ANALISIS ALGORITMA FP-GROWTH DAN BACKWARD CHAINING UNTUK PEMASARAN KEARIFAN LOKAL PADA MARKETPLACE BERBASIS WEB

DAVID PAUL SITOMPUL 191401086



PROGRAM STUDI S-1 ILMU KOMPUTER FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI UNIVERSITAS SUMATERA UTARA MEDAN

2023

ANALISIS ALGORITMA FP-GROWTH DAN BACKWARD CHAINING UNTUK PEMASARAN KEARIFAN LOKAL PADA MARKETPLACE BERBASIS WEB

SKRIPSI

DAVID PAUL SITOMPUL 191401086



PROGRAM STUDI S-1 ILMU KOMPUTER FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI UNIVERSITAS SUMATERA UTARA MEDAN

2023

PERSETUJUAN

Judul : ANALISIS ALGORITMA FP-GROWTH DAN

BACKWARD CHAINING UNTUK PEMASARAN KEARIFAN LOKAL PADA MARKETPLACE BERBASIS

WEB

Kategori : SKRIPSI

Nama : DAVID PAUL SITOMPUL

Nomor Induk Mahasiswa : 191401086

Program Studi : SARJANA (S-1) ILMU KOMPUTER

Fakultas : FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI

INFORMASI UNIVERSITAS SUMATERA UTARA

Komisi Pembimbing :

Pembimbing 2 Pembimbing 1

Fauzan Nurahmadi, S.Kom, M.Cs Herriyance, S.T., M.Kom

NIP. 198512292018051001 NIP. 198010242010121002

Diketahui oleh

Program Studi S-1 Ilmu Komputer

Ketua,

Dr. Amalia, S.T., M.T.

NIP. 197812212014042001

PERNYATAAN

ANALISIS ALGORITMA FP-GROWTH DAN BACKWARD CHAINING UNTUK PEMASARAN KEARIFAN LOKAL PADA MARKETPLACE BERBASIS WEB

SKRIPSI

Saya mengakui bahwa skripsi ini merupakan hasil upaya kerja keras pribadi saya, kecuali beberapa kutipan dan abstrak yang sudah saya sertakan sebagai sumbernya.

Medan, September 2023

David Paul Sitompul 191401086

PENGHARGAAN

Terpuji dan termuliahlah Tuhan Yesus Kristus atas berkat dan karuniaNya saya sebagai penulis dapat menjalankan kuliah dengan baik dan menyelesaikan tugas akhir sebagai syarat mendapatkan gelar S-1 Ilmu Komputer di Program Studi S-1 Ilmu Komputer, Universitas Sumatera Utara.

Penulis juga ingin menyampaikan terimakasih kepada:

- 1. Bapak Prof. Dr. Muryanto Amin, S.Sos, M.Si. selaku Rektor Universitas Sumatera Utara
- 2. Ibu Dr. Maya Silvi Lydia, M.Sc selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Sumatera Utara.
- 3. Bapak Dr. Mohammad Andri Budiman, S.T., M.Comp.Sc., M.E.M., S.C.J.P. selaku Wakil Dekan 1 Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Sumatera Utara
- 4. Ibu Dr. Amalia, S.T., M.T. selaku Ketua Program Studi S-1 Ilmu Komputer Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Sumatera Utara.
- 5. Herriyance, S.T., M.Kom selaku Dosen Pembimbing Dosen Pembimbing I yang sudah memberikan motivasi dan masukan kepada saya selama saya menjalankan perkuliahan sampai kepada penyusunan skripsi ini.
- 6. Ibu Sri Melvani Hardi S.Kom., M.Kom sebagai Sekretaris Program Studi S-1 Ilmu Komputer Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Sumatera Utara.
- 7. Bapak Ade Chandra,ST, M.Kom sebagai dosen pembimbing akademik penulis yang telah membantu selama perkuliahan.
- 8. Bapak dan mama saya Todo Sitompul dan Adelina Tanjung yang selalu mendukung saya baik secara materi maupun non materi. Terkhusus buat mama saya yang tidak kenal lelah membiayai saya dan menutupi kelemahannya didepan kami anak anak nya supaya tidak membuat kami cemas sehingga dalam perkulihaan saya bisa berjalan dengan baik
- 9. Kepada adik saya tercinta Vivin Tesia Sitompul yang mau menunggu saya sebagai abangnya untuk menyelesaikan pendidikan saya dan tidak melanjutkan kuliah ditahun ini. Semoga tahun depan saya bisa membiayaimu kuliah adekku sayang.

vi

10. Kepada saudaraku Kaka Sofya Christina Sitompul, adekku Vivin Tesia Sitompul dan

adekku Lilis Sitompul yang selalu percaya dan mendukung saya baik dalam

perkuliahan maupun dalam hal hal kecil lainnya. Terimakasih karena sudah

memberikan keparcayaan kepada saudara laki laki mu ini semoga kelak saya bisa

membahagaikan kalian semua.

11. Dan kepada teman teman seperjuangan saya dalam bimbingan igokydear

pakpak, Miftah nur habibi.

12. Kepada teman teman sepermainan yaitu teman teman dari Abnormal, Deadliner sejati,

KOM B 2019 dan stambuk 2019.

Medan, September 2023

Penulis,

David Paul Sitompul

191401086

ABSTRAK

Kearifan lokal merujuk pada pengetahuan budaya yang diwariskan melalui komunikasi lisan dari satu generasi ke generasi berikutnya. Kata "lokal" mengacu pada tempat atau lingkungan di mana sesuatu tumbuh, berkembang, atau memiliki makna yang mungkin berbeda dari tempat lain atau memiliki nilai yang berlaku secara lokal atau universal. Sebagai contoh yang berharga, kita bisa menyebut ulos, yaitu kain tenun khas suku Batak di Sumatera Utara, yang memainkan peran penting dalam berbagai upacara adat.Namun, saat ini, banyak kearifan lokal menghadapi ancaman kepunahan karena kurangnya perhatian dalam pengembangan produk-produk lokal. Ulos Batak, sebagai contoh, sulit ditemukan di luar Sumatera Utara karena penenun lokal menghadapi kesulitan dalam memasarkan produk mereka. Oleh karena itu, diperlukan upaya khusus untuk melestarikan ulos sebagai bagian dari warisan budaya suku Batak Toba. Perkembangan teknologi, terutama toko online, telah memainkan peran penting dalam pelestarian dan pengembangan produk-produk lokal. Namun, produk-produk kearifan lokal seperti ulos jarang menjadi rekomendasi utama di platform toko online. Untuk mengatasi masalah ini, penulis mengembangkan sebuah website marketplace online khusus untuk kain tenun ulos dengan sistem rekomendasi yang menggunakan algoritma FP-Growth dengan metode Backward Chaining.

Kata kunci : Ulos, *Algoritma Fp-growth*, *Backward Chaining*, rekomendasi produk, *marketplace*

ABSTRACT

Local wisdom refers to cultural knowledge passed down through oral communication from one generation to the next. The term "local" pertains to the place or environment where something grows, develops, or carries meaning that may differ from other places or hold values that apply locally or universally. A valuable example of such local wisdom is ulos, a distinctive woven fabric of the Batak tribe in North Sumatra, which plays a significant role in various traditional ceremonies. However, at present, many aspects of local wisdom face the threat of extinction due to a lack of attention in the development of local products. For instance, Ulos Batak is challenging to find outside of North Sumatra because local weavers struggle to market their products. Hence, specific efforts are needed to preserve ulos as a part of the cultural heritage of the Batak Toba tribe. Technological advancements, especially online stores, have played a crucial role in preserving and developing local products. Unfortunately, products of local wisdom, such as ulos, are seldom given top recommendations on online platforms. To address this issue, the author develop a dedicated online website marketplace for ulos woven fabrics with a recommendation system that employs the FP-Growth algorithm using the Backward Chaining methodology..

Keywords: Ulos, FP-Growth Algorithm, Backward Chaining, product recommendations, marketplace.

DAFTAR ISI

PERSETUJUAN	iii
PERNYATAAN	iv
PENGHARGAAN	v
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	viii
DAFTAR ISI	ix
DAFTAR TABEL	xii
DAFTAR GAMBAR	xiii
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan masalah	2
1.3 Batasan masalah	3
1.4 Tujuan penelitian	3
1.5 Manfaat penelitian	3
1.6 Penelitian yang relevan	3
1.7 Metodologi penelitian	4
1.8 Sistem penulisan	5
BAB 2 LANDASAN TEORI	7
2.1 Data Science	7
2.2 Assocation rules	8
2.3 Fp-Growth	10
2.3.1 Pembangunan Fp-tree	12
2.4 Backward Chaining	18

BAB 3 ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM	19
3.1 Analisa sistem	19
3.1.1 Analisa masalah	19
3.1.2 Analisis kebutuhan	20
3.2 Perancangan sistem	21
3.2.1 Arsitektur umum	21
3.2.2 Use case diagram	22
3.2.3 Activity diagram	23
3.2.4 Sequence diagram	24
3.3 FlowChart	25
3.3.1 Flowchart Sistem	25
3.3.2 Flowchart fp-growth	26
3.3.3 Flowchart backward chaining	28
BAB 4 IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN SISTEM	29
4.1 Implementasi sistem	29
4.1.1 Perangkat keras (hardware)	29
4.1.2 Perangkat lunak (software)	29
4.1.3 Halaman pertama user (pembeli) dan rekomendasi	29
4.1.4 Halaman Login dan daftar user	31
4.1.5 Halaman dashboard	32
4.1.6 Halaman terlaris dan terbaru	32
4.1.7 Halaman detail dan notifikasi berhasil menambahakan produk	34
4.1.8 Halaman Cart Kosong, Cart berisi produk dan Cart checkout berhasil	35
4.1.9 Halaman login dan daftar penjual / admin	36
4.1.10 Page dashboard dan produk	37
4.1.11 Page add produk dan transaksi	38

4.2 Pengujian sistem	40
4.2.1 Frequent pattern 1 itemset	44
BAB 5 Kesimpulan Dan Saran	49
5.1 Kesimpulan	49
5.2 Saran	49
DAFTAR PUSTAKA	50

DAFTAR TABEL

14
14
15
17
40
41
44
45
46
46

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Fp-tree awal	16
Gambar 2.2 Fp-tree akhir	16
Gambar 2.3 Backward Chaining	18
Gambar 3 .1 diagram Ishikawa	20
Gambar 3.2 Arsitektur Umum	21
Gambar 3.3 usecase diagram pembeli	22
Gambar 3.4 usecase diagram penjual	23
Gambar 3.5 sequence diagram pembeli	24
Gambar 3.6 sequence diagram penjual	25
Gambar 3.7 flowchart sistem	25
Gambar 3.8 flowchart fp-growth	26
Gambar 3.9 Flowchart Backward chaining	28
Gambar 4.1 halaman web diakses untuk pertama kali	30
Gambar 4.2 a & b halaman login dan daftar	31
Gambar 4.3 dashboard pembeli	32
Gambar 4.4 a & b halaman terlaris dan terbaru	33
Gambar 4.5 detail	34
Gambar 4.6 notifikasi menambahkan kekeranjang	34
Gambar 4.7 cart kosong	35
Gambar 4.8 cart berisi	35
Gambar 4.9 notifikasi berhasil checkout	36
Gambar 4.10 a & b halamana login dan daftar penjual	37
Gambar 4.11 dashboard penjual	37
Gambar 4.12 produk penjual	38
Gambar 4.13 add produk	39
Gambar 4.14 transaksi	39
Gambar 4 .15 Fp-tree	45
Gambar 4.16 Rekomendasi fp-growth	48

BAB 1 PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kearifan lokal merupakan salah satu elemen penting untuk kebudayaan sebuah komunitas yang tidak bisa dipisahkan dari komunitas tersebut. Ketagawaan tradisional ini diturunkan secara turun-temurun melalui narasi ke generasi berikutnya. Kata lokal merujuk pada suatu lokasi atau tempat di mana suatu entitas dapat ditemukan, tumbuh, atau hidup. Keadaan di tempat ini mungkin berbeda dari yang ada di tempat lain, atau memiliki nilai-nilai yang berlaku secara khusus di wilayah tersebut atau mungkin berlaku secara luas (Fahmal, 2006:30-31). Salah satu kearifan lokal yang ada di sumatera utara adalah ulos. Ulos merupakan kain tenun yang menjadi ciri khas bagi suku Batak. Ulos memiliki peran dan makna yang sangat signifikan. Segala jenis upacara adat, termasuk acara kelahiran, pernikahan, kematian, dan berbagai upacara ritual lainnya, selalu melibatkan penggunaan ulos.

