod, pdm)	(ddp)	0.103448	1.000000	3.398438
..	...	...	...	...	...
125	(krdp, sbm)	(btks, pr)	0.059770	0.604651	10.116279
109	(krdp)	(sbm, pr)	0.059770	0.604651	10.116279
102	(krdp)	(pr)	0.059770	0.604651	8.219477
119	(btks, krdp, sbm)	(pr)	0.059770	0.604651	8.219477
123	(btks, krdp)	(sbm, pr)	0.059770	0.604651	10.116279

[139 rows x 5 columns]

Gambar 5. Hasil filteres association rules

Setelah diuraikan dari rule di atas, maka dapat diambil kesimpulan bahwasannya pengunjung cenderung meminjam buku yang saling berhubungan seperti pada :

1. Aturan pertama: (nndnbdm) → (e) *Confidence*: 1.000 (100%) → Setiap kali buku dengan kode nnnbm dipinjam, buku e juga selalu ikut dipinjam.
2. Aturan kedua: (mbod, podl, pm) → (ddp) *Confidence*: 1.000 (100%) → Jika buku mbod, podl, dan pm dipinjam bersama, maka buku ddp juga selalu ikut dipinjam.
3. Aturan ketiga: (mbod) → (ddp, pm) *Confidence*: 1.000 (100%) → Jika buku mbod dipinjam, maka buku ddp dan pm juga selalu ikut dipinjam.
4. Aturan keempat: (mbod, pm) → (ddp) *Confidence*: 1.000 (100%) → Jika buku mbod dan pm dipinjam bersama, maka ddp juga pasti dipinjam.
5. Aturan kelima: (mbod, ddp) → (pm) *Confidence*: 1.000 (100%) → Jika buku mbod dan ddp dipinjam, maka buku pm juga pasti dipinjam.

Kemudian hasil akhir yang diperoleh dari rule tersebut adalah sebuah pengetahuan baru tentang pola peminjaman yang selama ini jarang diketahui. Hal itu dapat dimanfaatkan untuk membantu perpustakaan agar dapat menyesuaikan tata letaknya sesuai dengan pola peminjaman yang sudah diketahui sehingga lebih memudahkan, dan mempercepat dalam melakukan peminjaman. Untuk itu perpustakaan harus selalu menyimpan buku buku tersebut saling berdekatan.

Untuk memperjelas hasil dari aturan yang terbentuk maka penulis melakukan visualisasi dari hasil aturan yang terbentuk. Hasil dari *FP-Growth* biasanya berupa daftar *itemsets* dan *support*. Jika ditampilkan dalam bentuk tabel, kita bisa dengan mudah, Melihat *item* mana yang paling sering muncul bersama. Mengetahui seberapa sering kombinasi *item* tertentu muncul dalam transaksi Menganalisis pola pembelian pelanggan. Hasil visualisasi dapat dilihat pada gambar berikut.

Rak	Buku dalam Rak
Rak 1	ddp, epdp, mbod, pdm, podl, rp
Rak 2	e, madpn, nndnbdm, rmsn, sm
Rak 3	mpdrb, namb, pt, ss
Rak 4	btks, krdp, pr, sbm
Rak 5	fbdlb, kkdp, kn
Rak 6	dpbl, kdpr

Gambar 6. Hasil visualisasi tabel

Dengan adanya hasil visualisasi di atas dapat membantu petugas perpustakaan di atas dalam menentukan tata letak buku yang akan disusun. Tabel ini juga membantu memahami pola penyimpanan buku dan bagaimana buku-buku yang sering dikaitkan bisa dikelompokkan bersama. Dengan

visualisasi ini Setiap buku sudah dikelompokkan otomatis, sehingga pihak perpustakaan bisa langsung menempatkan buku terkait di rak yang sama sesuai dengan hasil visualisasi yang di buat ini.

