

Penentuan Pola Penjualan Media Edukasi dengan Menggunakan Metode Algoritme Apriori dan FP-Growth

Rizal Rachman

Universitas Adhirajasa Reswara Sanjaya
e-mail: rizalkhaizuran@gmail.com

Abstrak — Cerdas-Sehat *Online Shop* adalah toko *online* yang menjual produk dari PT. Tigaraksa bertujuan memasarkan media edukasi. Semua penjualannya bertujuan untuk meningkatkan kecerdasan potensi anak dengan ilmu pengetahuan dan keahliannya serta belajar lebih menyenangkan melalui buku-buku yang dapat mengeluarkan suara dan bisa bernyanyi. Selama ini Cerdas-Sehat *Online Shop* telah melayani sekian banyak transaksi pesanan produk-produk media edukasi. Semua data aktifitas transaksi disimpan dalam sistem *database* dengan menggunakan sistem aplikasi berbasis *web*. Datanya banyak yang belum bisa menemukan tentang *trend* produk apa aja yang sekarang naik atau turun. Hal tersebut disebabkan karena kurangnya pengetahuan dalam menganalisa produk yang sering laku dalam waktu bersamaan atau dalam satu transaksi dari para pelanggan. Salah satu strategi penjualan yang dapat dilakukan menggunakan disiplin ilmu *data mining* untuk memperoleh informasi paket penjualan dari data yang banyak dalam waktu cepat. Penyusunan pola pembelian barang yang biasa digunakan dalam *data mining* dengan algoritme *association rule*, algoritme yang digunakan menggunakan Apriori dan FP-Growth. Algoritme Apriori menghasilkan 5 pola aturan asosiasi *minimum support* sebesar 10% dan *minimum confidence* sebesar 50% menghasilkan nilai *confidence* tertinggi yaitu 100% , sedangkan algoritme FP- Growth menghasilkan 5 pola aturan asosiasi dengan *minimum support count* 2 menghasilkan nilai *support count* tertinggi yaitu 8. Dengan menggunakan 2 atribut yaitu no.order dan kode produk dapat menemukan kecenderungan pola kombinasi antar *itemset* sehingga dapat dijadikan informasi yang sangat penting dalam pengambilan keputusan yang berguna untuk mempersiapkan jenis stok barang apa yang diperlukan kedepannya bagi penjualan di Cerdas-Sehat *Online Shop*.

Kata Kunci—Penjualan, *Data Mining*, *Association Rule*, Apriori, dan FP-Growth

Abstract - Cerdas-Sehat *Online Shop* is an online shop that sells products from PT. Tigaraksa aims to market educational media. All sales are aimed at increasing the potential intelligence of children with knowledge and expertise and learning more fun through books that can make a sound and can sing. So far, Smart-Sehat *Online Shop* has served many orders for educational media products. All transaction activity data is stored in a database system using a web-based application system. Many data have not been able to find out which product trends are currently up or down. This is due to a lack of knowledge in analyzing products that often sell well at the same time or in one transaction from customers. One sales strategy that can be done is using data mining disciplines to obtain information on sales packages from large amounts of data in a short time. The arrangement of purchasing patterns for goods commonly used in data mining is the association rule algorithm, the algorithm used is Apriori and FP-Growth. Algoritme Apriori produces 5 patterns of association rules with a minimum support of 10% and a minimum confidence of 50% resulting in the highest confidence value of 100%, while the FP-Growth algorithm produces 5 patterns of association rules with a minimum support count 2 resulting in the highest support count value of 8. With using 2 attributes, namely the order number and the product code, can find the trend of the combination pattern between *itemset* so that it can be used as very important information in making decisions that are useful for preparing what types of stock items are needed in the future for sales in Smart-Healthy *Online Shop*.

Keywords — Sales, *Data Mining*, *Association Rule*, Apriori, and FP-Growth

PENDAHULUAN

Cerdas-sehat *online shop* adalah toko online yang menjual produk dari PT. Tigaraksa Tbk. yang mempunyai tujuan menjual media edukasi *Smart Family*. Selama proses penjualan hanya mengikuti dari kantor pusat dan cenderung tidak berani menyediakan dan menjual barang secara mandiri, karena tidak tahu cara untuk memperkirakan trend

produk yang laku dipasaran. Maka dari dibutuhkan aturan-aturan yang dapat membantu dalam pengambilan keputusan yang berhubungan dengan persediaan dan penjualan barang. Salah satu strategi penjualan yang dapat dilakukan yaitu penggunaan disiplin ilmu data mining untuk menganalisa data supaya memperoleh informasi data yang banyak dalam waktu cepat (Zurada, 2019). Tipe *data mining* yang cocok dalam penentuan banyaknya produk yang

sering terjual secara bersamaan dalam satu transaksi yaitu *association rule* (Yanson, 2016). Algoritme *association rule* yang banyak digunakan adalah algoritme Apriori dan FP-Growth (Faisal, 2018).

Data *mining* mewakili seluruh teknologi yang berawal dari banyak disiplin ilmu seperti matematika, statistik, ilmu komputer, fisika, teknik, biologi, dan lain-lain, serta beragam aplikasi yang berbeda seperti pada bidang bisnis, kesehatan, *sains*, dan teknik, dan lain-lain. Pada dasarnya, data *mining* dapat dilihat sebagai ilmu yang dapat mengelola *dataset* untuk memberikan informasi yang bermanfaat yang sebelumnya tidak diketahui c.