Pada situasi saat ini banyak kearifan lokal yang sudah mulai ditinggal, karena tidak adanya perhatian dalam pengembangan produk produk lokal tersebut. Seperti Ulos Batak yang sangat susah kita jumpai diluar provinsi Sumatera Utara karena penduduk lokal Sumatera Utara yang merupakan mayoritas suku batak toba memiliki pekerjaan sehari hari sebagai penenun ulos. Banyak penenun kecil yang sangat merasakan kesulitan dalam menjual dan mempromosikan hasil tenunan mereka. Maka diperlukan perhatian khusus untuk melestarikan ulos sebagai warisan budaya luhur suku Batak Toba. Perkembangan teknologi saat ini sangat berperan penting dalam pelestarian dan pengembangan produk produk lokal. Salah satu nya adalah toko online yang banyak diminati oleh masyarakat indonesia. Seperti yang kita ketahui sekarang ini toko online banyak menjual produk mulai dari kebutuhan sehari hari ataupun kebutuhan sekunder lainnya.Namun Ulos dan produk kearifan lokal lainnya jarang menjadi rekomendasi utama saat kita mengakses toko online tersebut.

Dalam upaya mengatasi permasalahan tersebut, penulis dalam studi ini bermaksud menciptakan suatu sistem rekomendasi untuk menyarankan ulos dengan mengidentifikasi himpunan data yang paling frekuensinya muncul dalam suatu kelompok data. Sistem tersebut akan dikembangkan pada pembangunan web market place sebagai wadah dalam industri kain tenun Ulos. Marketplace adalah salah satu penyedia media online berbasis internet (web based) yang tempat melakukan kegiatan bisnis dan transaksi antara pembeli dan penjual. Pembeli dapat mencari supplier sebanyak mungkin dengan kriteria yang diinginkan, sehingga memperoleh sesuai harga pasar (Opiida 2014). Perekomendasian ini dilakukan dengan menggunakan algoritma Fp-Growth dengan metode Backward chaining. Pemilihan metode backward chaining dilakukan karena dalam penelitian ini penulis memiliki tujuan untuk merekemondasikan ULOS pada market place. Dimana metode Backward Chaining adalah pencarian mundur yang memulai pengamatan yang dimulai dari hasil / kesimpulan, dengan mencari beberapa hipotesis menuju fakta-fakta yang mendukung beberpa hipotesis tersebut (Perwira dan Azis,2013:66).

FP-Growth merupakan salah satu pilihan algoritma yang dapat dipakai untuk mengidentifikasi kumpulan data yang sering muncul (frequent item set) dalam sebuah himpunan data. Kepiawaiannya algoritma FP-Growth adalah kualitas yang menggambarkan struktur data yang digunakan yaitu pohon yang dikenal sebagai FP-Tree. Dengan menggunakan FP-Tree, algoritma Fpgrowth dapat langsung mengekstrak frequent Itemset dari FP-Tree. FP-Growth salah satu alternatif algoritma yang dapat digunakan untuk menentukan himpunan data yang paling sering muncul (frequent item set) dalam sekumpulan data. AlgoritmaFP-Growth merupakan pengembangan dari algoritma Apriori (Ririanti, 2014).

1.2 Rumusan masalah

Banyaknya produk modern yang menjadi pilihan utama masyarakat berbelanja pada toko online mengakibatkan produk kearifan masyarakat lokal menjadi kurang diminati dikarenakan kurangnya informasi serta platform untuk pengembangan ulos batak dan berkemungkinan akan dilupakan, maka diperlukan sebuah marketplace online khusus untuk kain tenun ulos dengan sistem rekomendasi yang dikembangkan menggunakan algoritma fp-growth dengan mengikuti pola backward chaining yang berguna sebagai

wadah untuk menampung produk dari masyarakat lokal agar produk lokal tersebut menjadi salah satu pilihan utama masyarakat dalam berbelanja di toko online.

1.3 Batasan masalah

Batasan masalah untuk penelitian yang penulis lakukan yaitu:

- 1. Membangun sebuah sistem dengan menggunakan algoritma fp-growth dengan mengikuti pola backward chaining.
- 2. Data produk ulos didalam website ini diambil dari platform instagram bisnis,facebook maupun platform marketplace yang berkaitan dengan ulos.
- 3. Program dirancang menggunakan firebase, nextjs, dan tailwindcss.
- 4. Menganalisa keefektifan algoritma fp-growth dan pola backward chaining untuk sebuah sistem perekomendasian didalam website marketplace yang dibangun oleh penulis.

1.4 Tujuan penelitian

Penelitian ini memiliki tujuan untuk konstruksi sebuah platform marketplace online yang memudahkan transaksi jual-beli ulos, yang akan dilengkapi dengan sistem rekomendasi yang dikembangkan dengan memanfaatkan fp-growth dan backward chaining.

1.5 Manfaat penelitian

Manfaat dari penelitian ini adalah:

- 1. Bisa dijadikan platform belanja online untuk produk ulos dan diharapkan berkembang sebagai platform belanja produk lokal lainnya.
- 2. Bisa menjadi pedoman bagi peneliti selanjutnya yang berkaitan tentang algoritma fp-growth dan backward chaining.

1.6 Penelitian yang relevan

Berikut beberapa penelitian terdahulu yang relevan dengan penelitian yang akan dilakukan :

1. Berdasarkan penelitian saudara Noverman Ndruru, Yohanni Syahra , Elfitriani (2022) dengan judul "Penerapan Metode Fp-Growth Untuk Penjualan Produk Seni Ukir Pada Buulolo Galery" dengan kesimpulan untuk menganalisa penjualan produk seni ukir di Buulolo Galery melibatkan penggunaan metode FP-Growth. Langkah-langkah yang perlu dilakukan adalah mengumpulkan dataset terkait algoritma FP-Growth, membuat visualisasi Fp-Tree dan Sub Tree berdasarkan data penjualan produk seni ukir. Hal ini bertujuan untuk menentukan 2 item atau jenis produk yang sering terjual secara bersamaan.

- 2. Berdasarkan penelitian yang sudah dilakukan saudara Ali Ikhwan, Dicky Nofriansyah, Sriani, (2015) dengan judul "Penerapan Data Mining dengan FpGrowth untuk Mendukung Strategi Promosi Pendidikan" menyatakan bahwa FP-Growth layak digunakan untuk mendukung strategi promosi pendidikan di Perguruan Tinggi. Terkait dengan pelaksanaan promosi, informasi dapat diperoleh secara cepat, seperti dalam memilih lokasi untuk promosi pendidikan, sehingga manajemen kampus dapat mengambil keputusan secara efisien.
- 3. Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Yuyun Dwi Lestari (2015) dengan judul "PENERAPAN DATA MINING MENGGUNAKAN ALGORITMA FP-TREE DAN FP-GROWTH PADA DATA TRANSAKSI PENJUALAN OBAT" dengan kesimpulan Metode Association Rule yang menggunakan FP-Growth dengan nilai parameternya yaitu support dan confidence dapat memperoleh korelasi barang pembelian untuk lebih meningkatkan penjualan.

1.7 Metodologi penelitian

Metodologi penelitian yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah:

1. Studi pustaka

Didalam bagian studi pustaka, penelitian dimulai melalui tinjauan literatur melalui berbagai media seperti buku, jurnal, e-book, beserta artikel, makalah ataupun situs internet yang sesuai dengan Fp-growth, Backward-chainging, Ulos Batak Toba.

2. Analisa dan perancangan

Dengan mengacu kepada cakupan penelitian,penulis akan melakukan analisis kepada semua komponen yang akan diperlukan didalam penelitian ini supaya segera dirancang kedalam bentuk diagram alir (flowchart), use case, aktivity diagram, (sequence diagram), beserta perancangan antarmuka (interface design).

3. Implementasi

Dalam tahapan implementasi, pembuatan suatu sistem berbasis web dilakukan dengan memanfaatkan komponent software seperti Next Js, Tailwind Css dan firebase sesuai dengan flowchart yang sudah dirancang

4. Pengujian

Dalam bagian pengujian, proses pengujian dari kinerja sistem akan dilakukan sesuai dengan persyaratan yang sudah ditentukan, dan memastikan seharusnya program yang dikembangkan dapat berjalan sesuai dengan yang diinginkan.

5. Dokumentasi

Dalam tahapan ini, dilaksanakan proses dokumentasi mulai dari analisis hingga pengujian sistem, kemudian dibuat kedalam format skripsi.

1.8 Sistem penulisan

Sistem penulisan didalam laporan skripsi adalah :

BAB 1 Pendahuluan

Bab ini berisi informasi mengenai latar belakang penelitian, merumuskan permasalahan yang akan diteliti, menetapkan batasan-batasan yang relevan, menjelaskan tujuan dan manfaat penelitian serta menjelaskan sistem penulisan.

BAB 2 Landasan teori

Bagian ini menguraikan teori yang terkait tentang penelitian, seperti algoritma fp-growth dan metode backward chaining.

BAB 3 Analisis dan perancangan

Pada tahap ini menjelaskan analisis terhadap masalah yang sedang diteliti, menjelaskan alur yang dilakukan dalam merancang sistem, serta menguraikan elemenelemen lain yang penting selama proses pengembangan sistem tersebut.

BAB 4 Implementasi dan pengujian sistem

Bagian ini menguraikan tahapan pengimplementasian sistem yang didasari oleh arsitektur dan alur yang sudah dirancang, serta menyajikan hasil pengujian untuk mengukur akurasi dan keluaran yang dihasilkan oleh sistem yang sudah dibangun.

BAB 5 Kesimpulan dan saran

Pada bagian ini disajikan rangkuman mulai dari awal hingga akhir bab dengan tujuan untuk mengungkapkan kesimpulan yang dapat diambil. Selain itu, peneliti juga memberikan pendapat atau saran sebagai pedoman bagi studi kasus berikutnya.

BAB 2

LANDASAN TEORI

2.1 Data Science

Disiplin untuk menggabungkan analisis statistik, matematika, komputasi, dan pengetahuan domain khusus untuk mendapatkan informasi dan pemahaman baru dari kumpulan data. Fokus utama dalam ilmu data adalah memahami data dan memanfaatkan informasi yang terdapat di dalamnya guna mengambil keputusan yang lebih optimal..

Biasanya, data science melibatkan langkah-langkah seperti mengumpulkan data, mempersiapkan data, menganalisis data, dan membuat keputusan.. Analisis data biasanya dilakukan dengan menggunakan algoritma dan model statistik, seperti regresi linier, clustering, dan machine learning, untuk mengidentifikasi pola dalam data dan membuat prediksi tentang hasil masa depan.

Data science memainkan peran penting dalam analisis dan pemahaman terhadap data yang bersifat kompleks dan besar. Data yang diperoleh bisa berasal dari berbagai sumber, seperti sistem pengetahuan, jaringan dunia maya, platform jejaring sosial, dan alat sensor. Dalam bidang ilmu pengetahuan dan teknologi, Data science memegang peranan yang signifikan dalam pengembangan inovasi teknologi.

Data science memiliku tujuan utama yaitu menghasilkan informasi bermanfaat dan dapat diandalkan dari data yang ada. Secara lebih spesifik, tujuan dari data science adalah:

- 1. Mencari tren atau pola di dalam data yang tersembunyi meningkatkan keputusan yang lebih optimal..
- 2. Memprediksi atau mengantisipasi hasil masa depan berdasarkan data masa lalu.
- 3. Mengoptimalkan proses bisnis atau kinerja dengan menerapkan analisis data.
- 4. Memahami perilaku pelanggan dan pasar untuk membuat strategi pemasaran yang lebih efektif.

