



Penerapan Data Mining Menggunakan Metode Algoritma Apriori Untuk Menentukan Penjualan Barang IT pada PT. Javas Karya Tungga Jakarta Selatan

Sri Lestari¹, Alfiani Damaiyanti²

^{1,2,3}Sistem Informasi, Sekolah Tinggi Ilmu Komputer Cipta Karya Informatika, Jakarta, Indonesia

Email Korespondensi : alfianidmynt17@gmail.com.

Abstrak—Penjualan barang pada PT. Javas Karya Tungga belum memanfaatkan algoritma data mining yang dapat membantu menganalisis data transaksi untuk mengoptimalkan penjualan dan juga dapat mengurangi banyak sisa produk yang tidak terjual oleh *user*. Untuk menghindari terjadinya sisa tipe barang yang kurang peminatnya dan mengetahui jenis-jenis tipe barang mana saja yang laris terjual diperlukan algoritma *apriori*. Algoritma *apriori* dapat mengetahui hal tersebut berdasarkan data transaksi yang terjadi. Implementasi memakai RapidMiner. Penelitian ini melakukan analisis data transaksi menggunakan data mining dengan metode algoritma *apriori*, menggunakan algoritma tersebut dapat diketahui tipe barang yang dapat menentukan keterkaitan antara satu item produk dengan item produk lain. Hasil akhir prosesnya ialah ada 28 aturan asosiasi berdasarkan parameter yang sebelumnya telah ditentukan yaitu nilai minimum support-nya 6% dan minimum confidence-nya 80%.

Kata Kunci: Penjualan, Algoritma *Apriori*, Data Mining

Abstract—Abstract Sales of goods at PT. Javas Karya Tungga has not utilized data mining algorithms that can help analyze transaction data to optimize sales and can also reduce the number of unsold products left by users. To avoid the occurrence of remaining types of goods that are less interested and to find out which types of goods are best selling, an *a priori* algorithm is needed. The *apriori* algorithm can find out this based on transaction data that occurs. Implementation using RapidMiner. This study analyzes transaction data using data mining with the *a priori* algorithm method, using this algorithm it can be known the type of item that can determine the relationship between one product item and another product item. The end result of the process is that there are 28 association rules based on previously determined parameters, namely the minimum support value is 6% and the minimum confidence is 80%.

Keywords: Sales, *Apriori* Algorithm, Data Mining.

I. PENDAHULUAN

PT. Javas Karya Tungga didirikan oleh Rispi Mindasari BSc (Hons) IT, M.M sejak 11 Januari 2014, PT Javas Karya Tungga saat ini telah menjadi perusahaan konsultan teknologi informasi, yang berspesialisasi dalam pengembangan perangkat keras dan perangkat lunak.[1] PT. Javas Karya Tungga memberikan solusi inovatif dan dinamis untuk barang IT bagi perusahaan dan pemerintah. PT. Javas Karya Tungga didukung dengan sumber daya manusia yang terampil, unik dan ahli untuk memberikan layanan Cepat, Akurat, dan Terpadu di bidang bisnis. [2] Banyak perusahaan – perusahaan baru yang menjual produk dan jasa dibidang IT sesuai dengan keinginan dan kebutuhan user. Kebutuhan user yang terus meningkat, menjadi peluang bisnis. PT. Javas Karya Tungga yang merupakan sebuah perusahaan dibidang IT yang berkembang sudah hampir 9 tahun yang menjual berbagai macam tipe Laptop, Pc, dan Monitor saat ini. [3] Untuk saat ini permasalahan yang ada di PT. Javas Karya Tungga belum ada cara untuk menentukan keterkaitan antara satu item produk dengan item produk yang lain, kemudian sistem pencatatan masih menggunakan cara manual. Oleh karena itu diperlukan penerapan Data Mining yang dapat menghasilkan strategi penjualan untuk kebutuhan user. [4]