Aturan asosiasi benar-benar tidak berbeda dari aturan klasifikasi kecuali bahwa dapat memprediksi atribut apa pun, tidak hanya kelas dan ini memberi kebebasan untuk memprediksi kombinasi atribut. Aturan asosiasi tidak dimaksudkan untuk digunakan bersama sebagai satu *dataset*, sebagaimana aturan klasifikasi. Aturan asosiasi yang berbeda menyatakan keteraturan yang berbeda yang mendasari *dataset* dan umumnya memprediksi hal yang berbeda. Karena begitu banyak aturan asosiasi yang berbeda dapat diturunkan bahkan dari *dataset* kecil. Bunga dibatasi untuk yang berlaku untuk jumlah yang cukup besar dan memiliki akurasi yang cukup tinggi pada yang diterapkan. Cakupan aturan asosiasi adalah jumlah keadaan yang diprediksinya dengan benar ini sering disebut dukungan. Keakuratannya sering disebut kepercayaan diri adalah jumlah yang diprediksi dengan benar dinyatakan sebagai proporsi dari semua yang berlaku (Witten, Frank, & Hall, 2019).

Algoritme Apriori untuk menemukan semua *itemset* yang memiliki dukungan tidak kurang dari beberapa menit. Dukungan untuk *itemset* adalah *rasio* jumlah transaksi yang mengandung *itemset* dengan jumlah total transaksi. *Itemset* yang memenuhi batasan dukungan *minimum* disebut *frequent itemset*. Apriori dikarakteristikan sebagai algoritme pencarian lengkap level bijaksana (pencarian luas pertamanya) menggunakan properti anti *monotonisitas itemset*: "Jika suatu *itemset* tidak sering, supersetnya tidak pernah sering," yang juga disebut properti penutupan ke bawah. Algoritme membuat beberapa melewati data. Pada posisi pertama, dukungan *itemset* individual dihitung dan *itemset* yang sering ditentukan. Dalam setiap operan berikutnya, seperangkat *itemset* yang ditemukan sering pada posisi sebelumnya digunakan untuk menghasilkan *itemset* baru yang berpotensi yang disebut kandidat *itemset* dan dukungan aktualnya dihitung selama posisi data bagian atas. Pada akhir posisi batasan dukungan *minimum* yang sudah memenuhi akan dikumpulkan yaitu *itemset* yang sering ditentukan dan menjadi awal untuk posisi berikutnya. Proses ini diulangi hingga tidak ada *itemset* baru yang sering ditemukan c

Algoritme FP-Growth menyediakan cara alternatif untuk menghitung *itemset* yang sering dilakukan dengan meringkas catatan transaksi menggunakan

struktur data grafik khusus yang disebut FP-Tree. FP-Tree dapat dianggap sebagai transformasi *dataset* ke dalam format grafik. Pendekatan yang menghasilkan dan menguji digunakan dalam algoritme Apriori, FP-Growth pertama-tama menghasilkan FP-Tree dan menggunakan pohon yang sering muncul untuk menghasilkan *itemset* yang sering. Efisiensi dari algoritme FP-Growth tergantung pada seberapa banyak pengurangan yang dapat dicapai dalam menghasilkan FP-Tree (Chauhan & Kaur, 2017).

Penjualan merupakan aktifitas pemindahan kepemilikan atas barang atau jasa yang tersedia untuk dijual kepada konsumen. Hal yang sangat penting dalam menentukan sukses tidaknya penjualan sehingga diperlukan suatu strategi yang terencana dalam menempatkan penjualan dalam suatu wilayah. Tujuan utamanya adalah agar benar-benar dapat berhasil menguasai pasar wilayah. Kesalahan dalam menempatkan penjualan dan pembagian wilayah kerjanya akan berdampak pada pembengkakan *cost per sales* dan efektifitas kerja harian *sales* yang akhirnya berdampak pada penyebaran dan penjualan produk yang dipasarkan (Bee, 2015).

(Harianto & Eddy, 2016) dengan metode Apriori dan FP-Growth mengambil objek Retail online transaksi data penjualan pada tahun 2011 menghasilkan Algoritme Apriori menghasilkan 39% sedangkan algoritme FP-Growth menghasilkan 61% Artinya algoritme Apriori membutuhkan waktu yang lebih sedikit untuk menampilkan hasil rules sedangkan FP-Growth membutuhkan waktu yang lebih lama 0.0226 detik dibandingkan algoritme Apriori.

(Henando, 2019) menggunakan algoritme Apriori dan FP-Growth mengambil objek penjualan laptop berbasis website di Indocomputer Payakumbuh menghasilkan algoritme Apriori dan FP-Growth bisa menghasilkan informasi eksekutif dan sistem digunakan untuk mengilustrasikan proses yang berkaitan dan penentuan merk Laptop yang laku di pasaran, hasil nilai *support* 70% dan nilai *confidence* yang cukup tinggi sebesar 70%, bisa dimanfaatkan dalam pengambilan keputusan.

(Putra & Habibi, 2019) menggunakan algoritme Apriori dan FP-Growth mengambil objek data transaksi penjualan online di rumah warna menghasilkan Hasil kombinasi antar item dari perhitungan algoritma Apriori dan FP-Growth yang memiliki nilai *support* dan *confidence* paling besar yaitu *support* 43% dan *confidence* 74%. Dengan *minimum support* 10% dan *minimum confidence* 50% menghasilkan 6 aturan asosiasi pada algoritma Apriori dan FP-Growth.