- 5. Meningkatkan kinerja dan hasil operasional melalui evaluasi data untuk mengurangi pengeluaran dan waktu yang dibutuhkan.
- 6. Membangun model dan algoritma yang dapat digunakan guna mengingkatkan keputusan yang lebih baik.

Dalam upaya mencapai tujuan-tujuan tersebut, data science memanfaatkan berbagai teknik analisis data seperti pemrosesan data, analisis statistik, machine learning, dan pengolahan bahasa alami.

Pada akhirnya, data science merupakan disiplin yang membantu kita memahami informasi yang terkandung dalam data dan menerjemahkannya menjadi keputusan yang lebih baik. Dikarenakan ilmu data menyajikan keahlian untuk menghasilkan wawasan dan info yang bernilai dari data, maka semakin banyak organisasi yang mencari data scientist untuk membantu mereka dalam menganalisis data mereka dan meningkatkan efektivitas bisnis mereka.

2.2 Assocation rules

Merupakan metode analisa data-data dalam data mining yang dipakai guna pencarian pola kait antara sekelompok variabel atau item dalam data. Aturan asosiasi bertujuan menemukan suatu hubungan atau keterkaitan antara 2 elemen atau lebih elemen dalam kumpulan data serta mengenali pola-pola yang terulang secara konsisten.. Beberapa definisi association rule menurut para ahli antara lain:

- 1. Menurut Han, Kamber, dan Pei (2012), association rule adalah teknik data mining yang digunakan untuk menemukan aturan yang menyatakan korelasi antara dua atau lebih item dalam data.
- 2. Menurut Aggarwal dan Reddy (2013), association rule adalah teknik data mining yang digunakan untuk menemukan hubungan antara dua atau lebih item dalam data yang sering muncul bersamaan.
- 3. Menurut Witten dan Frank (2005), association rule adalah teknik data mining yang digunakan untuk menemukan keterkaitan antara dua atau lebih variabel dalam data, sehingga dapat digunakan untuk membuat prediksi atau menjelaskan pola-pola yang terjadi dalam data.

4. Association rules ialah proses didalam data mining yang berguna menentukan semua Association rules yang memenuhi syarat minimum untuk support dan syarat minimum untuk confidance dalam suatu database. Dua syarat ini akan digunakan untuk interesting aturan asosiatif yang dibandingkaan dengan batasan yang telah ditentukan, yaitu minsup dan minconf. (Eska, 2016)

Association rule mempunyai dua tahap proses, yaitu:

- 1. Mencari frequent itemset
- 2. Mendefenisikan condition dan result (untuk conditional association rule)

Untuk menentukan suatu association rule, ada suatu ukuran kepentingan (interestingness measure) yang diperoleh melalui analisis dataset dengan menggunakan perhitungan tertentu. Secara umum, ada 2 ukuran kepentingan biasanya dipakai, yaitu:

- 1. Support, Ini adalah ukuran yang mengindikasikan sejauh mana suatu itemset mendominasi data atau seberapa sering itemset tersebut muncul dalam dataset. Ini berguna untuk menentukan sejauh mana suatu aturan (rule) layak untuk dipertimbangkan.
- Confidence, Confidence mengukur seberapa kuat hubungan antara dua item dalam aturan asosiasi. Ini mengukur probabilitas bahwa item B akan dibeli jika item A sudah dibeli. Confidence menggambarkan sejauh mana aturan tersebut valid atau dapat diandalkan.

Pertimbangan terhadap kedua ukuran ini memang sangat penting dalam menentukan apakah suatu aturan asosiasi dapat dianggap sebagai strong rule atau interesting rule. Ketika aturan memenuhi nilai yang minimum untuk kedua parameter yang telah ditentukan sebelumnya oleh pengguna (biasanya disebut sebagai *support threshold* dan *confidence threshold*), maka aturan dapat diklasifikasikan menjadi interesting rule atau strong rule. Dengan demikian, hanya aturan yang memenuhi kedua

ambang batas ini yang biasanya dipertimbangkan dalam analisis asosiasi, karena mereka dianggap memiliki relevansi yang lebih tinggi dalam data..

Untuk menetapkan nilai minimum dukungan (support) bagi suatu item, kita dapat menghitungnya menggunakan rumus yang dinyatakan dalam rumus persamaan (1) seperti berikut ini:

$$Support (A) = \frac{\text{jumlah transaksi mengandung A}}{\text{Total Transaksi}}$$
 (1)

Support
$$(A \cap B) = \frac{\text{jumlah transaksi mengandung A dan B}}{\text{Total Transaksi}}$$
 (1)

Sementara itu, dalam menetapkan nilai minimum kepercayaan (confidence), dapat dihitung menggunakan rumus yang dinyatakan dalam persamaan (2) seperti berikut :

Confidence
$$(A \to B) = P(A|B)$$

= $\frac{\text{jumlah transaksi mengandung A dan B}}{\text{jumlah transaksi megandung A}}$ (2)

Association rule mining adalah proses dimana ia mengenali hubungan antara unsur didalam dataset. Prosedur awal yang dilakukan adalah pencarian kumpulan item yang sering muncul, dengan menggabungkan elemen-elemen yang sering terlihat dalam himpunan data dan memenuhi persyaratan dukungan minimum (minsup). Menemukan kelompok item yang sering dalam kumpulan data transaksi besar adalah salah satu tantangan utama dalam penambangan data. Kami berharap ilmu yang ditemukan dalam proses ini berpotensi membantu meningkatkan efisiensi operasional di dunia bisnis.

2.3 Fp-Growth

FP-Growth (Frequent Pattern Growth) adalah algoritma data mining yang bertujuan untuk menemukan sekumpulan item yang sering muncul dalam kumpulan data transaksional atau database. Algoritma ini digunakan dalam analisis asosiasi, yaitu metode untuk menemukan hubungan antar elemen data.

Pada tahun 2000 algoritma Fp-growth mulai diperkenalkan oleh Jiawei Han dan Jian Pei "Algoritma FP-Growth adalah sebuah algoritma data mining yang digunakan untuk menemukan pola frekuensi tinggi pada kumpulan data yang besar dengan memakai bentuk data bernama Frequent Pattern Tree (Fp-tree)".

Dalam pengertian yang lebih detail, FP-Growth mengambil kumpulan data transaksional yang terdiri dari itemset (sebuah kumpulan item yang muncul bersama dalam sebuah transaksi) dan menghasilkan sebuah struktur data FP-Tree. Struktur data ini menyimpan informasi tentang semua pola frekuensi tinggi yang ada di kumpulan data, dan dapat dipakai untuk menghasilkan (association rules) yang menunjukkan korelasi antara itemset yang muncul bersama dalam transaksi.

Dalam algoritma FP-Growth, proses pembentukan FP-Tree dilakukan dengan menggunakan dua tahapan utama. Pertama, dilakukan pemindaian (scanning) sebuah kumpulan informasi digabungkan untuk mengenali kelompok item yang sering muncul (frequent itemset). Kemudian, itemset-itemset tersebut digunakan untuk membangun FP-Tree dengan cara menggabungkan transaksi yang memiliki itemset-itemset yang sama.

Setelah FP-Tree terbentuk, Algoritma FP-Growth melakukan pencarian pola frekuensi tinggi dengan cara melakukan penelusuran pada struktur data yang disebut FP-Tree, kemudian menghasilkan aturan asosiasi berdasarkan pola-pola frekuensi tinggi yang berhasil ditemukan didalam FP-Tree.

FP-Growth bekerja menggunakan cara membangun sebuah struktur data bernama FP-Tree (Frequent Pattern Tree) yang merepresentasikan pola-pola frekuensi tinggi dalam data. FP-Tree adalah sebuah struktur pohon yang dapat digunakan untuk menghitung frekuensi itemset dan untuk menemukan pola-pola frekuensi tinggi dengan cepat.

Tiga langkah atau tahap utama yang dimiliki oleh algoritma fp-Growth, yakni:

1. Langkah pertama yaitu pembangkitan conditional pattern base dimana sub-databasenya berisikan prefix path (pola awalan) dan berisi suffix pattern (pola akhiran). Langkah pertama ini dibangkitkan setelah melalui FP-Tree yang sudah dibentuk sebelum-sebelumnya.

- 2. Tahapan yang kedua membangkitan Conditional FP-Tree, didalam tahapan ini menggabungkan nilai frekuensi dari setiap item dalam Conditional Pattern Base. Kemudian, setiap item dengan frekuensi yang lebih besar atau sama dengan nilai support minimum akan dibangkitkan menggunakan Conditional FP-Tree.
- 3. Proses pencarian Frequent Itemset dimulai dengan mencari jalur tunggal (single path) untuk kemudian mendapatkan kumpulan item yang sering muncul dilakukan dengan penggabungan item dalam conditional fptree.kalau bukan melalui satu jalur saja, maka fp-growth akan membangkitkan secara rekursif (fungsi yang memanggil dirinya sendiri, baik secara langsung atau tidak langsung).

2.3.1 Pembangunan Fp-tree

Frequent Pattern (FP tree) dibuat dengan himpunan awal item dari database. Tujuan dari FP tree adalah untuk menambang pola yang paling sering muncul. Setiap simpul dari FP tree mewakili sebuah item dari himpunan item. Dua elemen pokok membentuk struktur dari FP tree ini. Oleh karena itu, dua elemen yang membentuk struktur ini adalah:

- 1. Struktur berupa pohon dengan akar yang berlabel 'null'.
- 2. Sebuah indeks (tabel penunjuk item yang sering muncul).

Pohon tersebut, seperti yang diindikasikan, terdiri dari akar 'null' dan sekelompok simpul yang diawali oleh elemen yang diwakili.

Sebuah simpul dari pohon terdiri dari:

- Nama item, yaitu item yang diwakili oleh simpul.
- Nomor jumlah transaksi di mana bagian jalur berada pada simpul ini.
- -Link ke simpul berikutnya dalam pohon (tautan simpul). Ini adalah tautan antarsimpul ke kejadian lain dari elemen yang sama (dengan nama item yang sama) dalam urutan transaksi lainnya. Nilai ini nol jika tidak ada simpul seperti itu.

Indeks berisi daftar item yang sering muncul dan menunjuk pada kemunculan pertama setiap item. Setiap entri dalam tabel ini berisi:

- Nama elemen (item-name).
- Penunjuk terdepan dari urutan simpul yang memiliki nama item yang sama. Langkah-langkah utama untuk menambang FP-tree adalah sebagai berikut:
- Bangun pola dasar kondisional untuk setiap simpul dalam FP-tree.
- Bangun FP-tree kondisional dari setiap basis pola kondisional.
- Lakukan penambangan FP-tree kondisional secara rekursif.
- Jika FP-tree kondisional mengandung satu jalur saja, cukup daftarkan semua pola.

Metode Fp-growth ini menemukan pola yang sering tanpa menghasilkan kandidat. Pembangunan struktur FP-tree melalui 6 langkah utama. Langkah-langkah 1 hingga 5 mempersiapkan struktur dan menyisipkan elemen yang seharusnya ada. Langkah keenam adalah untuk memvalidasi informasi yang dimasukkan dalam langkah-langkah sebelumnya:

- Menghitung minimum support.
- Menelusuri basis data transaksi untuk menemukan total jumlah kemunculan yang berbeda.
- Menentukan prioritas item, dan kemudian mengurutkan item berdasarkan prioritas mereka.
 - Membuat simpul akar.
 - Menyisipkan simpul anak.
 - Validasi.

Langkah 1: Langkah pertama adalah memindai data base untuk menemukan kemunculan itemset dalam basis data. Langkah ini sama dengan langkah pertama dari Apriori. Jumlah 1-itemset dalam basis data disebut sebagai dukungan atau frekuensi dari 1-itemset.

