

Pemodelan Pola Belanja Pelanggan Produk Infrastruktur dan *Security* menggunakan Algoritma *FP-Growth*

Muhammad Azhar Prabukusumo dan Nurdin Sidik

Ilmu Komputer, Teknologi Informasi, Universitas Budi Luhur

Jl. Ciledug Raya, Pesanggrahan, Jakarta Selatan

E-mail: 2011600513@student.budiluhur.ac.id, 2011600216@student.budiluhur.ac.id

Abstrak

Data transaksi pembelian produk infrastruktur dan *security* yang diperoleh dari departemen produk dan sales selama ini hanya menjadi data arsip belaka. Untuk mengoptimalkan penggunaan data transaksi ini, maka dibutuhkan model pola belanja agar menghasilkan informasi yang bermanfaat dan dapat meningkatkan penjualan. Tujuan penelitian ini adalah untuk menghasilkan list produk dengan kombinasi item barang yang paling laku, sehingga sales bisa memaksimalkan penjualan dari hasil pemodelan yang dibuat. Metode penelitian menggunakan salah satu teknik data *mining* yang membantu mengidentifikasi dan memprediksi perilaku pembelian pelanggan berdasarkan pola pembelian semua pelanggan sebelumnya yang dikenal dengan *Market Basket Analysis* atau *association rule*. Data yang diambil yaitu data *purchase order* tahun 2016 – 2019 dan algoritma *FP-Growth* dipilih dalam penelitian ini untuk menentukan himpunan data yang paling sering muncul (*frequent itemset*) dalam data. Input dari algoritma ini berupa nilai minimum *support* dan *confidence* dan *output* nya berupa aturan asosiasi. Setelah itu algoritma *fp-growth* dibandingkan dengan algoritma apriori untuk memastikan kebenaran dari aturan asosiasi dari masing-masing algoritma. Hasil dari pemodelan ini yaitu aturan asosiasi dari kombinasi *itemset* dengan jumlah minimum *support* sebesar 5% dan minimum *confidence* sebesar 50% menghasilkan 2 pola (*rules*) terbaik yaitu satu aturan asosiasi dengan kombinasi produk item Fortinet, Cisco dengan nilai *support* 12,025% nilai *confidence* 52,778% dan nilai *lift ratio* 1,14 dan yang kedua aturan asosiasi dengan kombinasi Rack, APC dengan nilai *support* 7,594% nilai *confidence* 57,143% dan nilai *lift ratio* 1,53 yang artinya kedua aturan asosiasi mempunyai *lift ratio* >1, valid dan benar dibeli secara bersamaan. Hasil pengujian metode *blackbox testing* dengan pendekatan metode *McCall* menyatakan bahwa sistem sesuai dan dapat memenuhi kebutuhan *user* dengan nilai sebesar 77,6 % (Baik).

Kata kunci : *Data Mining, Market Basket Analysis, Association Rule, FP-Growth, Penjualan.*

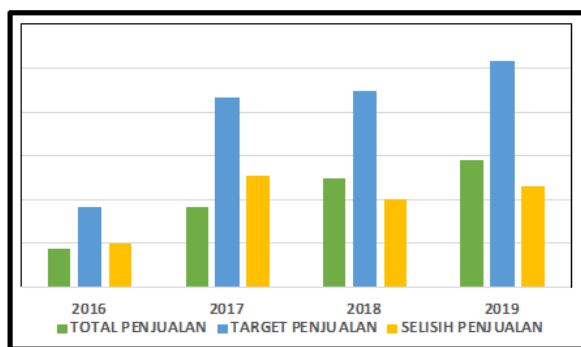
Pendahuluan

PT. iLogo Infralogy atau dikenal sebagai sebutan iLogo Indonesia merupakan penyedia solusi IT yang bergerak di bidang *System Integrator/Reseller* IT infrastruktur dan *security* yang telah berkolaborasi dengan lebih dari 20 mitra bisnis dan melayani lebih dari 500 pelanggan dari semua industri. Hingga kini perusahaan sudah melayani kurang lebih ada 29 produk.

Namun setiap tahunnya melihat yang sudah ditetapkan dari tahun 2016-2019 (Gambar 1) belum pernah tercapai, permasalahan komitmen tenaga penjual terhadap target perusahaan dibandingkan *delivered PO (purchase order)* pada grafik pen-

jualan.

Pada data grafik penjualan dapat dijadikan sebagai bahan acuan untuk mengetahui seberapa besar tingkat penjualan produk yang telah dipasarkan oleh team sales. Data tersebut tidak hanya dijadikan sebagai data arsip penyimpanan laporan perusahaan namun dapat dianalisa dan dimanfaatkan menjadi pengetahuan yang berguna dalam membuat kebijakan dan pengembangan strategi bisnis. Teknologi yang dapat digunakan untuk mewujudkan adalah data mining. Data mining adalah proses mencari pola atau informasi menarik dalam data terpilih dengan menggunakan teknik atau metode tertentu.



Gambar 1: Grafik Penjualan

Salah satu metode yang seringkali digunakan dalam teknologi data mining adalah metode asosiasi (*association rule mining*). Dalam metode *Association Rule Mining* ini lebih dikenal dengan istilah analisa keranjang belanja (*Market Basket Analysis*). *Market Basket Analysis* adalah suatu metode analisis atas perilaku konsumen secara spesifik dari suatu golongan / kelompok tertentu. Salah satu alternatif yang digunakan pada market basket analysis dengan melakukan strategi cross-selling, yaitu dengan menawarkan barang lain yang kemungkinan besar akan dibeli juga oleh pelanggan secara bersamaan dengan barang yang sudah direncanakan untuk dibeli sebelumnya. *Cross-selling* dapat dilakukan dengan analisa keranjang belanja yaitu kebiasaan konsumen atau *customer* dalam membeli suatu produk secara bersamaan.

Hal ini membuat team marketing dan *sales* harus berlomba untuk menarik minat *customer* dengan menggunakan berbagai macam bentuk strategi pemasaran agar tidak kalah bersaing dan tetap konsisten dalam setiap pemasaran produknya. Pengambilan keputusan yang cepat, tepat dan akurat menjadi kunci keberhasilan dalam menerapkan strategi bisnis yang dapat meningkatkan penjualan dan pemasaran produk yang dicapai. Banyak informasi yang dimiliki namun tidak cukup jika informasi tersebut jika tidak dimanfaatkan dengan baik, ketergantungan akan produk satu dengan produk yang lainnya menjadi dasar utama untuk mengetahui produk mana saja yang memiliki tingkat penjualan yang tinggi berdasarkan data penjualan yang ada pada PT. iLogo Infralogy.