3.6. Pembahasan

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa penerapan algoritma FP-Growth mampu memberikan solusi yang signifikan terhadap permasalahan penataan buku di Perpustakaan Daerah TTU. Sebelumnya, penempatan buku masih mengandalkan sistem klasifikasi manual yang tidak mempertimbangkan pola peminjaman aktual pengguna. Hal ini menyebabkan pengguna kesulitan menemukan buku yang relevan atau terkait, karena ditempatkan secara terpisah berdasarkan kategori buku. Dengan menggunakan FP-Growth, ditemukan pola keterkaitan antar buku berdasarkan data transaksi peminjaman, seperti asosiasi kuat antara buku “e” dan “nndnbdm” atau antara “mbod, podi, pm” dan “ddp” dan juga yang lainnya. Pola-pola ini menjadi dasar objektif untuk menyusun ulang tata letak buku, sehingga buku-buku yang sering dipinjam bersamaan dapat ditempatkan dalam lokasi yang berdekatan. Strategi ini tidak hanya meningkatkan efisiensi pencarian buku oleh pengguna, tetapi juga mendukung peran perpustakaan sebagai tempat yang ramah dan terstruktur secara fungsional. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa algoritma FP-Growth efektif sebagai alat bantu dalam perancangan tata letak perpustakaan berbasis data nyata, bukan sekadar asumsi atau klasifikasi konvensional.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan data dan hasil pembahasan, dapat disimpulkan bahwa dari data sampel penjualan diperoleh 139 rule asosiasi yang memenuhi ambang batas *support* sebesar 5% dan *confidence* minimal 75%. Rule yang dihasilkan memberikan pengetahuan baru mengenai pola peminjaman pengunjung, yang dapat dimanfaatkan untuk mendukung pengambilan keputusan dalam penataan tata letak buku di perpustakaan. Hasil visualisasi menunjukkan bahwa buku-buku berhasil dikelompokkan ke dalam enam rak berdasarkan kesamaan karakteristik tertentu. Setiap rak memuat kumpulan buku yang homogen, menunjukkan efektivitas sistem dalam mengorganisir koleksi secara sistematis dan memudahkan proses pencarian. Selain itu, algoritma FP-Growth terbukti membantu dalam menyusun tata letak buku yang sering dipinjam sehingga proses peminjaman menjadi lebih nyaman, cepat, dan efisien. Dengan menempatkan buku-buku yang memiliki hubungan erat pada rak yang berdekatan, pengunjung dapat lebih mudah menemukan dan meminjam buku yang dibutuhkan.

Daftar Pustaka

- [1] Wadanur, A., & Sari, A. A. (2022). Implementasi Algoritma Apriori dan FP-Growth pada Penjualan Spareparts. *Edumatic: Jurnal Pendidikan Informatika*, 6(1), 107–115. <https://doi.org/10.29408/edumatic.v6i1.5470>
- [2] Kana, F., Ramadhan, M., & Mahyuni, R. (2022). Implementasi Data mining Menganalisa Pola Penjualan Rempah-Rempah Menggunakan Metode FP-Growth. *Jurnal Sistem Informasi Triguna Dharma (JURSI TGD)*, 1(4), 557. <https://doi.org/10.53513/jursi.v1i4.5586>
- [3] R. Manaek, Richardus Eko Indrajit, and Erick Dazki, “Arsitektur Perusahaan Untuk Infrastruktur Telekomunikasi Di Daerah Pedalaman Indonesia,” *SATIN - Sains dan Teknol. Inf.*, vol. 9, no. 2, pp. 01–11, 2023, doi: 10.33372/stn.v9i2.1000.
- [4] A. Padillah, H. Satria Tambunan, R. A. Nasution, and G. Artikel, “Penerapan Algoritma FP-Growth dalam Menganalisa Pola dan Tata Letak Bahan Makanan,” *JOMLAI J. Mach. Learn. Artif. Intell.*, vol. 1, no. 4, pp. 2828–9099, 2022, doi: 10.55123/jomlai.v1i4.1673.
- [5] M. Ghofur, Y. A. Pranoto, F. X. Ariwibisono, and F. T. Industri, “PENERAPAN ALGORITMA APRIORI UNTUK ANALISIS DATA TRANSAKSI PENJUALAN PADA TOKO BERBASIS WEB,” vol. 4, no. 1, 2020. <https://doi.org/10.36040/jati.v4i1.2341>.
- [6] Wadanur, A., & Sari, A. A. (2022). Implementasi Algoritma Apriori dan FP-Growth pada Penjualan Spareparts. *Edumatic: Jurnal Pendidikan Informatika*, 6(1), 107–115. <https://doi.org/10.29408/edumatic.v6i1.5470>
- [7] Almira, A., Suendri, S., & Ikhwan, A. (2021). Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Fp-Growth pada Analisis Pola Pencurian Daya Listrik. *Jurnal Informatika Universitas*