(Anggraeni, Iha, Erawati, & Khairunnas, 2019) mengambil objek PT. Panca Putra Solusindo Jakarta berbasis website pada Januari sampai Desember 2016 dengan metode algoritme Apriori dan FP-Growth menghasilkan Nilai kepercayaan sebuah produk pada Algoritme Apriori bernilai 92% dan dapat mengetahui yang dijual suatu waktu, dan algoritme FP-Growth menghasilkan beberapa aturan yang

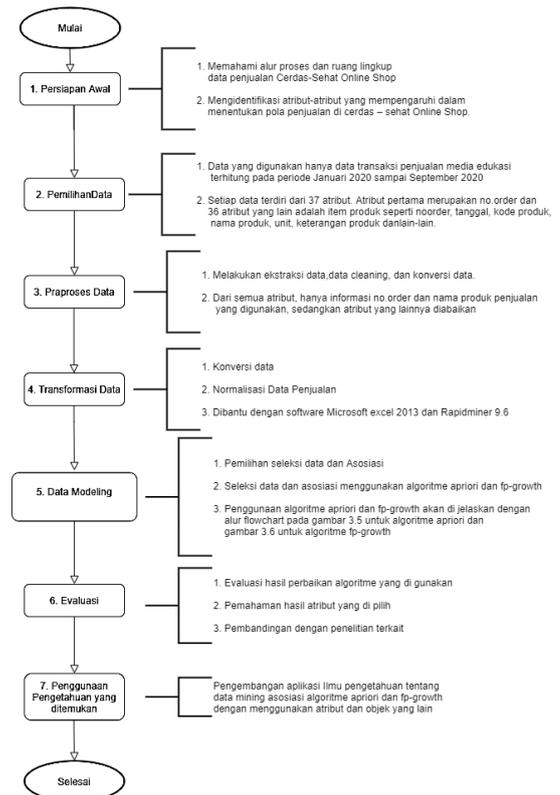
memiliki nilai paling banyak, dan untuk mengetahui di masa depan dalam perencanaan strategi penjualan. (Chailes, Hermawan, & Kurnaedi, 2020) mengambil objek Mukara Online shop di Tangerang menghasilkan transaksi dengan *minimal support* 0,2 atau 20% dan *minimal confidence* 0,1 atau 10% adalah produk Mie Telur dengan Kecap, produk Kecap dengan Bihun, produk Bihun dengan Kecap. Kesimpulan nya Jadi, Jika pembeli membeli Mie Telur, maka kemungkinan 81.5% untuk membeli Kecap. Jika pembeli membeli produk Kecap, maka kemungkinan 82.6% untuk membeli Bihun. Jika pembeli membeli produk Bihun, maka kemungkinan 92.7% untuk membeli Kecap. (Junianto & Rachman, 2020) mengambil objek media edukasi Oisha *SmartKids* menghasilkan nilai minimum support 25%, nilai minimum confidence 90% dan pola kombinasi produk dan rules sebesar 100%. Selanjutnya dilengkapi dengan algoritma FP-tree menghasilkan 10 produk best seller melalui tahap filterisasi dan menemukan pola kombinasi produk.

METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan dengan proses data mining KDD (*Knowledge Discovery In Databases*) menggunakan aturan-aturan algoritme Apriori dan FP-Growth pada *dataset* yaitu data transaksi penjualan pada Cerdas-Sehat *Online Shop*. Berikut tahapan-tahapan proses data mining menggunakan KDD (*Knowledge Discovery In Databases*) yaitu :

1. Persiapan awal
Melakukan studi pustaka mengenai hal-hal yang terkait permasalahan data penjualan di online shop.
2. Pemilihan data
Data transaksi penjualan sebanyak 498 transaksi selama 9 bulan yaitu bulan januari-september 2020.
3. Praproses data
Meliputi pembersihan data dari 37 atribut menjadi 2 atribut yaitu no.order dan nama produk.
4. Transformasi data
Konversi representasi data sehingga sesuai dengan spesifikasi format data dibantu dengan Microsoft Excel.
5. Data Modeling
Menggunakan asosiasi algoritme Apriori dan FP-Growth
6. Evaluasi
Dibandingkan dengan aplikasi Rapidminer 9.6
7. Penggunaan pengetahuan
Membrikan solusi dan kontribusi kepada Cerdas-Sehat *Online Shop*.

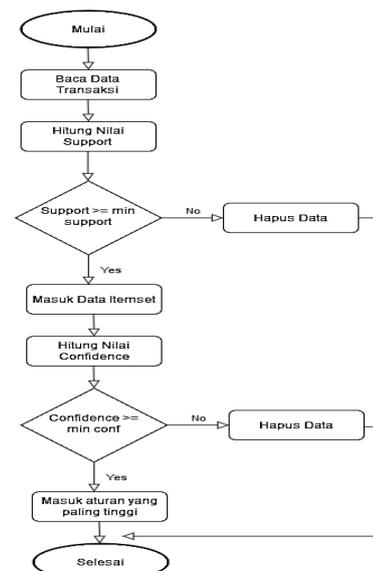
Selanjutnya ditunjukkan dalam gambar 1. Tahapan penelitian.



Sumber (Hasil Penelitian)

Gambar 1.
Tahapan Penelitian

Penentuan algoritme Apriori ditentukan kombinasi *itemset* yang memenuhi syarat *minimum support* dan *confidence* pada seluruh transaksi. Ditunjukkan pada gambar 2.

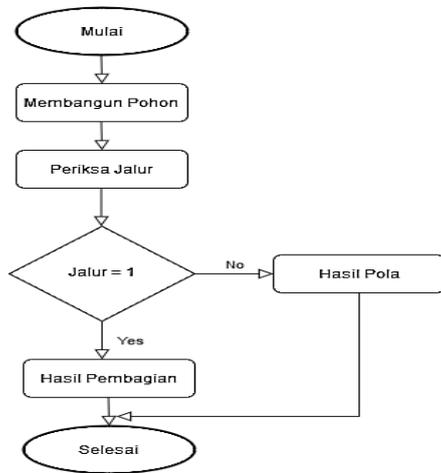


Sumber (Hasil Penelitian)

Gambar 2.
Tahapan algoritme Apriori

Penentuan algoritme FP-Growth menemukan *frequent itemset* yang sering muncul. Berikut

flowchart algoritme FP-Growth ditunjukkan pada gambar 3.