Tabel 2.1 data transaksi

TID	Items
1	f,a,c,d,g,l,m,p
2	a,b,c,f,l,m,o
3	b,f,h,j,o
4	b,c,k,s,p
5	a,f,c,e,l,p,m,n

Langkah 2: Pada langkah ini, kita akan melalui data base transaksi untuk menghitung frekuensi elemen yang ada. Selanjutnya, setelah berbagai frekuensi diperoleh, hanya elemen-elemen yang frekuensinya lebih besar dari dukungan minimum yang ditentukan pada langkah 1 yang akan dipertahankan, yang lain akan diabaikan. Dalam kasus kita, tabel berikut mewakili item-item yang dipilih dan jumlah kemunculannya masing-masing.

Tabel 2.2 frekuensi item

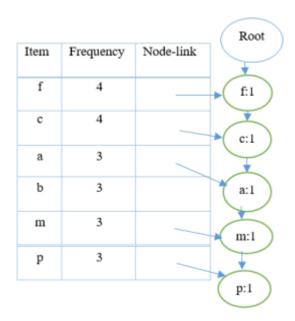
Item	Frekuensi
f	4
a	3
С	4
b	3
m	3
p	3

Langkah 3: Langkah ini terdiri dari mengurutkan berbagai elemen berdasarkan bobotnya. Mereka diurutkan berdasarkan jumlah frekuensi mereka (Tabel 3). Pengurutan ini dilakukan secara menurun, elemen dengan jumlah kemunculan tertinggi ditempatkan di bagian atas, dan elemen dengan jumlah kemunculan paling sedikit ditempatkan di bagian bawah. Proses ini akan dilakukan untuk setiap baris transaksi yang terdapat dalam basis data transaksi.

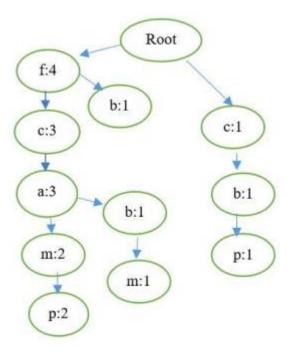
Tabel 2.3 transaksi sesuai frekuensi

TID	Item	Frequent Items descending
1	f,a,c,d,g,l,m,p	f,c,a,m,p
2	a,b,c,f,l,m,o	f,c,a,b,m
3	b,f,h,j,o	f,b
4	b,c,k,s,p	c,b,p
5	a,f,c,e,l,p,m,n	f,c,a,m,p

Langkah 4: Dari hasil yang diperoleh pada langkah sebelumnya (Tabel 2.3), kita mulai membangun struktur FP-tree. Pertama, elemen 'Akar' dari pohon dibuat. Elemen akar ini tidak akan berisi elemen apa pun. Ini hanya akan berisi tautan ke elemen-elemen anaknya. Kita mulai dengan melalui setiap elemen dari transaksi (Gambar 1). Kemudian, untuk setiap elemen transaksi, kita periksa keberadaan simpul yang sesuai. Jika tidak ada, simpul dibuat; jika sudah ada, jumlah kemunculannya ditambahkan. Selanjutnya, untuk setiap elemen yang dibuat, kita akan membuat tautan dari tabel header ke elemen yang dimasukkan ke dalam pohon. Pada saat ini, pohon masih kosong, sehingga prosedur untuk memeriksa keberadaan simpul tertentu akan menunjukkan bahwa simpul tersebut tidak ada dan oleh karena itu harus dibuat. Transaksi pertama terdiri dari elemen-elemen (f, c, a, m, p) yang diurutkan secara menurun sesuai dengan bobotnya. Karena elemen f adalah yang pertama dalam daftar, sebuah simpul yang sesuai dimasukkan dari elemen akar pohon. Simpul f berisi hitungan 1 karena ini adalah kali pertama, kita telah memasukkan elemen ini. Sebuah tautan dibuat antara elemen akar pohon dan elemen f, dan tautan lain dibuat dari tabel header. Hal yang sama berlaku untuk elemen-elemen berikutnya (c, a, m, p). Dengan demikian, kita memperoleh struktur yang diilustrasikan oleh gambar di bawah ini.



Gambar 2.1 Fp-tree awal



Gambar 2.2 Fp-tree akhir

Langkah 5: Konstruksi dilanjutkan dengan transaksi kedua yang terdiri dari elemen-elemen (f, c, a, b, m) (Gambar 1). Kali ini pohon sudah berisi elemen, dan oleh karena itu, untuk setiap elemen yang ditemukan, jumlah kemunculannya ditambahkan sebanyak 1. Hal yang sama berlaku untuk elemen c dan a. Kita sampai pada elemen b. Tidak ada elemen yang cocok, jadi simpul baru dibuat dari posisi kita saat ini, yaitu simpul a, dan tautan baru dibuat dari a ke b, dan kemudian tautan dari tabel header ke elemen yang baru dimasukkan. Mengenai elemen m yang tersisa, karena tidak ada simpul yang sesuai dari posisi kita (simpul b), simpul baru dibuat dan diinisialisasi dengan nilai 1. Selanjutnya, selain tautan yang dibuat dari elemen b, tautan juga dibuat dari simpul m yang sudah ada.

Langkah 6: Langkah terakhir ini melibatkan validasi informasi pohon (Gambar 2.4). Bagaimana cara mengetahui apakah informasinya benar? Jawaban atas pertanyaan ini sangat sederhana; cukup membandingkan informasi yang diperoleh dari berbagai simpul pohon dengan informasi dari tabel header. Untuk itu, perlu dihitung, dan jika perlu ditambahkan, semua kemunculan suatu elemen dalam pohon dan membandingkan hasil yang diperoleh dengan yang disimpan dalam tabel header (Tabel 1). Dengan demikian, setelah menghitung semua elemen struktur, kita memperoleh hasil berikut: (f: 4, c: 4, a: 3, b: 3, m: 3, p: 3), yang sesuai dengan tabel header. Tabel 4 menunjukkan hasil penambangan pola dengan membuat basis pola kondisional.

Tabel 2.4 Frequent itemset

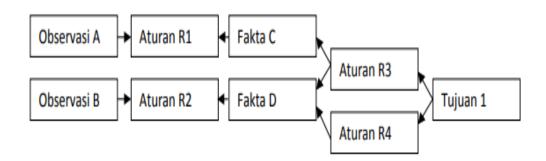
Item	Conditional Pattern base	Conditional Fp-tree
p	{(fcam:2), (cb:1)}	{(c:3)} p
m	{(fca:2), (fcab:1)}	{(f:3, c:3, a:3)} m
b	{(fca:1), (f:1), (c:1)}	Empty
a	{(fc:3)}	{(f:3, c:3)} a
С	{ (f:3)}	{(f:3)} c
f	Empty	Empty

2.4 Backward Chaining

Menurut Arhami (2005:113) Backward ialah alur dari hipotesis kembali kedalam fakta dimana ia mendukung hipotesis itu. Suatu alternatif untuk menggambarkan rantai mundur ialah dalam konteks tujuan yang dapat tercapai dengan mencapai tujuan-tujuan bagian. Metode backward chaining dapat dijelaskan sebagai proses penelusuran dimulai dari fakta paling tinggi dengan membangkitkan sebuah hipotesis, kemudian sampai ke level fakta-fakta terendah yang bisa mendukung hipotesis tersebut. Penelusuran ini dikenal juga dengan istilah penalaran dari atas ke bawah.

Backward chaining merupakan inference engine berorientasi tujuan yang dimulai dengan harapan atau hipotesis tentang apa yang ingin dicapai, lalu mencari bukti yang mendukung atau mungkin menghadirkan kontradiksi terhadap hipotesis tersebut. Seringkali, pendekatan ini melibatkan pembentukan dan pengujian hipotesis-hipotesis sementara, yang juga disebut sebagai subhipotesis.

Backward chaining digunakan dalam berbagai bidang seperti kecerdasan buatan, data mining, data science, dan sistem pakar. Algoritma ini sangat berguna untuk menemukan pola atau hubungan antar variabel pada data, mengidentifikasi penyebab dari suatu masalah, dan membuat prediksi dari data yang sudah ada. Didalam data science, algoritma backward chaining dapat digunakan untuk berbagai macam tujuan seperti exploratory data analysis, clustering, dan predictive modeling.



Gambar 2.3 Backward Chaining

BAB 3

ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

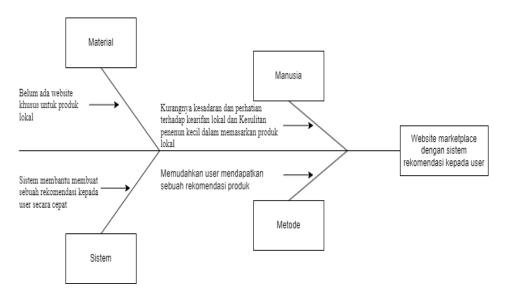
3.1 Analisa sistem

Yaitu langkah untuk pengumpulan saran agar dapat memecahkan masalah dalam proses perancangan dan pembangunan sistem. Tujuan dari analisis sistem adalah untuk mendapatkan solusi atau perbaikan agar sistem yang dirancang dapat berfungsi seperti seharusnya. Proses analisis sistem melibatkan serangkaian langkah penting, termasuk identifikasi masalah, perancangan arsitektur keseluruhan, pengumpulan keperluan, serta penganalisisan proses.

3.1.1 Analisa masalah

Yaitu tahap pertama didalam proses analisis sistem dimana pengidentifikasian suatu sebabakibat sebuah masalah yang didapat. Masalah utama yang dihadapi adalah kehilangan kearifan lokal, khususnya dalam konteks produk lokal seperti kain tenun ulos, yang tidak mendapatkan perhatian yang cukup dalam pengembangan dan pemasaran. Ini terjadi karena beberapa alasan, termasuk ketidaksadaran masyarakat tentang pentingnya melestarikan warisan budaya lokal, kurangnya dukungan pemerintah, kesulitan penenun kecil dalam memasarkan produk mereka, serta ketidakmampuan produk lokal bersaing dengan produk impor. Oleh karena itu, dibuatlah sebuah website marketplace dengan penerapan algoritma fp-growth dan backward chaining yang berguna sebagai sistem rekomendasi.

Proses identifikasi masalah dapat dilakukan dengan menggunakan Ishikawa Diagram sebagai berikut.



Gambar 3.1 diagram Ishikawa

3.1.2 Analisis kebutuhan

Ialah fase dimana penelitian digunakan berguna untuk menentukan keperluan yang dibutuhkan oleh sistem. Terdapat 2 kategori analisis kebutuhan:

1. Analisis kebutuhan fungsional

Syarat yang secara langsung mempengaruhi cara sistem bekerja. Dalam penelitian ini, kebutuhan fungsional sistem akan diuraikan sebagai berikut:

- a. Sistem harus bisa melakukan transaksi jual beli.
- b. Sistem harus dapat melakukan registrasi user dan penjual.
- c. Sistem harus bisa login menggunakan akun yang di daftarkan.
- d. Sistem dapat memberikan rekomendasi kepada user ketika halaman marketplace pertama kali dibuka dan ketika produk di klik.

2. Analisis kebutuhan non fungsional

Persyaratan tambahan untuk sistem, persyaratan ini tidak mempengaruhi langsung bagaimana sistem bekerja. Adapun persyaratannya sebagai berikut:

a. Tampilan antarmuka

Sistem dibangun berbasis desktop menggunakan fitur-fitur yang sederhana agar pengguna dapat dengan mudah menggunakan sistem penelitian ini.

b. Kontrol sistem

Sistem yang dibangun harus menggunakan akses ke jaringan internet.

c. Kualitas sistem

Sistem dapat berjalan dengan baik ketika user dan seller mengaksesnya.

3.2 Perancangan sistem

Perancangan sistem atau pembangunan sistem ini merupakan kegiatan merancang setiap bagian-bagian sistem. Pemodelan dibuat melalui perancangan diagram umum sistem, activity diagram, diagram sequence, use case diagram, beserta tampilan antarmuka.

3.2.1 Arsitektur umum

Arsitektur umum adalah gambaran tentang alur sistem menyeluruh, mencakup fitur-fitur yang membantu dalam proses pemecahan masalah. Arsitektur umum dalam penelitian ini digambarkan sebagai berikut.