Beberapa penelitian yang membahas mengenai metode asosiasi atau *Association Rule Mining* untuk mengetahui pola belanja konsumen diantaranya adalah Penelitian yang dilakukan oleh Mariko dengan topik perbandingan algoritma apriori dan algoritma *fp-growth* untuk rekomendasi item paket pada konten promosi menggunakan 21 *record* dan 3 atribut dengan minimum *support* 15% dan *confidence* 20% menghasilkan 3 aturan asosiasi [1].

Pada penelitian lainnya yang dilakukan oleh Melati dan Wahyuni melakukan penelitian meningkatkan strategi pemasaran yang tepat dan

akurat dengan cara menawarkan barang lain yang kemungkinan besar akan dibeli juga oleh pelanggan secara bersamaan dengan barang yang sudah direncanakan untuk dibeli sebelumnya menggunakan 20 *record* dan 10 item dengan minimum *support* 10% dan *confidence* 80% menghasilkan 11 aturan asosiasi [2].

Pada penelitian yang dilakukan oleh Ghasani, Jamaludin, dan Yuda Irawan di Koperasi KAOHEM Sinergi Mandiri menggunakan 25 *record* dan 2 *atribut* dengan minimum *support* 30% dan *confidence* 50% menghasilkan 3 aturan asosiasi [3].

Berdasarkan uraian – uraian pada latar belakang diatas, maka penulis mendapatkan beberapa identifikasi masalah diantaranya yaitu Pemodelan penjualan produk infrastruktur dan *security* yang diterapkan selama ini belum bisa dimaksimalkan selain itu Data transaksi belum dapat dianalisa dengan baik sehingga belum dapat menghasilkan informasi yang bermanfaat.

Dari identifikasi masalah yang telah ditetapkan, maka rumusan masalah yang akan dibahas di dalam penelitian yaitu bagaimana model *market basket analysis* bisa diterapkan pada pola belanja pelanggan untuk penjualan produk *infrastruktur* dan *security*?

Untuk batasan masalah akan dibatasi oleh permasalahan yang akan dibahas yaitu Data yang digunakan adalah laporan penjualan 29 produk tahun 2016 – 2019 dan terdiri dari kategori infrastruktur dan *security*.

Adapun tujuan penelitian ini yang akan dilakukan adalah menerapkan algoritma *fp-growth* untuk menghasilkan list produk dengan kombinasi item barang yang paling laku sehingga bisa memaksimalkan profit serta menguji sistem data mining untuk asosiasi pola belanja pelanggan produk infrastruktur menggunakan metode *blackbox*.

Manfaat teoritis yaitu mengembangkan ilmu *data mining* khususnya *association rule* dalam penentuan pola belanja pelanggan produk infrastruktur.

Manfaat praktisnya akan Menjadi solusi alternatif dalam pengambilan keputusan untuk strategi meningkatkan PO (*purchase order*). Dan juga Membantu pihak management terutama yang berkaitan dengan perumusan atau pembuatan strategi *marketing* dan *sales* dalam menjalankan program promo atau diskon yang lebih baik.

Metode Penelitian

Metode yang digunakan yaitu *Cross-Industry Standard Process for Data Mining* atau CRISP-DM [4].



Gambar 2: Proses Model CRISP-DM

Berdasarkan CRISP-DM (Gambar 2), sebuah proyek data mining merupakan sebuah siklus hidup yang terdiri atas 6 (enam) tahap:

Pemahaman Bisnis (*Business Understanding*)

Tahap pertama adalah memahami tujuan dan kebutuhan dari sudut pandang bisnis, kemudian menerjemahkan pengetahuan ini ke dalam pendefinisian masalah dalam *data mining*. Selanjutnya akan ditentukan rencana dan strategi untuk mencapai tujuan tersebut.

Pemahaman Data (*Data Understanding*)

Tahap ini dimulai dengan pengumpulan data yang kemudian akan dilanjutkan dengan proses untuk mendapatkan pemahaman yang mendalam tentang data, mengidentifikasi masalah kualitas data, atau untuk mendeteksi adanya bagian yang menarik dari data yang dapat digunakan untuk hipotesis untuk informasi yang tersembunyi.

Pengolahan Data (*Data Preparation*)

Tahap ini meliputi semua kegiatan untuk membangun dataset akhir (data yang akan diproses pada tahap pemodelan/*modeling*) dari data mentah. Tahap ini dapat diulang beberapa kali. Pada tahap ini juga mencakup pemilihan tabel, record, dan atribut-atribut data, termasuk proses pembersihan dan transformasi data untuk kemudian dijadikan masukan dalam tahap pemodelan (*modeling*).

Pemodelan (*Modeling*)

Pada Tahap ini, akan dilakukan pemilihan dan penerapan berbagai teknik pemodelan dan beberapa

parameternya akan disesuaikan untuk mendapatkan nilai yang optimal. Secara khusus, ada beberapa teknik berbeda yang dapat diterapkan untuk masalah *data mining* yang sama. Di pihak lain ada teknik pemodelan yang membutuhkan format data khusus. Sehingga pada tahap ini masih kemungkinan kembali ke tahap sebelumnya.

Evaluasi (*Evaluation*)

Pada Tahap ini, model sudah terbentuk dan diharapkan memiliki kualitas baik jika dilihat dari sudut pandang analisa data. Pada tahap ini akan dilakukan evaluasi terhadap keefektifan dan kualitas model sebelum digunakan dan menentukan apakah model dapat mencapai tujuan yang ditetapkan pada tahap awal (*Business Understanding*).

Penerapan (*Deployment*)

Pada tahap ini, pengetahuan atau informasi yang telah diperoleh akan diatur dan dipresentasikan dalam bentuk khusus sehingga dapat digunakan oleh pengguna. Tahap *deployment* dapat berupa pembuatan laporan sederhana atau mengimplementasikan proses data mining yang berulang dalam perusahaan. Dalam banyak kasus, tahap *deployment* melibatkan konsumen, di samping analisis data, karena sangat penting bagi konsumen untuk memahami tindakan apa yang harus dilakukan untuk menggunakan model yang telah dibuat.

Analisis Asosiasi – (*Association Rule*)

Analisis asosiasi atau *Association Rule Mining* adalah teknik data mining untuk menemukan aturan asosiasi antara suatu kombinasi item. *Interest-ness measure* yang dapat digunakan dalam *data mining* adalah :

Support, adalah suatu ukuran yang menunjukkan seberapa besar tingkat dominasi suatu item atau itemset dari keseluruhan transaksi.