Sumber (Hasil Penelitian)
Gambar 3.
Tahapan algoritme FP-Growth

HASIL DAN PEMBAHASAN

Persiapan Awal

Hasil observasi dan wawancara di lapangan selama 3 bulan di Cerdas-Sehat *Online Shop*, maka peneliti memberikan analisa bahwa data penjualan selama ini tidak tersusun dengan baik sehingga data penjualan selama ini tidak dimanfaatkan dengan baik oleh perusahaan. Data tersebut hanya disimpan sebagai arsip atau pembukuan perusahaan dan tidak diketahui apa manfaat dari data-data yang ada tersebut.

Pemilihan Data

Data penjualan yang dipilih merupakan data penjualan media edukasi Cerdas-Sehat *Online Shop* dimulai pada 1 Januari 2020 sampai 30 September 2020. Berikut ini merupakan daftar data penjualan yang akan diteliti hanya 7 atribut yang ditampilkan pada tabel 1.

Tabel 1
Data Transaksi Penjualan
Periode Januari - September 2020

| No | Nama Produk | Unit | Harga |
|----|-------------------------|------|-----------|
| 1 | Mushaf Maqamat For Kids | 7 | 1,799,000 |
| 2 | Hafizah Junior | 3 | 700,000 |
| 3 | Widya Wiyata Pratama | 12 | 1,000,000 |
| 4 | Widya Wiyata Pratama | 12 | 1,000,000 |
| 5 | Smart Pressure Cooker | 7 | 1,970,000 |
| 6 | Hafizah Junior | 3 | 700,000 |
| 7 | Widya Wiyata Pratama | 12 | 1,000,000 |

| No | Nama Produk | Unit | Harga |
|-----|----------------------|------|-----------|
| 8 | Widya Wiyata Pratama | 12 | 1,000,000 |
| 9 | Smart Hafiz versi 2 | 8 | 2,374,000 |
| 10 | Smart Hafiz versi 2 | 8 | 2,374,000 |
| 11 | Smart Hafiz versi 2 | 8 | 2,374,000 |
| 12 | Smart Hafiz versi 2 | 8 | 2,474,000 |
| 13 | Hafizah Junior | 3 | 750,000 |
| 14 | Smart Hafiz versi 2 | 8 | 2,299,000 |
| 15 | Smart Hafiz versi 2 | 8 | 2,299,000 |
| 16 | Smart Hafiz versi 2 | 8 | 2,299,000 |
| 17 | Smart Hafiz versi 2 | 8 | 2,299,000 |
| 18 | Smart Blender | 5 | 1,280,000 |
| 19 | Smart Hafiz versi 2 | 8 | 2,299,000 |
| 20 | Alhafiz + Pen | 5 | 1,300,000 |
| ... | ... | ... | ... |
| 490 | Food Processor | 8 | 2,180,000 |
| 491 | Smart Hafiz versi 2 | 8 | 2,299,000 |
| 492 | Smart Hafiz versi 2 | 8 | 2,299,000 |
| 493 | Hafizah Junior | 3 | 750,000 |
| 494 | Savra Towel | 1 | 149,900 |
| 495 | Savra Towel | 1 | 149,900 |
| 496 | Super Hafiz | 5 | 400,000 |
| 497 | Super Hafiz | 5 | 400,000 |
| 498 | Bumbu Javara | 1 | 66,000 |

Sumber : Data Penjualan Cerdas-Sehat *Online Shop*

Praproses Data

Tahap dalam menganalisa data dengan algoritme Apriori dan FP-Growth pada data penjualan dimulai dengan menyeleksi dan membersihkan data-data yang akan dianalisis, kemudian dicari semua jenis *itemset* produk yang ada didalam transaksi penjualan. Selanjutnya dicari jumlah setiap *itemset* yang ada pada transaksi penjualan. Pada tabel 2 merupakan data penjualan yang sudah diberi kode produk agar memudahkan dalam menghitung.

Tabel 4.2
Data Kode Produk

| No | Nama Produk | Kode Produk |
|-----|----------------------|-------------|
| 1 | Alhafiz + Pen | AR1 |
| 2 | Baby Rattle | AR2 |
| 3 | Black Luxury | AR3 |
| 4 | Blue Safir Swiden | AR4 |
| 5 | Bougenville Set | AR5 |
| 6 | Built In Hob | AR6 |
| 7 | Bumbu Javara | AR7 |
| 8 | Calliandra | AR8 |
| 9 | CCO, Madu, Sea Salt | AR9 |
| 10 | Chopping Board | AR10 |
| ... | ... | ... |
| 54 | Widya Wiyata Pratama | AR54 |

Sumber : Data produk Cerdas-Sehat *Online Shop*

Berdasarkan data awal penjualan dan data kode produk tersebut, maka yang akan dilakukan selanjutnya adalah pemilihan atribut-atribut yang mewakili dalam mencari aktivitas pola penjualan selama bulan Januari 2020 sampai bulan September 2020. Atribut yang dibutuhkan hanya 2 atribut yaitu no.order dan nama produk. Daftar pola penjualan nama produk berdasarkan no.order pada tabel 3.

Tabel 3
Pola Transaksi Penjualan

| No | Barang yang dibeli |
|-----|--|
| 1 | AR30, AR18, AR54, AR48, AR47 |
| 2 | AR47, AR18, AR44, AR1 |
| 3 | AR46, AR30, AR18, AR47, AR25 |
| 4 | AR47 |
| 5 | AR18, AR17, AR32, AR47, AR46, AR54 |
| 6 | AR46, AR47, AR37, AR53, AR29, AR26, AR45, AR30 |
| 7 | AR30, AR47 |
| 8 | AR47, AR49, AR17, AR8 |
| 10 | AR31, AR47, AR30, AR32, AR46, AR2 |
| ... | ... |
| 56 | AR47, AR18, AR41, AR53, AR7 |

Transformasi Data

Setelah pola penjualan terbentuk, selanjutnya dilakukan konversi data. Nilai 1 merupakan produk yang dibeli oleh *customer*. Nilai 0 merupakan produk yang tidak dibeli oleh *customer*. Perhitungan konversi data akan dibantu dengan menggunakan aplikasi Microsoft excel 2013. Daftar hasil konversi data ditampilkan di tabel 4.4. Untuk menampilkan semua kode produk dan transaksi akan ditampilkan pada daftar lampiran.