Gambar 3.2 Arsitektur Umum

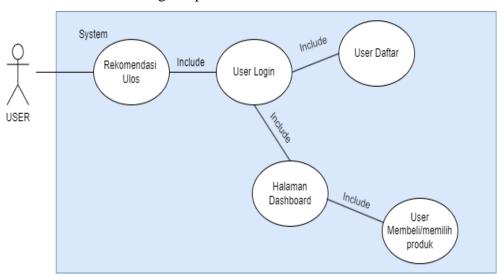
Berikut penjelasan alur proses diagram umum sistem pada gambar : General arsitektur sistem pada penelitian ini yakni Pengolahan citra melakukan tahapan sebagai berikut:

- 1. Ketika website pertama kali dibuka user akan mendapatkan rekomendasi produk dari sistem yang telah dibangun.
- 2. Ketika ingin membeli produk rekomendasi user diwajibkan login terlebih dahulu.
- 3. Kemudian ketika pengguna berhasil login,user dapat membeli atau memilih produk rekomendasi.
- 4. Setiap transaksi yang dilakukan oleh user sistem menerimanya sebagai dataset untuk membuat rekomendasi baru
- 5. Algoritma fp-growth memproses data yang diterima dan menghasilkan rekomendasi baru.
- 6. Hasil rekomendasi terbaru akan ditampilkan kehalaman utama website.

3.2.2 Use case diagram

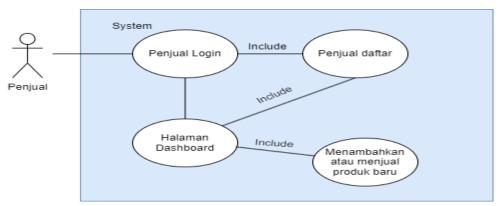
Menjelaskan seperti apa sistem berinteraksi kepada pengguna. Pembeli dan penjual merupakan 2 aktor didalam sistem ini. Use case diagram menunjukkan gambaran perilaku atau fungsi sistem yang hendak dirancang.

a. Use case diagram pembeli



Gambar 3.3 usecase diagram pembeli

b. Use case diagram penjual

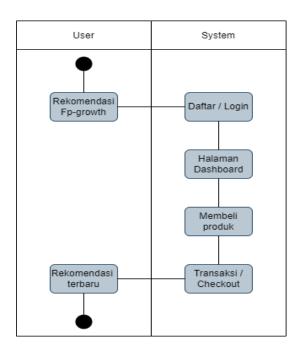


Gambar 3.4 usecase diagram penjual

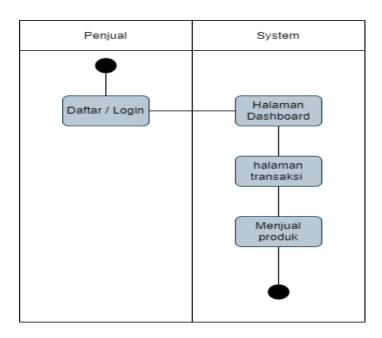
3.2.3 Activity diagram

Menjelaskan seperti apa setiap tahapan yang runtun mulai awal hingga akhir sistem. Berikut activity diagram dari penelitian ini.

a. Activity user



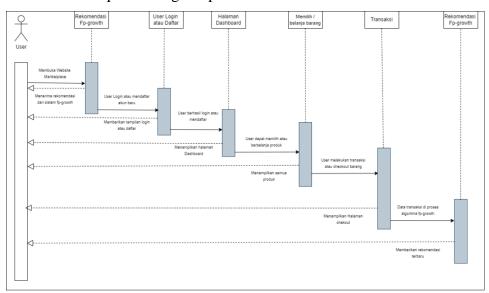
b. Activity penjual



3.2.4 Sequence diagram

Merupakan suatu proses yang dapat menguraikan tentang suatu operasi komponen dalam sistem saling berinteraksi untuk dapat menjalankan suatu sistem. Berikut sequence diagram dari penelitian ini.

a.sequence diagram pembeli



Gambar 3.5 sequence diagram pembeli

Penjual Login Halaman Halaman Add Menambkan atau daftar Dashboard produk produk Membuka Website Martketplace rima Halaman Logir User berhasil login atau atau daftar dashboar peniual produk add produk Kembali kosong

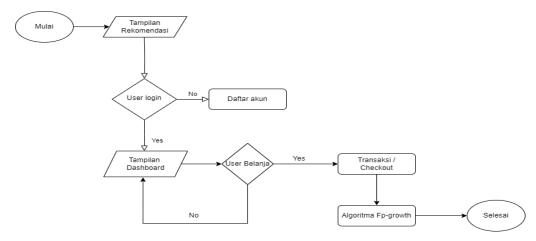
b. sequence diagram penjual

Gambar 3.6 sequence diagram penjual

3.3 FlowChart

Flowchart merupakan diagram yang menggambarkan bagaimana tahap per tahap dilakukan dalam sistem secara runtun dimulai dari pertama hingga akhir. Dalam studi ini, terdapat beberapa diagram alir (flowchart), termasuk diagram sistem, diagram fpgrowth, dan diagram backward chaining.

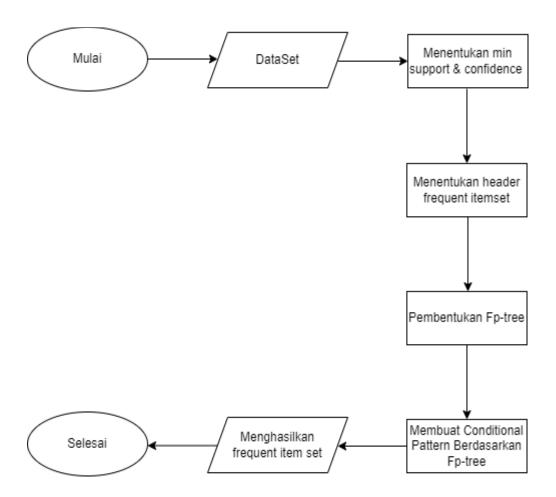
3.3.1 Flowchart Sistem



Gambar 3.7 flowchart sistem

Pengguna saat pertama kali membuka website marketplace akan menerima rekomendasi produk. Kemudian jika user atau pembeli ingin membeli produk harus login terlebih dahulu. Jika user tidak memiliki akun sistem sudah menyediakan halaman untuk mendaftar akun. Kemudia jika user sudah berhasil login makan halaman dashboard akan muncul. Dihalaman dashboard terdapat beberapa produk ulos jika user ingin membeli akan ada tombol untuk menambahkan ke keranjang dan checkout. Jika user berhasil checkout barang maka transaksi nya akan diolah oleh fp-growth dimana hasil dari prosesnya akan menampilkan produk rekomendasi terbaru.

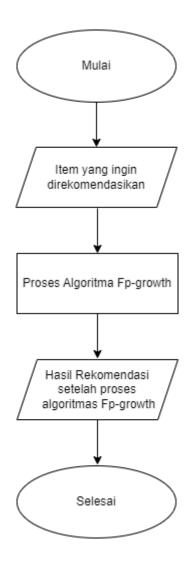
3.3.2 Flowchart fp-growth



Gambar 3.8 flowchart fp-growth

Flowchart dari proses algoritma Fp-growt dalam menentukan Frequent itemset adalah seperti gambar 3.8. FP-Tree dipakai bersamaan dengan FP-Growth demi mengidentifikasi item yang paling sering muncul didalam suatu dataset. Langkah awal adalah memasukkan dataset yang berisi berbagai data tabel dan relasi data. Selanjutnya, kita menentukan nilai minimum support, yang menjadi batasan jumlah itemset yang diizinkan. Itemset dengan jumlah di bawah nilai minimum support akan dihapus. Setelah itu, kita menentukan daftar frequent itemset awal dengan memilih itemset dengan frekuensi minimum sesusai dengan minimal support yang sudah diberikan sebelumnya.Kemudian, proses pembentukan fp-tree dimulai. FP-tree terdapat simpul simpul akar yang sudaha diberi label kosong atau null, sekelompok subpohon yang berisi list item khusus,serta suatu frequent header table. Selanjutnya, kita menciptakan conditional pattern base berdasarkan tahap didalam fp-tree ini. Dalam langkah mencipatkan pola conditional pattern base, support count tiap item dalam conditional pattern base dihitung. Item yang mempunyai support count sama dengan nilai minimum support atau lebih akan diidentifikasi dan digunakan untuk membentuk conditional Fptree. Dengan memakai conditional fp-tree, kita bisa menghasilkan frequent itemset. Frequent itemset ini adalah hasil dari association rule setelah nilai minimal support sudah terpenuhi sesuai dengan yang sudah ditetapkan sebelumnya. Dengan demikian, proses ini membantu kita mengidentifikasi item yang paling sering muncul dalam dataset dengan frekuensi yang memenuhi persyaratan nilai minimum support.

3.3.3 Flowchart backward chaining



Gambar 3.9 Flowchart Backward chaining

Pada gambar 3.9 menampilkan bagaimana proses rekomendasi berdasarkan metode backward chaining. Dimulai dengan penginputan item yang ingin direkomendasikan lalu diproses dengan menggunakan algoritma fp-growth setelah itu menghasilkan rekomendasi berdasarkan algoritma fp-growth.

BAB 4

IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN SISTEM

4.1 Implementasi sistem

Pada penelitian ini akan dilakukan, pengimplementasian sistem memakai komponen, seperti software maupun hardware yang berguna untuk pengumpulan, persiapan, dan pengidentifikasian data yang digunakan.

4.1.1 Perangkat keras (hardware)

Dalam penelitian ini, beberapa perangkat keras yang dipakai adalah sebagai berikut:

- a. Processor : AMD Ryzen 5 3500U with Radeon Vega Mobile Gfx 2.10
 GHz
- b. Memory: 8Gb RAM

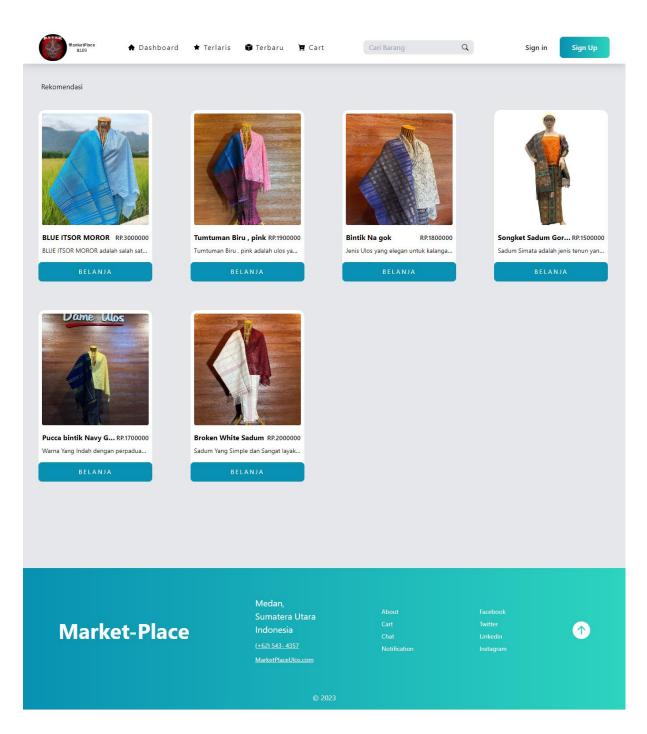
4.1.2 Perangkat lunak (software)

Pada penelitian ini, beberapa komponen software yang dipakai adalah sebagai berikut:

- a. Visual studio code
- b. Next Js
- c. Tailwindess
- d. Firebase

4.1.3 Halaman pertama user (pembeli) dan rekomendasi

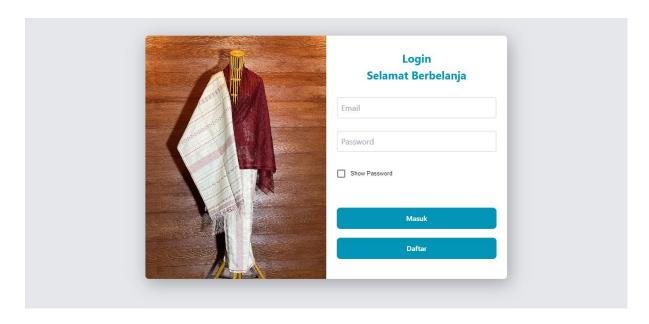
Pada page(halaman) ini ketika pengguna (user) pertama mengakses website marketplace akan menampilkan produk rekomendasi, navigasi login dan daftar bagi pengguna baru.