- Pamulang, 6(2), 442-448. <https://doi.org/10.32493/informatika.v6i2.12278>.
- [8] Y. Andini, J. T. Hardinata, and Y. P. Purba, "Penerapan Data Mining pada Tata Letak Buku Di Perpustakaan Sintong Bingei Pematangsiantar dengan Metode Apriori," *Jurasik (Jurnal Ris. Sist. Inf. dan Tek. Inform.*, vol. 7, no. 1, p. 13, 2022, doi: 10.30645/jurasik.v7i1.410.
- [9] Dayu Renita, Eka Dyar Wahyuni, and Seftin Fitri Ana Wati, "Implementasi Data Mining Pada Sistem Informasi Menggunakan Fp-Growth," *J. Ilm. Sist. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 3, no. 3, pp. 10–20, 2023, doi: 10.55606/juisik.v3i3.620.
- [10] S. Komariyah, Saeful Anwar, and Bani Nurhakim, "Implementasi Data Mining FP-Growth Untuk Analisis Pola Pembelian Pada Transaksi Penjualan," *J. Manaj. Dan Bisnis Ekon.*, vol. 1, no. 2, pp. 62–75, 2023, doi: 10.54066/jmbe-itb.v1i2.128.
- [11] Dawis, A. M., Rahmayanti, D., Rachman, T., Impran, A., & Kelen, Y. P. K. (2025). *Pendekatan Modern Dalam Analisis Dan Desain Teknologi Informasi*. Get Press Indonesia. ISBN: 978-623-125-601-0.
- [12] Kelen, Yoseph PK, et al. "Decision support system for the selection of new prospective students using the simple additive weighted (SAW) method." *AIP Conference Proceedings*. Vol. 2798. No. 1. AIP Publishing, 2023. <https://doi.org/10.1063/5.0154676>.
- [13] Yang, Y., Tian, N., Wang, Y., & Yuan, Z. (2022). A parallel FP-growth mining algorithm with load balancing constraints for traffic crash data. *International Journal of Computers Communications & Control*, 17(4), e4806. <https://doi.org/10.15837/ijccc.2022.4.4806>.
- [14] ahir, M., & Sitompul, N. (2021). Penerapan algoritma FP-Growth dalam menentukan kecenderungan mahasiswa mengambil mata kuliah pilihan. *Network Engineering Research Operation*, 6(1), 56–63. <https://doi.org/10.21107/nero.v6i1.216>.
- [15] Vidiya, E. C., & Testiana, G. (2023). Analisis pola pembelian di Lathansa Cafe & Ramen dengan menggunakan algoritma FP-Growth berbantuan RapidMiner. *G-Tech: Jurnal Teknologi Terapan*, 7(3), 1118–1126. <https://doi.org/10.33379/gtech.v7i3.2739>.
- [16] Sandi, A. P., & Ningsih, V. W. (2022). Implementasi data mining sebagai penentu persediaan produk dengan algoritma FP-Growth pada data penjualan Sinarmart. *Jurnal Publikasi Ilmu Komputer dan Multimedia*, 1(2), 111–122. <https://doi.org/10.55606/jupikom.v1i2.343E-Jurnal STIE Triandra+2>.
- [17] Hartanti, D., & Atina, V. (2023). Sistem analisis persediaan stok produk dengan algoritma FP-Growth. *Jurnal Sistem Informasi dan Informatika*, 5(4), 1312–1320. <https://doi.org/10.51519/journalisi.v5i4.580>.



ZONAsi: Jurnal Sistem Informasi

Is licensed under a [Creative Commons Attribution International \(CC BY-SA 4.0\)](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/)