Tabel 4
Konversi Data

| No | AR1 | AR2 | AR3 | ... | AR54 |
|-----|-----|-----|-----|-----|------|
| 1 | 0 | 0 | 0 | ... | 1 |
| 2 | 1 | 0 | 0 | ... | 0 |
| 3 | 0 | 0 | 0 | ... | 0 |
| 4 | 0 | 0 | 0 | ... | 0 |
| 5 | 0 | 0 | 0 | ... | 1 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | ... | 0 |
| 7 | 0 | 0 | 0 | ... | 0 |
| 8 | 0 | 0 | 0 | ... | 0 |
| 9 | 0 | 0 | 0 | ... | 0 |
| 10 | 0 | 1 | 0 | ... | 0 |
| 11 | 0 | 0 | 0 | ... | 0 |
| 12 | 0 | 0 | 0 | ... | 0 |
| ... | ... | ... | ... | ... | ... |
| 56 | 0 | 0 | 0 | ... | 0 |

Data Modeling

Hasil data konversi akan diseleksi dalam tahapan modeling dengan menggunakan asosiasi algoritme Apriori dan FP-Growth. Data modeling yang pertama dengan menggunakan algoritme Apriori untuk mencari nilai *minimum support* dan nilai *minimum confidence*, selanjutnya data modelling yang kedua dengan perhitungan *itemset* yang sering muncul menggunakan algoritme FP-Growth.

Pada tahapan algoritme Apriori untuk menghitung nilai kebenaran dengan cara mencari nilai *minimum support* dan nilai *minimum confidence*, Perhitungannya dibantu dengan menggunakan *software rapidminer* versi 9.6. Berikut hasil *minimum support 0,1* dan *minimum confidence 0,5* pada tabel 4 untuk 1 *itemset* dan tabel 5 untuk 2 *itemset*.

Tabel 5
Min support 10% 1 itemset

| Kode | Jumlah | Support |
|------|--------|---------|
| AR6 | 6 | 11% |
| AR11 | 13 | 23% |
| AR12 | 6 | 11% |
| AR13 | 13 | 23% |
| AR14 | 6 | 11% |

| Kode | Jumlah | Support |
|------|--------|---------|
| AR15 | 17 | 30% |
| AR18 | 13 | 23% |
| AR26 | 8 | 14% |
| AR29 | 14 | 25% |
| AR30 | 16 | 29% |
| AR32 | 8 | 14% |
| AR33 | 6 | 11% |
| AR45 | 17 | 30% |
| AR46 | 20 | 36% |
| AR47 | 41 | 73% |
| AR48 | 13 | 23% |
| AR51 | 9 | 16% |
| AR53 | 11 | 20% |

Tabel 6
 Min support 10% 2 itemset

| Kode | jumlah | Support |
|-----------|--------|---------|
| AR11-AR15 | 7 | 13% |
| AR11-AR46 | 8 | 14% |
| AR11-AR47 | 6 | 11% |
| AR12-AR46 | 6 | 11% |
| AR13-AR47 | 6 | 11% |
| AR15-AR29 | 6 | 11% |
| AR15-AR45 | 6 | 11% |
| AR15-AR46 | 6 | 11% |
| AR15-AR47 | 8 | 14% |
| AR18-AR47 | 6 | 11% |
| AR26-AR46 | 6 | 11% |
| AR29-AR45 | 6 | 11% |
| AR29-AR46 | 6 | 11% |
| AR29-AR47 | 6 | 11% |
| AR30-AR46 | 7 | 13% |
| AR30-AR47 | 7 | 13% |
| AR32-AR47 | 6 | 11% |
| AR45-AR47 | 8 | 14% |
| AR46-AR47 | 9 | 16% |
| AR46-AR53 | 7 | 13% |
| AR47-AR48 | 6 | 11% |

Berdasarkan calon aturan asosiasi, maka yang memenuhi *minimum confidence* 50% dapat dilihat pada tabel 7.

Tabel 7
 Aturan Asosiasi Final

| No | Kode | Confidence |
|----|--|------------|
| 1 | Jika menjual AR12 maka akan menjual AR46 | 100% |
| 2 | Jika menjual AR26 maka akan menjual AR46 | 75% |

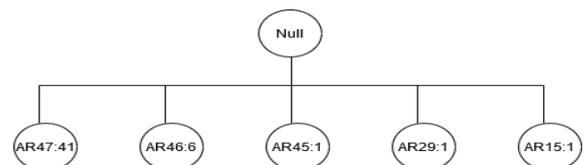
| No | Kode | Confidence |
|----|--|------------|
| 3 | Jika menjual AR53 maka akan menjual AR46 | 64% |
| 4 | Jika menjual AR11 maka akan menjual AR46 | 62% |
| 5 | Jika menjual AR11 maka akan menjual AR15 | 54% |

Pada algoritme FP-Growth tidak melakukan *generate candidate* tetapi menggunakan konsep pembentukan pohon yang disebut FP-Tree pada pencarian *frequent itemsets*. Dalam hal itu menyebabkan algoritme FP-Growth lebih cepat dari algoritme Apriori. Metode FP-Growth dibentuk dalam pembangkitan pohon, sebelum membentuk pohon tersebut harus mengkonversi data transaksi penjualan dalam bentuk *tabular* kemudian dapat menentukan frekuensi setiap kode barang dari keseluruhan transaksi yang ditunjukkan pada tabel 8.