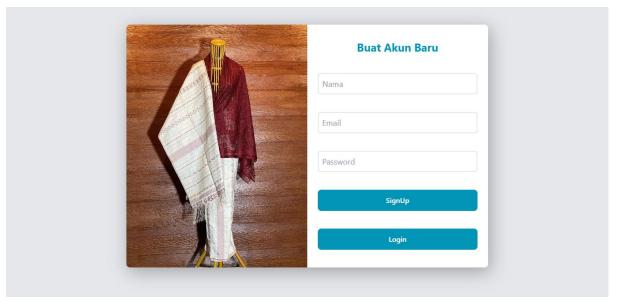


Gambar 4.1 halaman web diakses untuk pertama kali

4.1.4 Halaman Login dan daftar user

Pada halaman ini ada tampilan yang membantu user untuk masuk ke aplikasi menggunakan akun dan ada tampilan untuk mendaftar akun baru jika belum memliki akun.

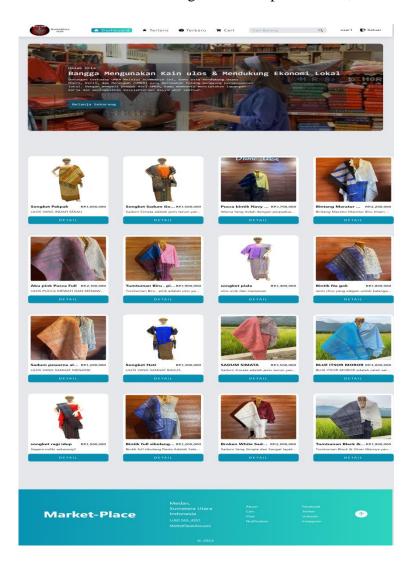




Gambar 4.2 a & b halaman login dan daftar

4.1.5 Halaman dashboard

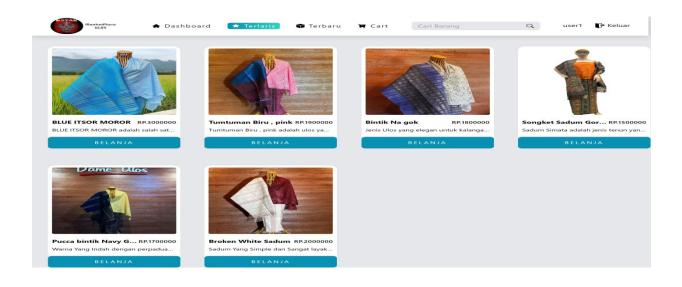
Pada halaman ini ketika user sudah berhasil masuk ada halaman dashboard yang menampilkan semua produk ulos dimana setiap produk memiliki button detail untuk melihat produk secara detail dan ada navigasi menu seperti terlaris, terbaru dan cart.

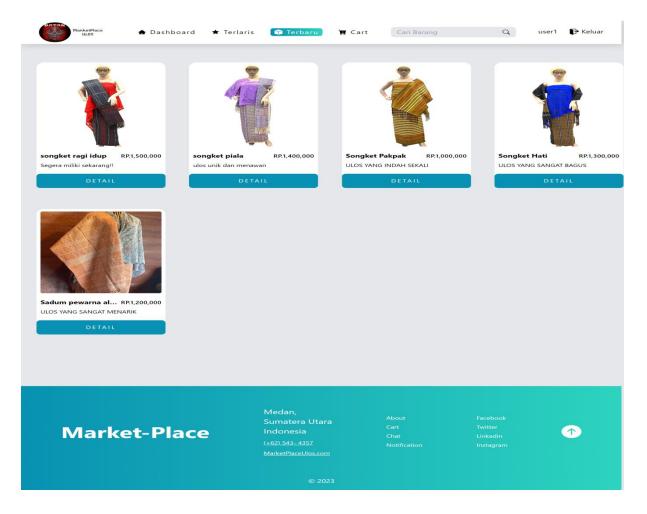


Gambar 4.3 dashboard pembeli

4.1.6 Halaman terlaris dan terbaru

Didalam page terlaris dan terbaru ini ada tampilan untuk produk yang paling laris dan lima produk yang terbaru.

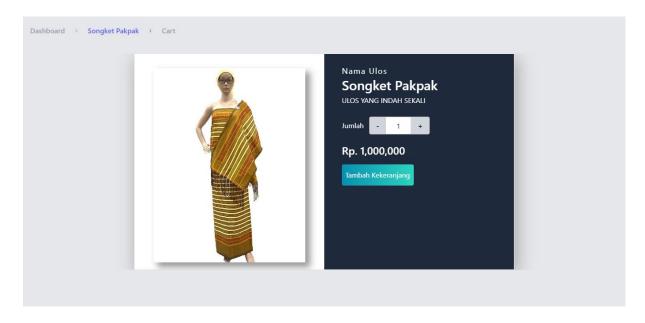




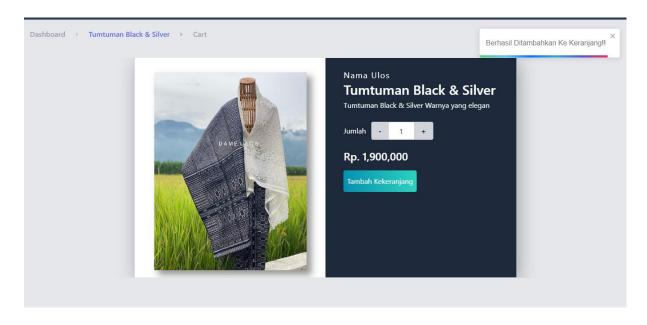
Gambar 4.4 a & b halaman terlaris dan terbaru

4.1.7 Halaman detail dan notifikasi berhasil menambahakan produk

Pada halaman ini ada tampilan detail serta notifikasi ketika user berhasil menambahkan produk yang dipilih kekeranjang.



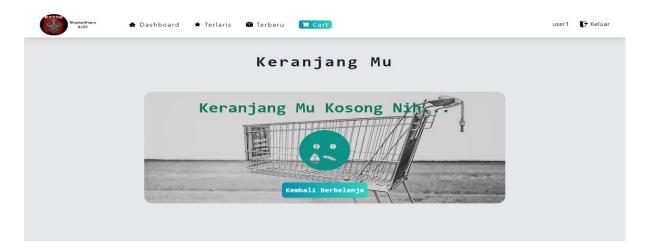
Gambar 4.5 detail



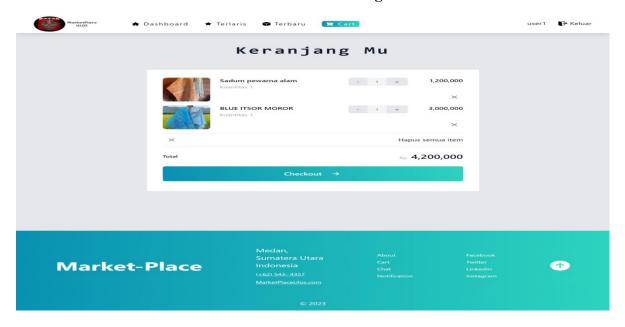
Gambar 4.6 notifikasi menambahkan kekeranjang

4.1.8 Halaman Cart Kosong, Cart berisi produk dan Cart checkout berhasil

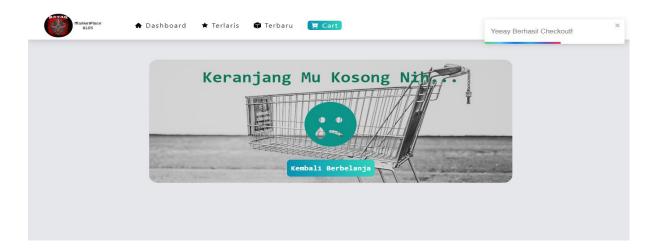
Pada halaman ini ada halaman cart dimana halaman ini akan ada page yang menampung semua produk yang ditambahkan oleh user dan di halaman yang sama ada button checkout untuk membeli produk dan akan ada notifikasi ketika user berhasil membeli produk tersebut.



Gambar 4.7 cart kosong



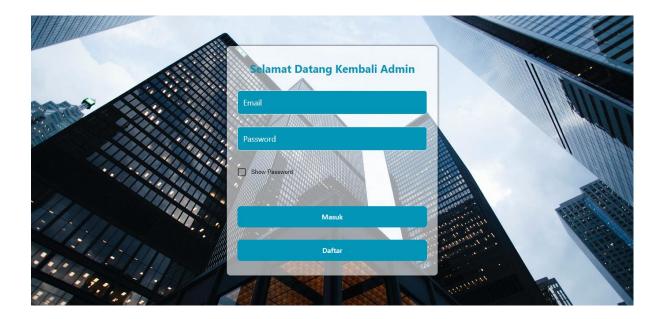
Gambar 4.8 cart berisi

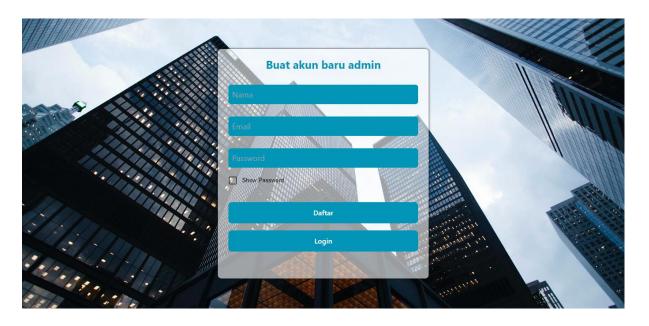


Gambar 4.9 notifikasi berhasil checkout

4.1.9 Halaman login dan daftar penjual / admin

Pada halaman ini diperuntuhkan untuk para penjual yang mana ada halaman untuk login dan daftar akun baru. Tampilan ini akan mempermudah penjual masuk kedalam website seller.





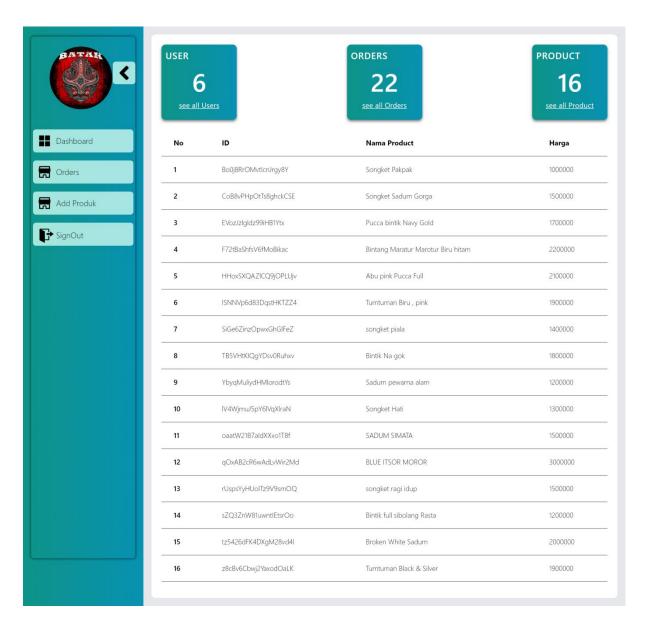
Gambar 4.10 a & b halamana login dan daftar penjual

4.1.10 Page dashboard dan produk

Dihalaman ini ketika penjual sudah berhasil masuk maka akan ada tampilan dashboard dan salah satu menunya yaitu produk untuk menampilkan semua produk yang sudah ditambahkan.