Data Mining adalah proses mengekstraksi informasi atau sesuatu yang penting atau menarik dari data yang ada di dalam database sehingga menghasilkan informasi yang sangat berharga.[5] Tehnik analisa keranjang pasar merupakan teknik yang mengadaptasi ilmu data mining. Teknik ini digunakan untuk merancang suatu strategi penjualan dan pemasaran barang melalui proses pencarian asosiasi atau hubungan antar item data dari suatu basis data relasional.[6] Pencarian asosiasi berawal dari pengolahan data transaksi pembelian barang dari setiap pembeli, kemudian dicari hubungan antar barang-barang yang dibeli. Pencarian informasi ini hampir sama dengan mencari peluang kemunculan barang yang dibeli sesuai dengan kebiasaan berbelanja masyarakat dan jumlah transaksi yang ada.[7] Proses pencarian asosiasi ini menggunakan Algoritma Apriori, yang berfungsi untuk membentuk kandidat kombinasi item yang mungkin, lalu diuji apakah kombinasi tersebut memenuhi parameter support dan confidence minimum yang merupakan nilai ambang yang diberikan oleh user. [8] Algoritma Apriori adalah salah satu algoritma pada Data Mining untuk mencari frequent item/itemset pada transaksional database.[9] Algoritma Apriori pertama kali diperkenalkan oleh R.Agarwal dan R Srikant untuk mencari frequent tertinggi dari suatu database Menerapkan konsep data mining menggunakan Algoritma Apriori untuk mengetahui keterkaitan satu item produk



dengan item produk yang lain agar dapat direkomendasikan kepada pembeli untuk meningkatkan laba penjualan.[10] Untuk dapat memudahkan PT. Javas Karya Tungga dalam menentukan keterkaitan antara satu item produk dengan item produk yang lain.

II. METODE PENELITIAN

Algoritma *Apriori* adalah salah satu algoritma pada Data Mining untuk mencari frequent item/itemset pada transaksional database. Algoritma *Apriori* pertama kali diperkenalkan oleh R. Agarwal dan R. Srikant untuk mencari frequent tertinggi dari suatu database. Algoritma *Apriori* banyak digunakan pada data transaksi atau biasa disebut market basket, misalnya sebuah swalayan memiliki market basket, dengan adanya Algoritma *Apriori*, pemilik swalayan dapat mengetahui pola pembelian seorang konsumen.

a. Data Penelitian

Pada tahap pengumpulan data yang dikumpulkan merupakan data transaksi penjualan produk pada bulan Januari - Maret tahun 2023 data didapatkan melalui observasi di PT. Javas Karya Tungga. Data yang digunakan dalam penelitian merupakan data kualitatif. Data kualitatif terbagi menjadi 2 yaitu primer dan sekunder :

1) Data primer

Data primer adalah data yang diperoleh atau dikumpulkan langsung di lapangan oleh peneliti dari orang yang bersangkutan. Teknik untuk mendapatkan data Primer dengan cara observasi. Dengan melakukan observasi dilokasi penelitian, mengamati strategi pejualan barang IT. Data Primer yang didapat melalui observasi adalah tanggal penjualan, prode code, product name, quantity, price, value sales dan jumlah data yang diperoleh 1.900 record.

2) Data Sekunder

Data sekunder adalah jenis data tambahan yang tidak diperoleh dari sumber utama, tetapi sudah melalui sumber kesekian. Data sekunder disini untuk menambah pengolahan data primer. Pada sekunder yang didapat berupa jurnal dan texbook.

Tabel 1 Deskripsi Nama Atribut Pada Data Awal

Atribut	Keterangan
Tanggal Tansaksi	Tanggal transaksi harian
Prode Code	Kode barang yang dijual
Product Name	Nama barang yang dijual
Quantity	Jumlah barang yang dibeli
Price	Harga barang yang dijual
Value Sales	Total harga dari barang yang dibeli

Data tersebut didapatkan dari laporan bulanan transaksi penjualan yang dilakukan report harian.

Setelah data terkumpul diperlukan penyiapan data dari data mentah menjadi data siap olah untuk proses selanjutnya yang akan dilakukan pendeskripsian data, evaluasi pemilihan data dan pemilihan atribut.

b. Penerapan Metodologi

Pada penelitian ini metode yang digunakan adalah Apriori. Data yang digunakan pada penelitian ini data transaksi penjualan PT. Javas Karya Tungga pada bulan Januari - Maret 2023. Pada tahapan penelitian ini akan dilakukan pengumpulan data awal maka proses selanjutnya akan dilakukan Pendeskripsian Data, kemudian setelah itu dilakukan Evaluasi Pemilihan Data, lalu pada tahap selanjutnya dilakukan Pemilihan Atribut, tahap berikutnya melakukan penerapan metode CRISP-DM yang pada proses penelitian ini mengacu pada enam tahap CRISP-DM yaitu pemahaman bisnis, pemahaman data, persiapan data, pemodelan, evaluasi dan penyebaran. Berikut tahapan metodologi penelitian yang dapat dilihat pada Gambar 3.1