Confidence, adalah suatu ukuran yang menunjukkan hubungan antar dua *item* secara *conditional* (berdasarkan suatu kondisi tertentu).

Metodologi dasar analisis asosiasi terbagi menjadi dua tahap, yaitu melakukan analisa pola frekuensi tinggi (*frequent pattern*) dan proses pembentukan aturan asosiasi.

Association rule merupakan salah satu metode yang umum digunakan untuk mencari hubungan antar item. Sebagai contohnya, dari suatu himpunan data transaksi, seseorang menemukan suatu hubungan seperti berikut, ketika seorang pelanggan membeli laptop, ia biasanya juga membeli *mouse* dalam satu transaksi yang sama, atau ketika seorang pelanggan membeli sikat gigi, ia juga membeli pasta gigi. Dengan demikian proses untuk menemukan hubungan antar item ini mungkin memerlukan pembacaan data transaksi secara berulang-ulang dalam jumlah data transaksi yang besar un-

tuk menemukan pola-pola hubungan yang berbeda-beda, maka waktu dan biaya komputasi tentunya juga akan sangat besar, sehingga untuk menemukan hubungan tersebut diperlukan suatu algoritma yang memiliki akurasi tinggi.

Market basket analysis adalah suatu metodologi untuk melakukan analisis *buying habit* konsumen dengan menemukan asosiasi antar beberapa item yang berbeda, yang diletakkan konsumen dalam *shopping basket* (keranjang belanja) yang dibeli pada suatu transaksi tertentu. Tujuan dari *market basket analysis* adalah untuk mengetahui produk-produk mana yang mungkin akan dibeli secara bersamaan [5].

Istilah *Market Basket Analysis* sendiri datang dari kejadian yang sudah sangat umum terjadi di dalam pasar swalayan, yakni ketika para konsumen memasukkan semua barang yang mereka beli ke dalam keranjang (*basket*) yang umumnya telah disediakan oleh pihak swalayan itu sendiri. Informasi mengenai produk-produk yang biasanya dibeli secara bersama-sama oleh para konsumen dapat memberikan “wawasan” tersendiri bagi para pengelola toko atau swalayan untuk menaikkan laba bisnisnya [6].

Untuk beberapa kasus, pola dari barang-barang yang dibeli secara bersamaan oleh konsumen mudah untuk ditebak, misalnya susu dibeli bersamaan dengan roti. Namun, mungkin saja terdapat suatu pola pembelian barang-barang yang tidak pernah terpikirkan sebelumnya. Misalnya, pembelian minyak goreng dengan deterjen [7]. Mungkin saja pola seperti ini tidak pernah terpikirkan sebelumnya karena minyak goreng dan deterjen tidak mempunyai hubungan sama sekali, baik sebagai barang pelengkap maupun barang pengganti. Hal ini mungkin tidak pernah terpikirkan sebelumnya sehingga tidak dapat diantisipasi jika terjadi sesuatu, seperti kekurangan stok deterjen misalnya. Inilah salah satu manfaat yang dapat diperoleh dari melakukan *Market Basket Analysis*. Dengan melakukan proses ini secara otomatis, seorang manajer tidak perlu mengalami kesulitan untuk menemukan pola barang-barang apa saja yang mungkin dibeli secara bersamaan.

Frequent Pattern – Growth (FP-Growth)

Algoritma *FP-Growth (Frequent Pattern-Growth)* adalah salah satu alternatif untuk menemukan himpunan data yang sering muncul (*frequent itemset*) tanpa menggunakan generasi kandidat [8]. Pada penentuan *frequent itemset* terdapat dua proses tahap yang harus dilakukan yaitu pembuatan *FP-tree* dan penerapan algoritma *FP-Growth* untuk menemukan *frequent itemset*. Struktur data yang digunakan untuk mencari *frequent itemset* dengan algoritma *FP-Growth* adalah perluasan dari penggunaan sebuah pohon prefix, yang biasa disebut *FP-tree*, algoritma *FP-Growth* dapat langsung mengekstrak *frequent*

itemset dari *FP-tree* yang telah terbentuk dengan menggunakan prinsip *divide and conquer*.

Penerapan Algoritma *FP-Growth*

Setelah tahap pembangunan *FP-tree* dari sekumpulan data transaksi, akan diterapkan algoritma *FP-Growth* untuk mencari *frequent itemset* yang signifikan. Algoritma *FP-Growth* dibagi menjadi tiga langkah utama, yaitu:

Tahap Pembangkitan *Conditional Pattern Base*

Conditional Pattern Base merupakan *sub-database* yang berisi *prefix path* (lintasan *prefix*) dan *suffix pattern* (pola akhiran). Pembangkitan *conditional pattern base* didapatkan melalui *FP-tree* yang telah dibangun sebelumnya.

Tahap Pembangkitan *Conditional FP-tree*

Pada tahap ini, *support count* dari setiap item pada setiap *conditional pattern base* dijumlahkan, lalu setiap *item* yang memiliki jumlah *support count* lebih besar sama dengan minimum *support count* akan dibangkitkan dengan *conditional FP-Tree*.

Tahap Pencarian *Frequent Itemset*

Apabila *Conditional FP-Tree* merupakan lintasan tunggal (*single path*), maka didapatkan *frequent itemset* dengan melakukan kombinasi item untuk setiap *conditional FP-tree*. Jika bukan lintasan tunggal, maka dilakukan pembangkitan *FP-Growth* secara rekursi.

Apriori

Algoritma *Apriori* adalah satu algoritma dasar yang diusulkan oleh Agrawal dan Srikan pada tahun 1994 untuk menemukan *frequent itemsets* pada aturan asosiasi *Boolean* [9].