Tabel 8
 Kode Produk Terlaris

| Kode | Jumlah |
|------|--------|
| AR47 | 41 |
| AR46 | 20 |
| AR15 | 17 |
| AR45 | 17 |
| AR30 | 16 |
| AR29 | 14 |
| AR11 | 13 |
| AR13 | 13 |
| AR18 | 13 |
| AR48 | 13 |

Berdasarkan tabel 7 menyatakan hasil filterisasi data transaksi tersebut dari 56 transaksi menjadi 49 transaksi. Ini disesuaikan terhadap 10 kode produk yang terlaris dari periode bulan Januari – September 2020, selanjutnya dari hasil filterisasi dibuat pembangkitan pohon. Pembangunan Pohon transaksi level 1 ditunjukkan pada gambar 4.



Gambar 4.
 Hasil Pohon Transaksi level 1

1. Tahap pembangkitan *conditional pattern base*

Mencari lintasan prefix dan pola akhiran melalui FP-Tree yang telah dibangun sebelumnya. Berikut tabel 9 untuk pembangkitan *conditional pattern base*.

Tabel 9
Conditional Pattern Base

| No | Kode Produk | <i>Conditional Pattern Base</i> |
|----|-------------|--|
| 1 | AR48 | {{AR47, AR45, AR30, AR11, AR13 : 1}, {AR47, AR15, AR29, AR11, AR13:1}, {AR47, AR46, AR30, AR11, AR18:1}, {AR47, AR30, AR18:1}, {AR46, AR15, AR13:1}, {AR47, AR46:1}, {AR47:1}} |
| 2 | AR13 | {{AR47, AR15, AR30, AR29, AR11:1}, {AR47, AR46, AR15, AR30, AR11:1}, {AR47, AR15, AR45, AR29:1}} |
| 3 | AR11 | {{AR47, AR46, AR15, AR45, AR29:1}, {AR47, AR15, AR45, AR30:1}, {AR47, AR46, AR29:1}, {AR47, AR46, AR15:1}, {AR47, AR46, AR45:1}, {AR46, AR15:1}, {AR46, AR29:1}, {AR46, AR29:1}, {AR46:1}} |
| 4 | AR18 | {AR47, AR46, AR15, AR29:1}, {AR47, AR46, AR30:1}, {AR47, AR46:1}, {AR47, AR15:1}, {AR47:1}, {AR47:1}, {AR47:1}} |
| 5 | AR29 | {{AR46, AR45, AR30:1}, {AR47, AR15, AR30:1}, {AR47, AR45:1}, {AR47:1}, {AR47:1}} |
| 6 | AR30 | {{AR47, AR46, AR31:1}, {AR47, AR48:1}, {AR47, AR46:1}, {AR47:1}, {AR46:1}, {AR47:1}, {AR47:1}} |
| 7 | AR45 | {{AR47, AR15:1}, {AR15:1}} |
| 8 | AR15 | {{AR47:1}, {AR47:1}} |
| 9 | AR46 | {{AR47:1}, {AR47:1}} |

- Tahap pembangkitan *conditional FP-Tree*
Pada tahap ini, setiap *itemset* pada setiap *conditional pattern base* akan dijumlahkan, selanjutnya setiap *itemset* yang mempunyai jumlah *support count* lebih besar yang akan dimunculkan. Berikut tabel 10 untuk pembangkitan *conditional FP-Tree*.

Tabel 10
Conditional Fp-Tree

| No | Kode Produk | <i>Conditional FP-Tree</i> |
|----|-------------|--|
| 1 | AR48 | {AR47:7}, {AR11, AR30, AR46, AR13:3}, {AR18, AR15:2} |
| 2 | AR13 | {AR47, AR15:3}, {AR30, AR29, AR11:2} |
| 3 | AR11 | {AR46:8}, {AR47:5}, {AR15, AR29:4}, {AR45:2} |
| 4 | AR18 | {AR47:7}, {AR46:3}, {AR15:2} |
| 5 | AR29 | {AR47:3}, {AR45, AR30:2} |
| 6 | AR30 | {AR47:6}, {AR46:3} |
| 7 | AR45 | {AR15:2} |
| 8 | AR15 | {AR47:2} |
| 9 | AR46 | {AR47:2} |

- Tahap pencarian *frequent itemset*
Jika *conditional FP-Tree* menghasilkan lintasan tunggal atau *single path*, maka diperoleh *frequent itemset* dengan kombinasi *itemset* untuk semua *conditional FP-Tree*. Jika bukan lintasan tunggal atau *single path*, maka diperoleh pembangkitan FP-Growth secara rekursif ditunjukkan pada tabel 11.

Tabel 11
Frequent Itemset

| No | Kode Produk | <i>Frequent itemset</i> |
|----|-------------|--|
| 1 | AR48 | {AR47, AR48:7}, {AR11, AR30, AR46, AR13, AR48:3}, {AR18, AR15, AR48:2} |
| 2 | AR13 | {AR47, AR15, AR13:3}, {AR30, AR29, AR11, AR13:2} |
| 3 | AR11 | {AR46, AR11:8}, {AR47, AR11:5}, {AR15, AR29, AR11:4}, {AR45, AR11:2} |
| 4 | AR18 | {AR47, AR18:7}, {AR46, AR18:3}, {AR15, AR18:2} |
| 5 | AR29 | {AR47, AR29:3}, {AR45, AR30, AR29:2} |

| No | Kode Produk | Frequent itemset |
|----|-------------|--------------------------------|
| 6 | AR30 | {AR47, AR30:6}, {AR46, AR30:3} |
| 7 | AR45 | {AR15, AR45:2} |
| 8 | AR15 | {AR47, AR15:2} |
| 9 | AR46 | {AR47, AR46:2} |