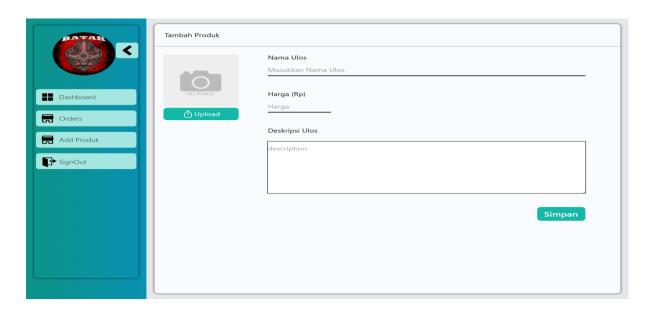
Gambar 4.11 dashboard penjual



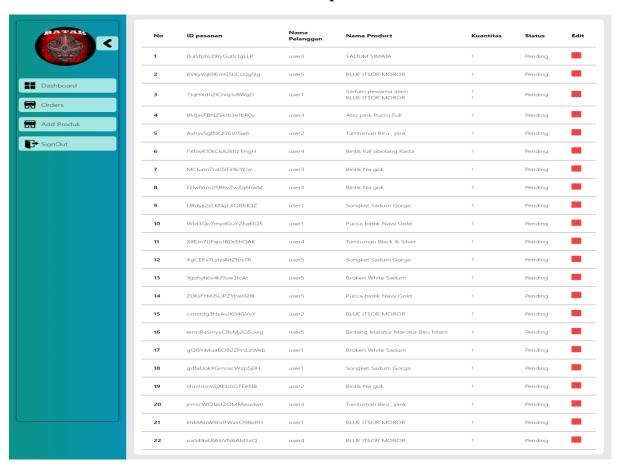
Gambar 4.12 produk penjual

4.1.11 Page add produk dan transaksi

Pada halaman ini akan tampilan yang membantu penjual untuk menambahkan produk baru dan ada tampilan transaksi yang masuk untuk melihat keseluruhan transaksi.



Gambar 4.13 add produk



Gambar 4.14 transaksi

4.2 Pengujian sistem

Untuk memverifikasi ketepatan perhitungan pada sistem yang menggunakan algoritma FP-Growth, dilakukan pengujian perhitungan secara manual dengan mengikuti langkah-langkah yang terdapat didalam FP-Growth. Salah satu fitur utama dari FP-Growth ialah penggunaan struktur data Fp-tree yang memanfaatkan bentuk fp-tree, fp-Growth mampu mengekstraksi kumpulan data yang paling sering muncul dengan kecepatan dan efisiensi yang tinggi.

Proses penemuan itemset dengan frekuensi item yang tinggi memakai teknik algoritma FP-Growth terdiri dari tiga tahapan penting, adalah sebagai berikut:

- 1. Pertama yaitu membangkitkan conditional pattern base
- 2. Kedua yaitu membangkitkan conditional Fp-tree
- 3. Ketiga yaitu mencari frequent itemset.

Tiga tahapan itu adalah tahap tahap yang hendak dilakukan untuk mendapatkan kumpulan item yang sering muncul (frequent itemset).

Selanjutnya, berikut adalah tahapan-tahapan perhitungan manual algoritma FP-Growth tujuannya menemukan frequent itemset dalam data pembelian atau transaksi diambil dari database penjual:

Tabel 4.1 item produk dan kode

No	Nama Product	kode
1	Songket Pakpak	A
2	Songket Sadum Gorga	В
3	Pucca bintik Navy Gold	C
4	Bintang Maratur Marotur Biru hitam	D
5	Abu pink Pucca Full	E
6	Tumtuman Biru , pink	F
7	songket piala	G
8	Bintik Na gok	Н
9	Sadum pewarna alam	I
10	Songket Hati	J
11	SADUM SIMATA	K
12	BLUE ITSOR MOROR	L
13	songket ragi idup	M
14	Bintik full sibolang Rasta	N

15	Broken White Sadum	O
16	Tumtuman Black & Silver	P

Tabel 4.2 data transaksi

1 (-	Nama Produk (kode)
	0CXYCabCQdOWWVZG3x70	Songket Pakpak (A)
		Pucca bintik Navy Gold (C)
2 (0dF8OJJkGvIfSSjRzLEz	Broken White Sadum (O)
		Sadum pewarna alam (I)
		Bintik full sibolang Rasta (N)
3 (OuISfphLDRyGuOctgLLP	SADUM SIMATA (K)
4 3	3NGVeKnmvrI0T1nC4A8j	Pucca bintik Navy Gold (C)
		Bintik full sibolang Rasta (N)
		songket piala (G)
		Tumtuman Black & Silver (P)
		songket ragi idup (M)
5 4	48WDQAxXPqwORNoGN82p	BLUE ITSOR MOROR (L)
		Songket Pakpak (A)
		Tumtuman Biru , pink (F)
6 5	5VpWnvuHaISOmN8XRsA8	Bintik full sibolang Rasta (N)
		SADUM SIMATA (K)
7	CLL O NDIO 1 (NZD 17	Songket Sadum Gorga (B)
	6LkzOpNBJ0odv6N7Rv17	Songket Sadum Gorga (B)
-	6VKyVq69EmGSbCsQg5lg	BLUE ITSOR MOROR (L)
	8MjasFBNZSkJh3e1bR0y	Abu pink Pucca Full (E)
10 8	8lxfZ2CImFauVCubNNnI	SADUM SIMATA (K)
		Sadum pewarna alam (I)
11	A 1 G 16 OLTEN 5' 6	Songket Pakpak (A)
	AxhyvSglfoQI7EVr5ie6	Tumtuman Biru , pink (F)
12	B8vuZJjU32MAFw2mtF6z	Songket Sadum Gorga (B)
		SADUM SIMATA (K)
12 1	DMDf't0-W-I NGI	Abu pink Pucca Full (E)
13 1	DMBufjtax9sYqLNCkqyr	Tumtuman Black & Silver (P) Broken White Sadum (O)
		Bintik full sibolang Rasta (N)
		songket ragi idup (M)
14 T	DZBmawJKtMY27tsdoQrN	Songket Sadum Gorga (B)
1 → 1		SADUM SIMATA (K)
		Songket Pakpak (A)
15 I	DzDvcyd2sqGxvkASG4Fl	Tumtuman Biru , pink (F)
	EUngxmypcMDYSsXyxVKT	Abu pink Pucca Full (E)
		Sadum pewarna alam (I)

No	ID pesanan	Nama Produk (kode)
	•	songket piala (G)
17	FXfavK10kCkA2khzTmgH	Bintik full sibolang Rasta (N)
	KHUQHVXowImUvzpLWM3M	Tumtuman Black & Silver (P)
19	Kkz5isWbP0wBIkw0KUfI	Songket Pakpak (A)
20	MCIunn7cdJ5iFir8cYCw	Bintik Na gok (H)
21	Myc5r5dZfoD4VtZWIkrX	Songket Pakpak (A)
		Songket Sadum Gorga (B)
		Pucca bintik Navy Gold (C)
22	PrCGJd2pBC5kuMsj2kRM	Tumtuman Biru , pink (F)
23	QBwshV2GmzzrqQjIIEGc	Bintik full sibolang Rasta (N)
		Bintang Maratur Marotur Biru hitam (D)
		SADUM SIMATA (K)
- 1		Tumtuman Black & Silver (P)
	QJwiVmr25B6yZwZq6hwM	Bintik Na gok (H)
	URdyji2zLKNgLXQBfdQZ	Songket Sadum Gorga (B)
-	WId3Qo7mydGuYZEaKlQ5	Pucca bintik Navy Gold (C)
	XIfEm7UFajo1BDrEhQAK	Tumtuman Black & Silver (P)
	XgCEEv7LyrpAItZfps7R	Songket Sadum Gorga (B)
29	XsDpf1HxN1gvnaRPHhHF	Songket Sadum Gorga (B)
		SADUM SIMATA (K)
20	7/2.	BLUE ITSOR MOROR (L)
-	Y3tqsX8dhjX9nZPqJ7sB	Songket Pakpak (A)
-	Ygohyfi6x4kFlow3tcAt	Broken White Sadum (O)
	Z0KsFHv0SLiPZYbw028l	Pucca bintik Navy Gold (C)
33	cDaEyX2PA02hmnqj1CHP	Songket Sadum Gorga (B)
2.4		Songket Pakpak (A)
	cxmitdg3HsAsJX04GVvY	BLUE ITSOR MOROR (L)
	czY3D8lbmHulWqsS7Eba	Songket Pakpak (A)
	emnRaSmyyC8cMj2G5uwg	Bintang Maratur Marotur Biru hitam (D)
	gQ8mMua6O82ZPrsLzWeb	Broken White Sadum (O)
38	gUWNKJlzjlPppiACK0W9	Sadum pewarna alam (I)
20	- If-II-LVCW. 5'0II	Songket Pakpak (A)
	gdfaUokXGmoscWzp5j0H	Songket Sadum Gorga (B)
40	gkfFEmwXTNqaOu4nkpwd	Bintang Maratur Marotur Biru hitam (D)
		songket piala (G) BLUE ITSOR MOROR (L)
		Bintik full sibolang Rasta (N)
41	grPZF54eE1x8MrMcRzqI	Songket Sadum Gorga (B)
11	Bit 21 3 Tel I Normittel Equ	Bintik full sibolang Rasta (N)
		Bintik Na gok (H)
42	i4uvhJmv2jXEUoGTEeNB	Bintik Na gok (H)

No	ID pesanan	Nama Produk (kode)
43	jrmscWQ1edZOMFAeudwn	Tumtuman Biru, pink (F)
44	kBQJOlNYK6NuujMknESG	Songket Sadum Gorga (B)
		Pucca bintik Navy Gold (C)
		Tumtuman Biru, pink (F)
45	khMAbWl81rRWzxO98eRH	BLUE ITSOR MOROR (L)
46	kxEzXuC5u6be23jLnrx4	Songket Pakpak (A)
47	ndwQV0HwbTtErO5MvCoX	Songket Sadum Gorga (B)
48	oaS49aUfAIIiVN6AMSzQ	BLUE ITSOR MOROR (L)
49	shF8UVxL0qaf32ajGVJB	Tumtuman Biru, pink (F)
		songket piala (G)
		Bintik Na gok (H)
50	stFHrPd3vSZ3J04MEKhH	BLUE ITSOR MOROR (L)
		songket ragi idup (M)
51	tOYZx5VdSaAODWJZpBX2	Tumtuman Biru , pink (F)
52	ucSCGL88q5a4r9XgEvTA	Bintang Maratur Marotur Biru hitam (D)
		Pucca bintik Navy Gold (C)
		Abu pink Pucca Full (E)
		Tumtuman Biru, pink (F)
53	unYmZov5Ql3ScFiRENC7	songket piala (G)
		Tumtuman Biru , pink (F)
		Songket Hati (J)
54	whQqKcmZ3Flw6ZnovdXd	Pucca bintik Navy Gold (C)
		Songket Sadum Gorga (B)
		songket piala (G)
55	wsMJA8fdSEFcRbJGujri	Bintik full sibolang Rasta (N)
		Songket Sadum Gorga (B)
56	yavGdNMErRelUCB7e29J	Songket Pakpak (A)
		Songket Sadum Gorga (B)
		Pucca bintik Navy Gold (C)
		Bintang Maratur Marotur Biru hitam (D)
57	z9PW0qmKl7YgqOCzF6cv	Bintik Na gok (H)
		songket piala (G)
		Tumtuman Biru , pink (F)
	1100: 14 1217 112 1	Songket Pakpak (A)
58	zcHP9jaJAoKNJvdlSqyb	Sadum pewarna alam (I)
		Tumtuman Black & Silver (P)
		Songket Pakpak (A)

4.2.1 Frequent pattern 1 itemset

Pada langkah ini seluruh item dicari berapa kali kemunculannya dalam data transaki tersebut. Setelah menghitung frekuensi masing-masing item, langkah berikutnya adalah mengaplikasikan batasan dengan menggunakan support count. Apabila sebuah item yang frekuensi tidak mencapai nilai support count, maka item dengan frekuensi kurang tersebut akan dieliminasi serta tidak akan digunakan kedalam data mining. Sebagai contoh, jika kita menetapkan nilai support count $\xi=2$, maka hasilnya akan menjadi seperti berikut:

4.2.1.1 Frekuensi kemunculan item

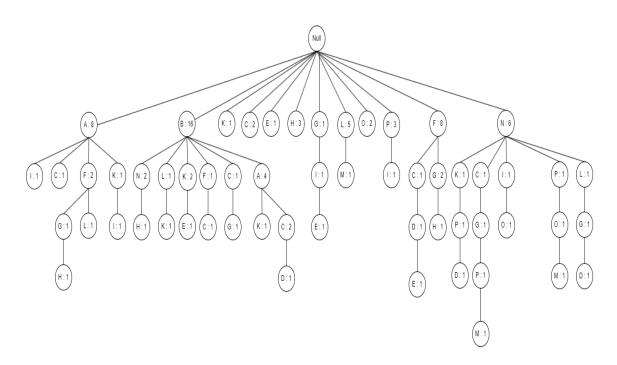
Pada tabel ini seluruh item yang ada di tabel transaksi dicari frekuensi item yang sering muncul dan yang memenuhi support countnya $\xi = 2$. Frequent 1 item set memenuhi support count diurutkan dari frekuensi tertinggi hingga terkecil dan yang tidak memenuhi di eliminasi.