Algoritma apriori menggunakan pengetahuan frekuensi atribut yang telah diketahui sebelumnya untuk proses informasi selanjutnya. Pada algoritma *apriori* menentukan kandidat yang mungkin muncul dengan cara memperhatikan *minimum support* dan *minimum confidence*. Support adalah nilai pengunjung atau persentase kombinasi sebuah item dalam database. Rumus *support* yang ditampilkan pada persamaan 1.

$$Support(A) = \frac{JumlahTransaksiMengandungA}{TotalTransaksi} \quad (1)$$

Lift Ratio

Lift Ratio adalah suatu ukuran untuk mengetahui kekuatan aturan asosiasi (*association rule*) yang telah terbentuk [10]. Nilai *lift ratio* biasanya digunakan sebagai penentu apakah aturan asosiasi valid atau tidak valid. Kriteria pengujian metode *Association Rule Mining* apabila sebuah transaksi mempunyai nilai *Lift/Improvement* lebih dari atau sama

dengan 1, bahwa dalam transaksi tersebut, produk A dan B benar-benar dibeli secara bersamaan seperti yang ditampilkan pada persamaan (2).

$$LiftRatio = \frac{Confidence(A, B)}{BenchmarkConfidence(A, B)} \quad (2)$$

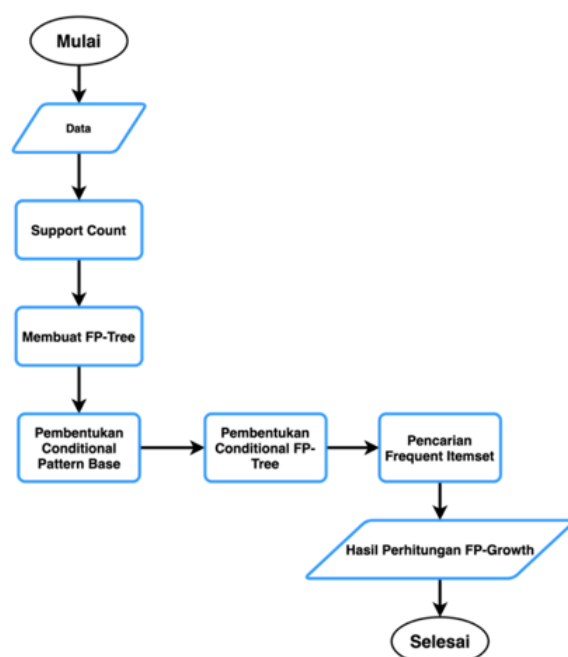
Black Box Testing

Black Box Testing adalah Pengujian perangkat lunak [11] dari segi spesifikasi fungsional tanpa menguji desain dan kode program untuk mengetahui apakah fungsi, masukan dan keluaran dari perangkat lunak sesuai dengan spesifikasi yang dibutuhkan.

Metode *Black Box Testing* merupakan salah satu metode yang mudah digunakan karena hanya memerlukan batas bawah dan batas atas dari data yang diharapkan, Estimasi banyaknya data uji dapat dihitung melalui banyaknya *field* data entri yang akan diuji, aturan *entry* yang harus dipenuhi serta kasus batas atas dan batas bawah yang memenuhi. Dan dengan metode ini dapat diketahui jika fungsionalitas masih dapat menerima masukan data yang tidak diharapkan maka menyebabkan data yang disimpan kurang valid.

Tinjauan Objek Penelitian

Menurut penelitian yang dilakukan oleh Mariko, Kusrini dan Sudarmawan [10] sebelum analisa asosiasi dari data mining dan untuk menguji valid atau tidaknya dari sebuah algoritma maka diperlukan pembentukan *flowchart* dari algoritma *fp-growth* seperti ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3: Alur proses *FP-Growth*

Dari gambar 3, bahwa alur proses *FP-Growth* dimulai dari ;

1. Mempersiapkan Data
2. *Support Count* Pencarian *frequent itemset* digunakan untuk menghitung nilai *support* dari masing-masing *item* dan tentukan minimum *support* nya setelah itu urutkan mulai dari jumlah frekuensi atau kemunculan terbesar.
3. Membuat *FP-Tree* Setelah itu dibuatkan *FP-List* diurutkan dari minimum support dan frekuensi yang paling tinggi lalu buat jalur *fp-tree* nya.
4. Pembentukan *Conditional Pattern Base* Lalu simpan path menuju cabang-cabang *FP-Tree* (*suffix*) dengan mencari *support count* terkecil sesuai dengan hasil pengurutan *priority* yang terkecil.
5. Pembentukan *Conditional FP-Tree* Setelah pembentukan point 4 lalu pembentukan tabel *FP-Tree* dengan minimum support yang paling terkecil sehingga data yang terbentuk menjadi berkurang.
6. Pencarian *Frequent Itemset* Setelah mendapatkan frequent patternnya selanjutnya adalah membuat *rule* dengan cara menghitung *confidence-nya*
7. Setelah mendapatkan nilai *confidence* nya selanjutnya ditemukan aturan asosiasi atau kombinasi *item* nya.

Teknik Rancangan

Dalam teknik perancangan sistem berdasarkan analisis permasalahan yang telah dilakukan yaitu :

1. Teknik analisa pada *business understanding* dan *data preprocessing* menggunakan metode *CRISP-DM*, proses *modelling* menggunakan *FP-Growth Association Rule Mining* yang menghasilkan aturan pola kebiasaan belanja pelanggan dan menggunakan *lift ratio* untuk evaluasi dalam metode *Association Rule Mining* untuk menghasilkan aturan pola kebiasaan belanja pelanggan dalam meningkatkan status *delivery purchase order*.
2. Teknik perancangan yang digunakan menggunakan perancangan berbasis objek menggunakan UML (*Unified Modelling Language*). Pada perancangan interaksi sistem dengan aktor menggunakan *Use Case Diagram* dan *Scenario Use Case Diagram*.
3. Pada perancangan tampilan antar muka sistem (*User interface*).

4. Pada perancangan aplikasi dengan bahasa pemrograman PHP dan MySQL.

Hasil dan Pembahasan

Pemodelan penjualan yang diterapkan selama ini belum bisa dimaksimalkan dan data *delivery PO* (*purchase order*) pada data penjualan yang belum dapat dianalisa dengan baik membuat team *marketing* dan *sales* PT. iLogo Infralogy harus berlomba untuk menarik minat *customer* dengan menggunakan berbagai macam bentuk strategi pemasaran agar tidak kalah bersaing dan tetap konsisten dalam setiap pemasaran produknya, lihat Tabel 1.

Tabel 1: Transaksi

Tahun	2016	2017	2018	2019
Purchase Order	77	53	53	49

Untuk memudahkan perhitungan menggunakan algoritma fp-growth kode transaksi digantikan dengan TID001 dan seterusnya sampai dengan TID158, lihat Tabel 2.

Tabel 2: Jumlah Data Reduction

Tahun	PO Number Sebelum Selection	PO Number Sesudah Selection	PO Number Selection
2016	77	20	57
2017	53	45	8
2018	53	48	5
2019	49	45	4
Total	232	158	74

Dataset

Kita siapkan dataset nya dengan jumlah dataset transaksi 158 transaksi, lihat Tabel 3.