Gambar 1 Tahapan Penerapan Metodologi

c. Rancangan Pengujian

Pada tahapan ini pendekatan yang digunakan menggunakan metode Cross Industry Standard for Data Mining (CRISP-DM). CRISP-DM merupakan metode yang menggunakan model proses pengembangan data yang banyak digunakan para ahli untuk memecahkan masalah. Proses penelitian ini mengacu pada enam tahap terdapat dalam CRISP-DM ini yakni dijelaskan sebagai berikut:

1) Pemahaman Bisnis (Business Understanding)

Pemahaman bisnis dilakukan dengan mempelajari objek penelitian yaitu PT. Javas Karya Tungga. Pada tahap ini, tujuan bisnis dari penelitian ini adalah untuk menentukan strategi penjualan supaya dapat meningkatkan laba penjualan. Untuk itu akan dilakukan pengelompokkan produk dari data yang didapatkan hasil observasi supaya dapat



mengetahui produk yang terjual berdasarkan keterkaitan antara satu item dengan item yang lain..

- 2) **Pemahaman Data (*Data Understanding*)**
 Berdasarkan data transaksi penjualan yang telah didapat, tahap selanjutnya dalam metode CRISP-DM yaitu pemahaman terhadap kebutuhan data terkait dengan pencapaian tujuan dalam menentukan strategi penjualan yang efektif dan efisien. Data transaksi penjualan tersebut memiliki jumlah 924 jumlah barang IT dengan 3 tipe yaitu PC, Monitor, Laptop yang terjual dengan yang akan dilakukan dengan cara pemilihan atribut menjadi empat atribut yaitu Tanggal Penjualan, kode barang, nama barang, jumlah pembelian. Data yang didapatkan dalam penelitian ini diperoleh dari bulan Januari – Maret 2023. Setelah data diperoleh, proses selanjutnya adalah memahami data tersebut.
- 3) ***Data Preparation***
 Persiapan data mencakup semua kegiatan untuk membangun dataset penjualan yang akan diterapkan ke dalam alat pemodelan, dari data mentah berupa dataset transaksi penjualan dan selanjutnya akan dilakukan proses data mining. Fungsi utamanya yaitu khusus sebagai alat pemodelan Apriori. Persiapan data merupakan tahap yang padat dengan aktivitas pengolahan data. Tahap membuat dataset transaksi penjualan yaitu tahap persiapan data akhir untuk dilakukan pemodelan Apriori (merubah data penjualan menjadi data tabula) pada data mining Pada proses ini akan dilakukan persiapan data transaksi penjualan yang telah dilakukan pada tahap evaluasi dan dilakukan perbaikan data berdasarkan hasil evaluasi tersebut. Pada tahap ini telah dilakukan penetapan tujuan bisnis dan tujuan data mining dalam menentukan potensi penjualan produk berdasarkan atribut, sehingga pada tahap persiapan data merupakan implementasi awal dari penerapan tujuan tersebut.
- 4) ***Modelling***
 Tahap pemodelan akan menggunakan algoritma apriori. Dengan penerapan model algoritma apriori akan menentukan keterkaitan antara satu item dengan item yang lain. Alat pemodelan yang digunakan adalah Rapidminer.
- 5) ***Evaluation***
 Pada tahap ini akan dilakukan analisa atau pengukuran ketepatan terhadap pemodelan yang telah dilakukan. Evaluasi dilakukan dengan menerapkan metode creat asossciation rule
- 6) ***Deployment***
 Tahap selanjutnya yaitu tahap penyebaran hasil dari penelitian yang sudah dilakukan dijadikan sebagai laporan atau presentasi dari pengetahuan yang telah didapat berdasarkan pemodelan dan evaluasi pada proses data mining.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini teknik data mining yang digunakan adalah teknik asosiasi. Proses pemodelan memiliki tujuan yaitu mencari aturan asosiasi, yang mana aturan asosiasi nantinya dijadikan tolak ukur untuk melihat beberapa kombinasi item makanan dan minuman yang paling sering dibeli oleh konsumen. Hal tersebut dapat mempermudah pihak toko untuk membuat keputusan bisnis lainnya seperti membuat rekomendasi paket menu. Langkah-langkah untuk membuat model data mining dengan menggunakan algoritma apriori adalah sebagai berikut:

- a. Pertama, tentukan data apa saja yang ingin diproses.
- b. Kedua, tentukan nilai minimum support dan minimum confidence-nya.
- c. Ketiga, menyusun aturan asosiasi yang terbentuk. Sebagai ilustrasi, dilakukan proses pencarian aturan asosiasi dengan ketentuan nilai minimum support adalah 6% dan minimum confidence 80%.