Tabel 4.3 frekuensi item

No	Nama Produk (kode)	Frekuensi
1	Songket Sadum Gorga (B)	16
2	Songket Pakpak (A)	14
3	Tumtuman Biru, pink (F)	11
4	Bintik full sibolang Rasta (N)	10
5	Pucca bintik Navy Gold (C)	9
6	BLUE ITSOR MOROR (L)	8
7	SADUM SIMATA (K)	7
8	songket piala (G)	7
9	Tumtuman Black & Silver (P)	6
10	Bintik Na gok (H)	6
11	Bintang Maratur Marotur Biru hitam (D)	5
12	Sadum pewarna alam (I)	5
13	Broken White Sadum (O)	4
14	Abu pink Pucca Full (E)	4
15	songket ragi idup (M)	3
16	Songket Hati (J)	1

4.2.1.2 Membentuk CPB (Conditional pattern base)

Pembentukan conditional pattern base merupakan salah satu tahap penting dalam algoritma Fp-growth. Langkah ini bisa dipergunakan untuk membangun struktur data yang akan digunakan dalam penggalian itemset yang sering muncul di FP-Tree. Data yang support countnya ξ =2 diambil oleh fp-tree, sedangkan yang tidak memenuhi support count secara otomatis di hilangkan dari transaksi.



Gambar 4.15 Fp-tree

Tabel 4.4 Conditional Pattern base

Nama produk (kode)	Conditional pattern base
songket ragi idup (M)	{L:1}, {N,C,G,P:1}, {N,P,O:1}
Abu pink Pucca Full (E)	{B,K:1}, {G,I:1}, {F,C,D:1}
Broken White Sadum (O)	{I: 1}, {P: 1}
Sadum pewarna alam (I)	{A: 1}, {A,K: 1}, {G: 1}, {P: 1}, {N: 1}
Bintang Maratur Marotur Biru hitam	{B,A,C:1}, {F,C:1}, {N,K,P:1}, {N,L,G:
(D)	1}
Bintik Na gok (H)	{A,F,G:1}, {B,N:1}, {F,G:1}
Tumtuman Black & Silver (P)	{N,K:1}, {N,C,G:1}, {N:1}
songket piala (G)	{A,F:1}, {B,C:1}, {F:1}, {N,C:1, {N,L:1}}

SADUM SIMATA (K)	{A: 1}, {B:2}, {B,L:1}, {B,A:1},{N:1}
BLUE ITSOR MOROR (L)	{A,F:1}, {B:1}, {N:1}
Pucca bintik Navy Gold (C)	{A:1}{B,A:2}{B,F:1}, {B:1},{F:1}, {N:1}
Bintik full sibolang Rasta (N)	{B:2}
Tumtuman Biru, pink (F)	{A:2}, {B:1}
Songket Pakpak (A)	{B:4}

Tabel 4 5 Conditional Fp-tree

Nama produk (kode)	Conditional fp-tree
songket ragi idup (M)	{N:2}
Abu pink Pucca Full (E)	{}
Broken White Sadum (O)	{N:2}
Sadum pewarna alam (I)	{A:2}
Bintang Maratur Marotur Biru hitam	{N:2}
(D)	
Bintik Na gok (H)	{}
Tumtuman Black & Silver (P)	{N:3}
songket piala (G)	{N:2}
SADUM SIMATA (K)	{B:4}
BLUE ITSOR MOROR (L)	{}
Pucca bintik Navy Gold (C)	{B:3}
Bintik full sibolang Rasta (N)	{B:2}
Tumtuman Biru, pink (F)	{A:2}
Songket Pakpak (A)	{B:4}

Tabel 4.6 Frequent item set

Nama produk (Conditional patterN base	Condintional fp-tree	Frequent item
kode)			set
songket ragi idup	{L:1}, {N,C,G,P:1},	{N:2}	{N,M:2}
(M)	{N,P,O:1}		
Abu pink Pucca	{B,K:1}, {G,I:1},	{}	{}
Full (E)	{F,C,D:1}		
Broken White	{I: 1}, {P: 1}	{N:2}	{N,O:2}
Sadum (O)			
Sadum pewarna	{A: 1}, {A,K: 1}, {G: 1},	{A:2}	{A, I:2
alam (I)	{P: 1}, {N: 1}		
Bintang Maratur	{B,A,C:1}, {F,C:1},	{N:2}	{N,D:2}
Marotur Biru	{N,K,P:1}, {N,L,G:1}		
hitam (D)			
Bintik Na gok (H)	${A,F,G:1}, {B,N:1},$	{}	{}

	{F,G:1}		
Tumtuman Black	{N,K:1}, {N,C,G:1}, {N:	{N:3}	{N,P:2}
& Silver (P)	1}		
songket piala (G)	{A,F:1}, {B,C:1}, {F:1},	{N:2}	{N,G:2}
	{N,C:1, {N,L:1}		
SADUM	{A: 1}, {B:2}, {B,L:1},	{B:4}	${B,K:4}$
SIMATA (K)	{B,A:1},{N:1}		
BLUE ITSOR	{A,F:1}, {B:1}, {N:1}	{}	{}
MOROR (L)			
Pucca bintik	${A:1}{B,A:2}{B,F:1}, {B}$	{B:3}	{B,C:3}
Navy Gold (C)	:1},{F:1}, {N:1}		
Bintik full	{B:2}	{B:2}	{B,N:2}
sibolang Rasta			
(N)			
Tumtuman Biru,	{A:2}, {B:1}	{A:2}	$\{A,F:2\}$
pink (F)			
Songket Pakpak	{B:4}	{B:4}	{B,A:4}
(A)			

Jika frequent item set sudah ada maka terbentuk beberapa pola. Pola diukur tingkat confidencenya yang artinya kemungkinan suatu item dibeli jika meiliki confindece yang tinggi. Sebagi contoh diambil pola berikut dengan nilai confindence >50% {N, M}

Untuk mengukur nilai confidencenya digunakan rumus (2) yaitu

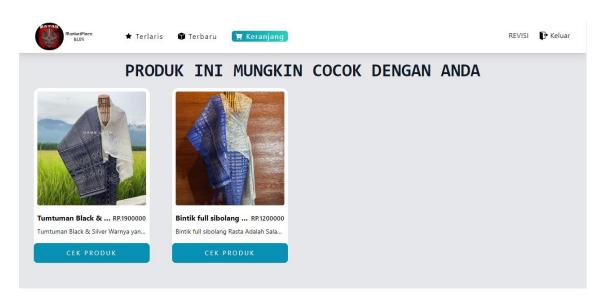
Confidence
$$(A \rightarrow B) = P(A|B)$$

$$= \frac{\text{jumlah transaksi mengandung A dan B}}{\text{jumlah transaksi megandung A}}$$

Confidence (M
$$\rightarrow$$
 N) = $\frac{0.03}{0.05} \times 100\% = 60\%$

Confidence (N
$$\rightarrow$$
 M) = $\frac{0.03}{0.15} \times 100 \% = 20\%$

Dari perhitungan confidence terhadap pola yang terbentuk diatas, maka Association Rule yang memenuhi syarat confidence $\geq 50\%$, adalah: $M \rightarrow N = 0.6$ atau 60% artinya jika konsumen membeli M (songket ragi idup) , maka 60% kemungkinkan atau direkomendasikan membeli N(Bintik full sibolang Rasta).



Gambar 4.16 Rekomendasi fp-growth

BAB 5

Kesimpulan Dan Saran

5.1 Kesimpulan

- 1. Website yang dirancang berjalan dengan baik dimana user dan penjual bisa melakukan login,registrasi dan transaksi.
- 2. Jika data transaksi yang digunakan relatif sedikit dan setiap transaksi hanya memiliki 1 item maka algoritma fp-growth kurang efektif dikarenakan pada saat pembentukan coditional pattern base yang dibentuk berdasarkan fp-tree memiliki prefix null (root).
- 3. Rekomendasi yang dihasilkan oleh fp-growth pada sistem ini diambil dari langkah filterisasi Frequent 1 item set yang memenuhi support count $\xi = 2$.
- 4. Inference engine backward chaining berjalan dengan baik dimana hasil rekomendasi ditampilkan saat user mengakses pertama kali website marketplace ini.

5.2 Saran

- 1. Diperlukan data transaksi yang banyak dan setiap transaksi lebih baik memiliki 2 atau lebih item dalam transaksi tersebut.
- 2. Jika item transaksi nya relative sedikit lebih baik menggunakan algoritma lain untuk melakukan rekomendasi. Contoh nya yaitu algoritma content base filtering.
- 3. Diharapkan pada penelitian selanjutnya bisa mengkombinasikan atau memasimalkan algoritma fp-growth pada marketplace online.

DAFTAR PUSTAKA

- Samuel, David. (2008). Penerapan Struktur FP-Tree dan Algoritma FP-Growth dalam Optimasi Penentuan Frequent Itemset. *Institut Teknologi Bandung*.
- Nur, Fitrina., Kustanto., R, T, Vulandari. (2018). Penerapan Algoritma Apriori Pada Sistem Rekomendasi Barang Di Minimarket Batox. Jurnal TIKomSin,Vol 6, No 2.
- Ali, Ikhwan., D, Nofriansyah., Sriani.(2015). Penerapan Data Mining dengan Algoritma Fp-Growth untuk Mendukung Strategi Promosi Pendidikan. Jurnal SAINTIKOM, Vol.14, No.3.
- J,Han dan M, Kamber (2009). "Data Mining: Concept and Techniques: Capture 6.

 Mining Association Rules in Large Databases", Simon Fraser University.
- B, D, Meilani & A, W, Azinar. (2015) Penentuan Pola Yang Sering Muncul Untuk Penerima Kartu Jaminan Kesehatan Masyarakat (Jamkesmas) Menggunakan Metode Fp-Growth. Jurnal Seminar Nasional "Inovasi dalam Desain dan Teknologi".
- Akil., Ibnu. (2017). "Analisa Efektifitas Metode Forward Chaining Dan Backward Chaining Pada Sistem Pakar", Jurnal Pilar Nusa Mandiri Vol.13 No.1.
- R. Agrawal, T. Imielienski, and A. Swami. Mining Association Rules between Sets of Items in Large Databases. Proc. Conf. on Management of Data, 207--216. ACM Press, New York, NY, USA 1993
- U. M. Fayyad, G. Piatetsky-Shapiro, P. Smyth, and R. Uthurusamy, eds. Advances in Knowledge Discovery and Data Mining. AAAI Press / MIT Press, Cambridge, CA, USA 199
- A.G. Baydin, B.A. Pearlmutter, A.A. Radul, J.M. Siskind Automatic differentiation in machine learning: a survey J. Mach. Learn. Res., 18 (2018), pp. 1-43