Tabel 3: Dataset Transaksi

No PO	Nama Produk
TID001	Checkpoint;; Dell Server;; Cisco
TID002	Cisco;; Fortinet
TID003	Cisco;; Ruckus
TID004	Cisco;; Aksesoris;; Storage
TID005	Sophos;; Backup
TID006	Aksesoris;; Kabel
TID007	Checkpoint;; Cisco
TID008	Cisco;; F5
.....	
TID158	APC;; Kabel

Support Count

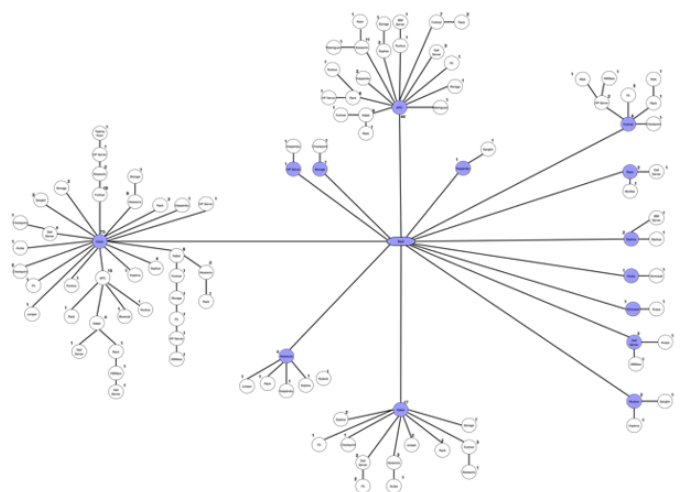
Sebelum ditentukan support count nya harus wawancara dan berdiskusi dengan manajemen untuk berapa aturan asosiasi yang dibutuhkan dan setelah itu manajemen membutuhkan 2 aturan asosiasi dengan kombinasi dari 4 produk. Maka ditentukan minimum support 5% dan confidence 50%. Support count disortir dari nilai terbesar hingga terkecil terdapat dalam Tabel 4.

FP-Tree

Setelah itemset disusun ulang berdasarkan F-List, dilakukan penelusuran dataset yang kedua yaitu membaca tiap transaksi diawali dengan membaca TID untuk membuat FP-Tree, lihat Gambar 4.

Tabel 4: Frequent Itemset Nilai Support

No	Itemset	Support Count	Support %
1	Cisco	73	= 73 / 158 = 46,203%
2	APC	59	= 59 / 158 = 37,342%
3	Kabel	39	= 39 / 158 = 24,684%
4	Fortinet	36	= 36 / 158 = 22,785%
5	Aksesoris	32	= 32 / 158 = 20,253%
6	Rack	21	= 21 / 158 = 13,291%
7	Dell Server	14	= 14 / 158 = 8,861%
8	Sophos	11	= 11 / 158 = 6,962%
9	F5	8	= 8 / 158 = 5,063%
10	Storage	8	= 8 / 158 = 5,063%



Gambar 4: FP-tree

Pembentukan Conditional Pattern Base

Pembangkitan Conditional Pattern Base dilakukan untuk menyimpan path menuju cabang-cabang FP-

Tree (suffix) dengan mencari support count terkecil sesuai dengan hasil pengurutan priority yang terkecil yang tampil pada Tabel 5.

Tabel 5: *Pembentukan Conditional Pattern Base*

Item	Conditional Pattern Base
Cisco	-
APC	{Cisco : 15}
Kabel	{Cisco : 9}, {Cisco, APC : 4}, {APC : 9}
Fortinet	{Cisco : 18}, {Cisco, Kabel : 1}, {APC, Kabel : 1}, {APC : 7}, {Kabel : 3}
Aksesoris	{Cisco, Fortinet : 2}, {Cisco : 8}, {Kabel, Fortinet : 1}, {Cisco, Kabel : 2}, {Kabel : 3}, {APC : 11}
Rack	{Cisco, Kabel, Aksesoris : 1}, {Cisco, APC, Kabel : 1}, {Cisco, APC : 1}, {Cisco : 2}, {Kabel : 2}, {APC, Fortinet : 2}, {APC, Kabel : 1}, {APC, Aksesoris : 1}, {APC : 6}, {Fortinet : 1}, {Aksesoris : 1}
Dst

Pembentukan Conditional FP-Tree Berdasarkan Tabel 5, diperoleh pembangkitan conditional pattern base di atas dari setiap item dengan minimum support 5% yang kemudian dibangkitkan dengan conditional FP-Tree yang tampil pada Tabel 6.

Tabel 6: *Pembentukan Conditional FP-Tree*

Item	Conditional FP-Tree
Cisco	-
APC	{Cisco : 15}
Kabel	{Cisco : 13}, {APC : 13}
Fortinet	{Cisco : 19}, {APC : 8}, {Kabel : 5}
Aksesoris	{Cisco : 12}, {APC : 11}, {Kabel : 6}
Rack	{APC : 12}, {Kabel : 5}, {Cisco : 3}, {Aksesoris : 3}, {Fortinet : 3}, {Cisco, APC : 2}
Dst

Frequent Itemset

Berdasarkan Tabel 6, selanjutnya melakukan pembangkitan frequent pattern dengan conditional FP-Tree yang tampil pada Tabel 7.

Tabel 7: *Frequent Pattern Generate*

Item	Frequent Pattern Generate
Cisco	-
APC	{APC, Cisco : 15}
Kabel	{Kabel, Cisco : 13}, {Kabel, APC : 13}
Fortinet	{Fortinet, Cisco : 19}, {Fortinet, APC : 8}
Aksesoris	{Aksesoris, Cisco : 12}, {Aksesoris, APC : 11}
Rack	{Rack, APC : 12}

Mencari Support dan Confidence

Setelah didapatkan frequent pattern, selanjutnya adalah membuat rule dengan cara menghitung confidence-nya. Hanya kombinasi yang lebih besar samanya dengan minimum confidence yang akan diambil atau strong association rule-nya saja. Adapun rumus menghitung confidence seperti yang ditampilkan pada persamaan 3.