4. Aturan Asosiasi Final

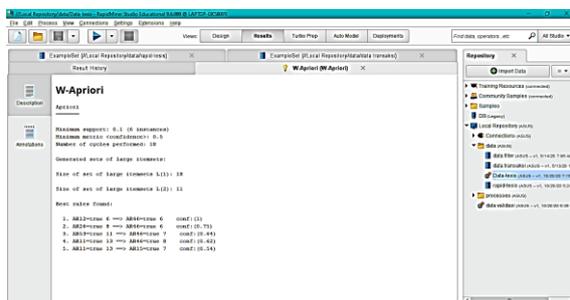
Berdasarkan dari *frequent itemset* maka calon aturan asosiasi bisa diambil dari nilai *support count* yang lebih besar, ada 5 aturan asosiasi yang bisa dihasilkan. Berikut urutan sesuai nilai yang paling terbesar ditunjukkan pada tabel 12.

Tabel 12
Aturan Asosiasi Final FP-Growth

| No | Kode | Support Count |
|----|--|---------------|
| 1 | Jika menjual AR46 maka akan menjual AR11 | 8 |
| 2 | Jika menjual AR47 maka akan menjual AR48 | 7 |
| 3 | Jika menjual AR47 maka akan menjual AR18 | 7 |
| 4 | Jika menjual AR47 maka akan menjual AR30 | 6 |
| 5 | Jika menjual AR47 maka akan menjual AR11 | 5 |

Evaluasi

Untuk pembuktian kebenaran dari hasil analisa perhitungan algoritme Apriori dan FP-Growth dibutuhkan suatu proses pengujian kebenaran hasil pengolahan data yang sudah dilakukan secara manual yang sudah dikerjakan sebelumnya maka untuk proses pengujian bisa menggunakan alat *software* aplikasi seperti Rapidminer 9.6.



Gambar 5. Tapilan hasil

Dari gambar 5 menghasilkan hasil asosiasi final dengan aplikasi Rapidminer ternyata sesuai dengan hasil perhitungan manual.

Penggunaan Pengetahuan

Untuk algoritme Apriori menghasilkan tingkat keyakinan 100% dengan dukungan dari konsumen

sebesar *minimum support* 10% dan *minimum confidence* 50% sedangkan algoritme FP-Growth menghasilkan nilai *support count* 8 dengan dukungan *minimum support count* 2. Perhitungan tersebut memperbaiki hasil penelitian sebelumnya dengan tingkat keyakinan dari konsumen sebesar sebesar 70% sampai 90%.

Aturan-aturan asosiasi yang dihasilkan menunjukkan:

1. Bahwa ada suatu barang yang harus dipertahankan atau tetap diperjualbelikan ditunjukkan tabel 13 dan ada juga barang yang harus tidak diperjualbelikan ditunjukkan pada tabel 14 karena pasar tidak mendukung atau konsumen tidak berminat lagi.

Tabel 13.
Barang yang harus dipertahankan

| No | Nama Produk | Kode |
|----|-------------------------|------|
| 1 | Built In Hob | AR6 |
| 2 | Cooker Hood | AR11 |
| 3 | Cordless Iron | AR12 |
| 4 | Double Pan | AR13 |
| 5 | Family Grill | AR14 |
| 6 | Food Processor | AR15 |
| 7 | Hafizah Junior | AR18 |
| 8 | Littla Abid + Pen | AR26 |
| 9 | Mixer | AR29 |
| 10 | Mushaf Maqamaf for Kids | AR30 |
| 11 | Mushaf For Woman | AR32 |
| 12 | NS Cookware Set | AR33 |
| 13 | Smart Cooker | AR45 |
| 14 | Smart Hafiz versi 1 | AR46 |
| 15 | Smart Hafiz versi 2 | AR47 |
| 16 | Smart Pressure Cooker | AR48 |
| 17 | SS Jumbo Cookware Set | AR51 |
| 18 | Super Hafiz | AR53 |

Tabel 14.
Barang yang tidak dipertahankan

| No | Nama Produk | Kode |
|----|------------------------|------|
| 1 | Alhafiz + Pen | AR1 |
| 2 | Baby Rattle | AR2 |
| 3 | Black Luxury | AR3 |
| 4 | Blue Safir Swiden | AR4 |
| 5 | Bougenville Set | AR5 |
| 6 | Bumbu Javara | AR7 |
| 7 | Calliandra | AR8 |
| 8 | CCO, Madu, Sea Salt | AR9 |
| 9 | Chopping Board | AR10 |
| 10 | Glassio Safety Timer | AR16 |
| 11 | Hafiz Junior | AR17 |
| 12 | Hafizdoll | AR19 |
| 13 | Handuk Savra Terracota | AR20 |

| No | Nama Produk | Kode |
|----|---------------------------|------|
| 14 | Hijab Savra | AR21 |
| 15 | Jam Ka'bah | AR23 |
| 16 | Javara | AR24 |
| 17 | Learning Math With Albert | AR25 |
| 18 | Madu + VCO | AR27 |
| 19 | Mie Vegan | AR28 |
| 20 | Muhammad Is My Hero + Pen | AR31 |
| 21 | Paket Esthetic | AR34 |
| 22 | Party Grill | AR35 |
| 23 | Rice Cooker | AR36 |
| 24 | Pen Little Abid | AR37 |
| 25 | Pisau Blaumann | AR38 |
| 26 | Pisau Swiden | AR39 |
| 27 | Pressure Cooker | AR40 |
| 28 | Savra Towel | AR41 |
| 29 | Savra | AR42 |
| 30 | Sea Salt | AR43 |
| 31 | Smart Blender | AR44 |
| 32 | Smart Ressa flash sale | AR49 |
| 33 | Smart Watch | AR50 |
| 34 | Super Cute Camera | AR52 |
| 35 | Widya Wiyata Pratama | AR54 |