Iterasi-1 dilakukan untuk membentuk kandidat 1-Itemset (C1) dari data transaksi tersebut dan cari jumlah support-nya. Caranya ialah dengan membagi antara jumlah kemunculan item dengan jumlah semua transaksi.

$$Support(A) = \frac{\text{Jumlah transaksi mengandung A}}{\text{Total transaksi}} \times 100\%$$

Tabel 2. Tabel kandidat 1-itemset (C1)

Nama Itemset	Support %	Banyak Transaksi
M70Q i5 W11H	2,42	1
Monitor E20-20	17,73	7
Lenovo Yoga Duet 7	2,43	1
M70Q G3 i3 W11P	2,43	1
ThinkPad X13 Yoga G3 i7 32Gb 1Tb	4,88	2
ThinkPad L14 G3 i7 8Gb, 512Gb	4,88	2
Thinkstation P360 i7 32Gb 1Tb	7,37	3
ThinkVision S22e-20	17,73	7
ThinkPad L14 G3 i5 8Gb 512Gb	12,12	5
V14 G2 i5 8Gb 512Gb	2,42	1
Thinkbook 14 G4 i3 8Gb 512Gb	4,88	2
V14 AMD Ryzen™ 5 8Gb 512Gb	7,37	3
Lenovo IC 3 i3 4Gb 1Tb	2,42	1
ThinkPad E14 G2 i3 4Gb 256Gb	12,12	5
Thinkbook 14 G2 PRODIA i5 8Gb 512Gb	4,88	2



M70T G3 i5 16Gb 512Gb	9,76	4
ThinkVision E20-30	12,23	5
Thinkpad L14 i7 8Gb 512Gb	2,42	1
Lenovo IC 5 i5 8Gb 512Gb	2,42	1
Thinkbook 14 G2 i7, 8GB+8GB 512Gb	4,88	2
Thinkbook 14 G2 i7 8Gb 512Gb	2,42	1
ThinkPad E14 G4 i3 8Gb 512Gb	2,42	1
ThinkPad E14 G2 i7 16Gb 512Gb	2,42	1
TC Neo 50T G3 15 8Gb	2,42	1
Thinkbook 13s G2 i5 16Gb 512Gb	2,42	1
Thinkpad X13 i5 16Gb 1Tb	2,42	1
Legion 5 Pro i7 2x8Gb 1Tb W11 Home	2,42	1
Legion T7 i9 2x16Gb RTX 308012Gb 2Tb	2,42	1
Lenovo K14 G1 i3 8Gb 256Gb	2,42	1
M70Q Gen3 i3 8Gb 512Gb	7,37	3
Thinkpad P16 G1 i9 64Gb 1Tb	2,42	1
M70Q Gen3 Tiny i3 8Gb 512Gb Win 11P	2,42	1
Monitor D223-20	2,42	1
Yoga Slim 7 Pro AMD Ryzen™ 7 16Gb 1Tb	4,48	2
ThinkPad P14s G3 i7 16Gb 1Tb	2,42	1
Thinkpad X1 Yoga G7 i7 16Gb 1Tb	2,42	1
ThinkPad T14 G3 i7 16Gb 512Gb	2,42	1
ThinkPad T14 G3 i5 16Gb 512Gb	4,48	2
Apple Macbook Pro M1 PRO MK183	2,42	1
Yoga Slim 7Pro i7 16Gb 1Tb MX450	2,42	1
HP 240 G8 i5 8Gb 512Gb	2,42	1
TP E14 G4 i3 8Gb 512Gb	2,42	1
ThinkPad L13 G2 i5 16GB 512GB	2,42	1
Thinkbook 15P i7 16Gb 512Gb	2,42	1
ThinkPad E14 G2 i5 8Gb 512Gb	19,51	8

Nilai minimum support yang telah ditentukan sebelumnya adalah 6%, jadi item yang nilai support-nya dibawah 6% akan dieliminasi. Large-itemset 1 yang terbentuk adalah:

Tabel 3. Tabel large-itemset 1 (L1)