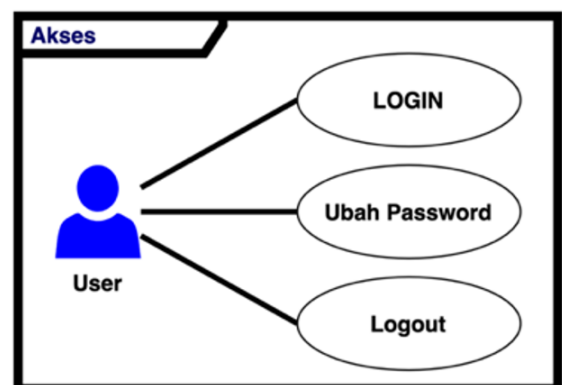
$$ConfidenceP(B|A) = \frac{TotalTransaksiMengandungAdanB}{TransaksiMengandungA} \quad (3)$$

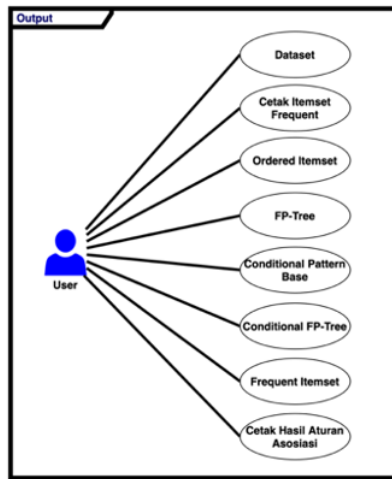
Menentukan support dan minimum confidence, minimum support diperoleh dari penelitian sebelumnya yang didefinisikan oleh penulis sebelumnya oleh [1] "nilai minimum support ditetapkan sebesar 5% dan nilai minimum confidence ditetapkan sebesar 50%", maka yang termasuk strong association rule adalah Cisco, Fortinet, APC, Rack, yang artinya seorang customer yang membeli produk Cisco mempunyai kemungkinan 52,778% untuk membeli produk Fortinet, aturan ini cukup signifikan karena mewakili 12,025% dari keseluruhan transaksi purchase order selama ini. Tabel 8 hasil perhitungan support dan confidence berdasarkan rumus diatas.

Tabel 8: *Perhitungan Support dan Confidence*

Itemset	Support	Confidence
Jika customer membeli Fortinet maka akan membeli Cisco.	19/158 = 12,025%	19/36 = 52,778%
Jika customer membeli Rack maka akan membeli APC.	12/158 = 7,594%	12/21 = 57,143%

Use Case Diagram Use Case Diagram merupakan salah satu jenis Unified Modeling Language (UML) yang menggambarkan interaksi antara sistem dan aktor. Berikut merupakan use case diagram dalam penelitian dapat dilihat pada Gambar 5 sampai dengan Gambar 6.

Gambar 5: *Use Case Diagram Akses*



Gambar 6: *Use Case Diagram Output*

Rancangan Tampilan Antar Muka

Pada penelitian ini tahapan rancangan desain sistem dengan membuat rancangan desain sistem sebagai berikut:

Halaman Login

Rancangan tampilan halaman login merupakan tampilan menu pertama aplikasi, pada halaman ini terdapat beberapa menu seperti yang dapat dilihat pada Gambar 7, yaitu:

1. Input username Input username merupakan kotak kosong untuk menginput username agar dapat masuk ke sistem.
2. Input password Input password merupakan kotak kosong untuk menginput password agar dapat masuk ke sistem.
3. Tombol login Tombol login merupakan tombol untuk memproses username dan password yang telah diinput, jika benar maka user dapat masuk ke sistem namun jika salah maka user diharapkan menginput ulang username atau password yang benar.

The screenshot shows a web browser window with the URL `http://localhost:8080/tesis2/index.php?m=login`. The page has a navigation bar with links: Data, FPG, Apriori, Hasil, Password, Logout. The main content area is titled "Login" and contains three input fields: "Username", "Password", and a "Masuk" button. The footer includes "Copyright © 2022 by Muhammad Azhar Prabokusumo" and "Updated 10 June 2022".

Gambar 7: Tampilan Rancangan Halaman *Login*

Halaman FPG

Rancangan tampilan halaman fpg dan apriori merupakan tampilan menu yang memiliki fitur analisa antara jumlah persentase minimum support, jumlah persentase minimum confidence seperti yang dapat dilihat pada Gambar 8.

The screenshot shows a web browser window with the URL `http://localhost:8080/tesis2/index.php?m=login`. The page has a navigation bar with links: Data, FPG, Apriori, Hasil, Password, Logout. The main content area is titled "Perhitungan FP-Growth" and contains two input fields: "*Minimal Support(%)" and "*Minimal Confidence(%)", followed by a "Hitung" button. The footer includes "Copyright © 2022 by Muhammad Azhar Prabokusumo" and "Updated 10 June 2022".

Gambar 8: Tampilan Rancangan Halaman *FPG*

Halaman Hasil

Rancangan tampilan halaman hasil merupakan tampilan menu yang memiliki fitur analisa yang membandingkan kedua algoritma yaitu fp-growth dan apriori antara jumlah persentase minimum support, jumlah persentase minimum confidence berikut lift ratio nya seperti yang dapat dilihat pada Gambar 9.

The screenshot shows a web browser window with the URL `http://localhost:8080/tesis2/index.php?m=login`. The page has a navigation bar with links: Data, FPG, Apriori, Hasil, Password, Logout. The main content area is titled "Hasil Asosiasi" and displays two tables side-by-side, one for "Hasil FPG" and one for "Hasil Apriori". Each table shows summary statistics (Jumlah Data, Waktu Eksekusi, Memory Digunakan, Min. Support, Min. Confidence) and a table of association rules with columns: No, Rule, Support, Confident, Lift Ratio.

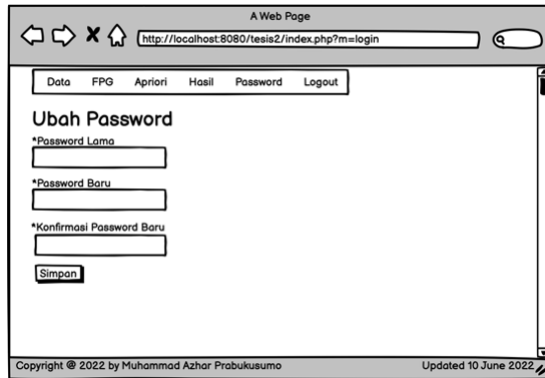
No	Rule	Support	Confident	Lift Ratio
1	A dan B	5%	50%	1.5
1	B dan C	5%	50%	1.2

The footer includes "Copyright © 2022 by Muhammad Azhar Prabokusumo" and "Updated 10 June 2022".

Gambar 9: Tampilan Rancangan Halaman *Hasil*

Halaman Ubah Password

Rancangan tampilan halaman password dan logout merupakan tampilan menu yang memiliki fitur ubah password user yang tersimpan di dalam database dan logout memiliki fitur untuk keluar dari sistem seperti yang dapat dilihat pada Gambar 10.