2. Pengelola Cerdas-Sehat *Online Shop* diharapkan dapat menerapkan ilmu pengetahuan data *mining* dari hasil perhitungan tersebut untuk memprediksi target untuk penjualan yang akan datang dalam mempromosikan penjualan produk Cerdas-Sehat *Online Shop*.
 3. Data-data yang tersimpan dapat dimanfaatkan kembali untuk digali sehingga bisa mendapatkan informasi dan pengetahuan baru bagi perusahaan.
- Berikut barang-barang yang dapat dijual dengan cara *bundling* berdasarkan hasil pengetahuan ilmu data *mining* asosiasi dengan menggunakan algoritme Apriori dan FP-Growth.
1. Aturan asosiasi berdasarkan algoritme Apriori
 - a. Jika menjual Cordless Iron maka akan menjual Smart Hafiz versi 1
 - b. Jika menjual Madu + VCO maka akan menjual Smart Hafiz versi 1
 - c. Jika menjual Super Hafiz maka akan menjual Smart Hafiz versi 1
 - d. Jika menjual Cooker Hood maka akan menjual Smart Hafiz versi 1
 - e. Jika menjual Cooker Hood maka akan menjual Food Processor
 2. Aturan asosiasi berdasarkan algoritme FP-Growth
 - a. Jika menjual Smart Hafiz versi 1 maka akan menjual Cooker Hood

- b. Jika menjual Smart Hafiz versi 2 maka akan menjual Hafizah Junior
- c. Jika menjual Smart Hafiz versi 2 maka akan menjual Smart Pressure Cooker
- d. Jika menjual Smart Hafiz versi 2 maka akan Muhammad Is My Hero + Pen
- e. Jika menjual Smart Hafiz versi 2 maka akan menjual Cooker Hood

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisa dan pengujian terhadap kajian penentuan pola penjualan media edukasi dengan menggunakan algoritme asosiasi Apriori dan FP-Growth (studi kasus : Cerdas-Sehat *Online Shop*) maka dengan menggunakan langkah-langkah algoritme Apriori dari tahap pemilihan sampai evaluasi berdasarkan data transaksi penjualan media edukasi untuk menentukan pola penjualan menghasilkan 5 pola aturan asosiasi *minimum support* sebesar 10% dan *minimum confidence* sebesar 50% menghasilkan nilai *confidence* tertinggi yaitu 100% , sedangkan algoritme FP- Growth menghasilkan 5 pola aturan asosiasi dengan *minimum support count* 2 menghasilkan nilai *support count* tertinggi yaitu 8. Dan juga menggunakan 2 atribut yaitu no.order dan kode produk dapat menemukan kecenderungan pola kombinasi antar *itemset* sehingga dapat dijadikan informasi yang sangat penting dalam pengambilan keputusan yang berguna untuk mempersiapkan jenis stok barang apa yang diperlukan kedepanya bagi penjualan di Cerdas-Sehat *Online Shop*.

REFERENSI

- Anggraeni, S., Iha, M. A., Erawati, W., & Khairunnas, S. (2019). Analysis of Sales by Using Apriori and FP- Growth at PT . Panca Putra Solusindo, 3(2), 41–47.
- Bee, T. A. (2015). Ebook Distributor, 1–35.
- Chailes, A., Hermawan, A., & Kurnaedi, D. (2020). Penerapan Metode Data Mining Untuk Menentukan Pola Pembelian Dengan Menggunakan Algoritma. *JURNAL ALGOR*, 2, 1–8.
- Chauhan, R., & Kaur, H. (2017). *Predictive Analytics and Data Mining*. <https://doi.org/10.4018/978-1-4666-4940-8.ch004>
- Faisal. (2018). Penerapan Metode Association Rule Mining Untuk Analisis Dan Implementasi Teknik Data Mining Dalam Memprediksi. *INSTEK*, 3, 151–160.
- Hariato, & Eddy, H. (2016). Analisa data transaksi penjualan barang menggunakan algoritme Apriori dan FP-Growth. *Jnanaloka*.
- Henando, L. (2019). ALGORITMA APRIORI DAN FP-GROWTH UNTUK ANALISA PERBANDINGAN DATA PENJUALAN LEPTOP BERDASARKAN MERK YANG DIMINATI KONSUMEN (STUDI KASUS : INDOCOMPUTER PAYAKUMBUH). *J-*

- Click*, 6(2), 201–207.
- Junianto, E., & Rachman, R. (2020). IJCIT (Indonesian Journal on Computer and Information Technology) Penerapan Data Mining Metode Apriori dan FP-Tree Pada Penjualan Media Edukasi (Studi Kasus : Oisha Smartkids). *IJCIT (Indonesian Journal on Computer and Information Technology)*, 5(2), 117–125.
- Putra, A. C., & Habibi, M. (2019). ANALISIS ASOSIASI PADA TRANSAKSI PENJUALAN DARING MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI DAN FP-GROWTH Abstrak. *TEKNOMATIKA ISSN: 1979-7656, Vol. 11, N*, 119–129.
- Witten, I. H., Frank, E., & Hall, M. a. (2019). *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques (Google eBook). Complementary literature None*. Retrieved from <http://books.google.com/books?id=bDtLM8C ODsQC&pgis=1>
- Yanson, R. (2016). Improving e-learning outcomes through purposeful peer interactions: Three helpful recommendations to ensure success. *Development and Learning in Organizations*, 28(3), 10–12. <https://doi.org/10.1108/DLO-11-2013-0083>
- Zurada, J. M. (2019). *Data mining with computational intelligence. IEEE Transactions on Neural Networks (Vol. 17)*. <https://doi.org/10.1109/TNN.2006.875965>

PROFIL PENULIS

Penulis bernama Rizal Rachman menyukai bidang minat ilmu data mining dan Sistem Informasi