Gambar 10: Tampilan Rancangan Halaman *Ubah Password*

Aplikasi berbasis Web

Halaman menu beranda ini adalah halaman utama pada sistem yang dapat masuk ke halaman lain seperti data transaksi, analisa, ubah password dan logout

Halaman Utama

Rancangan tampilan halaman utama merupakan tampilan utama, diantaranya ucapan “Selamat Datang” dan menuju fitur lainnya seperti yang dapat dilihat pada Gambar 11.

Halaman Hasil

Rancangan tampilan halaman hasil merupakan tampilan menu yang memiliki fitur analisa yang membandingkan kedua algoritma yaitu fp-growth dan apriori antara jumlah persentase minimum support, jumlah persentase minimum confidence berikut lift ratio nya seperti yang dapat dilihat pada Gambar 12.

Selamat Datang

Pemodelan Pola Belanja Pelanggan Produk Infrastruktur dan Security menggunakan Algoritma FP-Growth

Gambar 11: Tampilan Rancangan Halaman Utama

Hasil Asosiasi

Hasil PFG

Jumlah Data	158
Waktu Eksekusi	0.057885885238647 detik
Memory Digunakan	817.1796875 kilo byte
Min. Support	5 %
Min. Confidence	50 %

Show

10

entries

Search:

No	Rule	Support	Confident	Lift Ratio
1	rack => apc	7.59%	57.14%	1.53
2	fortinet => cisco	12.03%	52.78%	1.14

Showing 1 to 2 of 2 entries

Previous

1

Next

Hasil Apriori

Jumlah Data	158
Waktu Eksekusi	0.044994115829468 detik
Memory Digunakan	662.046875 kilo byte
Min. Support	5 %
Min. Confidence	50 %

Show

10

entries

Search:

No	Rule	Support	Confident	Lift Ratio
1	rack => apc	7.59%	57.14%	1.53
2	fortinet => cisco	12.03%	52.78%	1.14

Showing 1 to 2 of 2 entries

Previous

1

Next

Copyright © 2022 by Muhammad Azhar Prabukusumo

Gambar 12: Tampilan Rancangan Halaman Hasil

Pengujian Kualitas Prototipe Data Mining

Dalam sesi pengembangan prototipe informasi data mining yang diimplementasikan pada PT. iLogo Infralogy sehingga pengujian terhadap tingkatan mutu prototipe ini diuji dengan memakai pengujian McCall bagaikan penjaminan mutu dalam tiap sesi daur hidup fitur lunak seperti yang didefinisikan oleh penulis lain “Suatu proyek perangkat lunak harus memiliki performa yang baik, seperti pada tahap perencanaan sistem, perancangan sistem, kehandalan, software reuse, dan perawatan perangkat lunak.” [12].

Pengujian mutu prototipe informasi mining dicoba dengan memberikan kuesioner kepada 3 kelompok pengguna, ialah Produk Marketing, Digital Marketing dan Finance. Pengujian cuma dicoba buat kelompok user pada tingkat staff. Oleh sebab itu, riset ini bertujuan untuk melaksanakan analisis terhadap prototipe informasi mining sehingga memperoleh hasil tentang keadaan penjaminan mutu perangkat lunak sesuai dengan kebutuhan user serta diterima oleh pengguna. Adapun hasil dari pengujian mutu prototipe informasi mining ditampilkan pada Tabel 9 sampai dengan Tabel 11.

Tabel 9: Hasil Perhitungan Uji Kualitas *Prototipe Data Mining*

No	Faktor	Bobot Faktor	Kode	Bobot Kriteria	1	2	3	4	5	Rata2	Nilai
1	Ketepatan (Correctness)	3	P01	0,3	8	8	8	8	8	8	2,4
			P02	0,3	8	8	8	8	8	8	2,4
			P03	0,4	9	9	9	9	9	9	3,6
			TOTAL								8,4
2	Kemudahan (Reliability)	2	P06	0,4	8	8	8	8	8	8	3,2
			P07	0,3	8	8	8	8	8	8	2,4
			P08	0,3	9	9	9	9	9	9	2,7
			TOTAL								8,3
3	Efisiensi (Efficiency)	2	P11	0,3	8	8	8	8	8	8	2,4
			P12	0,3	8	8	8	8	8	8	2,4
			P13	0,3	9	9	9	9	9	9	2,7
			TOTAL								7,5
4	Kegunaan (Usability)	2	P15	0,4	10	10	10	10	10	10	4
			P16	0,4	10	10	10	10	10	10	4
			TOTAL								8
			TOTAL								8
5	Pendiharaan (Maintainability)	1	P17	0,3	8	8	8	8	8	8	2,4
			P18	0,3	8	8	8	8	8	8	2,4
			TOTAL								2,4
			TOTAL								2,4

Tabel 10: Presentase Nilai

%Jumlah Skor	Kriteria
0 - 20%	Sangat Tidak Baik
21% - 40%	Kurang Baik
41% - 60%	Cukup
61% - 80%	Baik
81% - 100%	Sangat Baik

Correctness

$$\begin{aligned}
 &= w1c1 + w2c2 + w3 \\
 &= (0,3*8) + (0,3*8) + (0,4*9) \\
 &= 2,4 + 2,4 + 3,6 = 8,4
 \end{aligned}$$

Reliability

$$\begin{aligned}
 &= w1c1 + w2c2 + w3 \\
 &= (0,4*8) + (0,3*8) + (0,4*9) \\
 &= 3,2 + 2,4 + 2,7
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= 8,3 \\
\text{Efficiency} \\
&= w1c1 + w2c2 + w3 \\
&= (0,3*8) + (0,3*8) + (0,3*9) \\
&= 2,4 + 2,4 + 2,7 \\
&= 7,5 \\
\text{Usability} \\
&= w1c1 + w2c2 + w3 \\
&= (0,4*10) + (0,4*10) \\
&= 4 + 4 \\
&= 8 \\
\text{Maintainability} \\
&= w1c1 + w2c2 + w3 \\
&= (0,3*8) + (0,3*8) \\
&= 2,4 + 2,4 \\
&= 4,8 \\
\text{Perhitungan Total Kualitas :} \\
\text{Total} &= wf1*Fa1 + wf2*Fa2 + \dots + wfn*Fan \\
&= (3*8,4) + (2*8,3) + (2*7,5) + (2*8) + (1*4,8) \\
&= 25,2 + 16,6 + 15 + 16 + 4,8 \\
&= 77,6 * 100\% \\
&= 77,6\% \text{ (Baik)}
\end{aligned}$$

Tabel 11: Presentase Nilai Akhir

Faktor	Kriteria
Ketepatan (<i>Correctness</i>)	56% (Cukup)
Kehandalan (<i>Reliability</i>)	55% (Cukup)
Efisiensi (<i>Efficiency</i>)	50% (Cukup)
Kegunaan (<i>Usability</i>)	80% (Baik)
Pemeliharaan (<i>Maintainability</i>)	48% (Cukup)
Total Nilai Seluruh Faktor	77,6 (Baik)

Jumlah faktor kualitas perangkat lunak sangat menentukan nilai seluruh faktor dan presentase nilai akhir [13]. Pada aspek correctness didapatkan nilai 56% yang melaporkan bahwa sistem menghasilkan nilai ketepatan yang diterima sesuai dengan kebutuhan, setelah itu pada aspek reliability didapatkan nilai 55% yang melaporkan jika sistem menyediakan kemudahan dan cocok dengan kebutuhan, setelah itu pada aspek efficiency didapatkan nilai 50% yang melaporkan kalau efisiensi sistem diterima sesuai dengan kebutuhan, setelah itu pada aspek usability didapatkan nilai 80% yang melaporkan kalau manfaat sistem diterima sesuai kebutuhan dengan baik, serta pada aspek maintainability didapatkan nilai 48% yang melaporkan kalau pemeliharaan sistem diterima cocok kebutuhan dengan baik. Dari total hasil pengujian mutu prototipe didapatkan nilai 77,6% yang menyatakan prototipe sistem yang dibuat sesuai kebutuhan user dengan predikat baik

Penutup

Berdasarkan rumusan masalah, tujuan penelitian dan hipotesis maka dapat disimpulkan sebagai berikut bagaimana data transaksi tidak hanya sebagai arsip penyimpanan laporan saja akan tetapi

bisa menjadi informasi yang bermanfaat bagi manajemen untuk mengetahui produk mana yang paling disukai pelanggan. Tujuan dari pemodelan dengan algoritma fp-growth ini yaitu:

1. Penerapan algoritma fp-growth untuk menghasilkan list produk dengan kombinasi item barang yang paling laku yaitu menghasilkan aturan asosiasi dari kombinasi itemset dengan jumlah minimum support sebesar 5% dan minimum confidence sebesar 50% menghasilkan 2 pola (rules) terbaik yaitu satu aturan asosiasi dengan kombinasi produk item Fortinet, Cisco dengan nilai support 12,025% nilai confidence 52,778% dan nilai lift ratio 1,14 dan yang kedua aturan asosiasi dengan kombinasi Rack, APC dengan nilai support 7,594% nilai confidence 57,143% dan nilai lift ratio 1,53 yang artinya kedua aturan asosiasi mempunyai lift ratio > 1, valid dan benar dibeli secara bersamaan sehingga PT. iLogo Infralogy dapat mengetahui kebiasaan pelanggan terhadap itemset yang memperoleh nilai support dan confidence tingkat tinggi dan membantu pihak manajemen terutama yang berkaitan dengan perumusan atau pembuatan strategi marketing dan sales dalam menjalankan program promo atau diskon yang lebih baik.
2. Menguji sistem data mining untuk asosiasi pola belanja pelanggan produk infrastruktur dan security menggunakan metode black box dengan pendekatan metode McCall menyatakan bahwa sistem dapat memenuhi kebutuhan user dengan nilai sebesar 77,6 % (Baik).

Saran untuk pengembangan lebih lanjut adalah : dari market basket analisis pola belanja pelanggan dengan metode FP-Growth untuk penjualan produk infrastruktur yaitu dengan pengembangan sistem terhadap bahasa yang lebih mudah dimengerti sehingga membantu user dalam menerima informasi yang dihasilkan serta penelitian ini dapat dikembangkan dengan metode lain seperti metode Fuzzy C-Covering dan ECLAT dan masih banyak metode lainnya.

Daftar Pustaka

- [1] M. Mariko, Kusriani, dan Sudarmawan, "Perbandingan Algoritma Apriori Dan Algoritma Fp-Growth Untuk Rekomendasi Item Paket Pada Konten Promosi", EXPLORE, vol. 11, no. 2, 2021.
- [2] .[D. Melati dan T. S. Wahyuni, "Association Rule dalam Menentukan Cross-Selling Produk Menggunakan Algoritma Fp-Growth", VoteTEKNIKA J. Vocat. Tek. Elektron. dan Inform., vol. 7, no. 4, hal. 102–111, 2020

- [3] F. Z. Ghassani, A. Jamaludin, dan A. S. Y. Irawan, "Market basket analysis using the fp-growth algorithm to determine cross-selling", *J. Inform. Polinema*, vol. 7, no. 4 SE-Articles, Agu 2021, doi: 10.33795/jip.v7i4.508.
- [4] P. Chapman, "Cris. 1.0 Step-by-step data Min. Guide)", *JC* (2000), 2000.
- [5] E. T. L. Kusrini dan E. Taufiq, "Algoritma data mining", Yogyakarta Andi Offset, 2009.
- [6] J. Han, M. Kamber, dan J. Pei, "Data mining: concepts and techniques third edition", Morgan Kaufman, 2011.
- [7] Y. A. Ünvan, "Market basket analysis with association rules", *Commun. Stat. - Theory Methods*, vol. 50, no. 7, hal. 1615–1628, 2021.
- [8] T. Pradana, "Penggalian kaidah multilevel association rule dari data mart swalayan asgap", *Jurnal Spirit*, vol. 7, no. 2, 2015.
- [9] J. Han, J. Pei, dan M. Kamber, "Data mining: concepts and techniques", Elsevier, 2011.
- [10] M. Fauzy dan I. Asror, "Penerapan metode association rule menggunakan algoritma apriori pada simulasi prediksi hujan wilayah kota Bandung", *J. Ilm. Teknol. Infomasi Terap.*, vol. 2, no. 3, 2016.
- [11] B. Beizer, "Black-box testing: techniques for functional testing of software and systems", John Wiley & Sons, Inc., 1995.
- [12] A. Hidayati, E. Oktariza, F. Rosmaningsih, dan S. A. Lathifah, "Analisa kualitas perangkat lunak sistem informasi akademik menggunakan Mccall", *J. Multinetics*, vol. 3, no. 1, hal. 47–51, 2017
- [13] E. Susanti, "Penilaian kualitas usability e-learning menggunakan metode Mccall (studi kasus: STMIK Amikom Yogyakarta)", *TEKINFO-J. Ilm. Tek. Ind. dan Inf*, vol. 5, no. 2, hal. 65–93, 2017.