Nama Itemset	Support %
Monitor E20-20	17,73
Thinkstation P360 i7 32Gb 1Tb	7,37
ThinkVision S22e-20	17,73
ThinkPad L14 G3 i5 8Gb 512Gb	12,12
V14 AMD Ryzen™ 5 8Gb 512Gb	7,37
ThinkPad E14 G2 i3 4Gb 256Gb	12,12
M70T G3 i5 16Gb 512Gb	9,76
ThinkVision E20-30	12,12
M70Q G3 i3 8Gb 512Gb	7,37

Iterasi-2 dilakukan proses cross item L1 untuk membentuk kandidat C2 (memiliki dua itemset) setelah itu cari support-nya. Pada kandidat yang item-nya sama maka dihitung satu, Contoh saat itemset { ThinkPad L14 G3 i5 8Gb 512Gb } digabung dengan { ThinkPad L14 G3 i5 8Gb 512Gb }, hasilnya { ThinkPad L14 G3 i5 8Gb 512Gb } saja bukan { ThinkPad L14 G3 i5 8Gb 512Gb, ThinkPad L14 G3 i5 8Gb 512Gb }. Jadi kombinasi itemset yang memiliki elemen yang sama hanya dihitung satu kali. Lakukan Iterasi berikut nya dengan cara yang sama dengan iterasi-1, dan yang didapat adalah sebagai berikut:

$$Support () = \frac{\text{Jumlah transaksi mengandung A dan B}}{\text{Total transaksi}} \times 100\%$$

Tabel 4. Tabel kandidat 2-itemset (C2)

Nama Itemset	Support %	Banyak Transaksi
Monitor E20-20, Thinkstation P360 i7 32Gb 1Tb	7,37	3
Monitor E20-20, ThinkVision S22e-20	17,73	7
Monitor E20-20, ThinkPad L14 G3 i5 8Gb 512Gb	12,12	5
Monitor E20-20, V14 AMD Ryzen™ 5 8Gb 512Gb	7,37	3
Monitor E20-20, ThinkPad E14 G2 i3 4Gb 256Gb	12,12	5
Monitor E20-20, M70T G3 i5 16Gb 512Gb	9,76	4
Monitor E20-20, ThinkVision E20-30	12,12	5
Monitor E20-20, M70Q G3 i3 8Gb 512Gb	7,37	3
Monitor E20-20, ThinkPad E14 G2 i5 8Gb 512Gb	19,51	8
Thinkstation P360 i7 32Gb 1Tb, ThinkVision S22e-20	17,73	7
Thinkstation P360 i7 32Gb 1Tb, ThinkPad L14 G3 i5 8Gb 512Gb	12,12	5
Thinkstation P360 i7 32Gb 1Tb, V14 AMD Ryzen™ 5 8Gb 512Gb	7,37	3
Thinkstation P360 i7 32Gb 1Tb	12,12	5



1Tb , ThinkPad E14 G2 i3 4Gb 256Gb			
Thinkstation P360 i7 32Gb 1Tb , M70T G3 i5 16Gb 512Gb	9,76	4	
Thinkstation P360 i7 32Gb 1Tb , ThinkVision E20-30	12,12	5	
Thinkstation P360 i7 32Gb 1Tb , M70Q G3 i3 8Gb 512Gb	7,37	3	
Thinkstation P360 i7 32Gb 1Tb , ThinkPad E14 G2 i5 8Gb 512Gb	19,51	8	
ThinkVision S22e-20, ThinkPad L14 G3 i5 8Gb 512Gb	12,12	5	
ThinkVision S22e-20, V14 AMD Ryzen™ 5 8Gb 512Gb	7,37	3	
ThinkVision S22e-20, ThinkPad E14 G2 i3 4Gb 256Gb	12,12	5	
ThinkVision S22e-20, M70T G3 i5 16Gb 512Gb	9,76	4	
ThinkVision S22e-20, ThinkVision E20-30	12,12	5	
ThinkVision S22e-20, M70Q G3 i3 8Gb 512Gb	7,37	3	
ThinkVision S22e-20, ThinkPad E14 G2 i5 8Gb 512Gb	19,51	8	
ThinkPad L14 G3 i5 8Gb 512Gb, V14 AMD Ryzen™ 5 8Gb 512Gb	7,37	3	
ThinkPad L14 G3 i5 8Gb 512Gb, ThinkPad E14 G2 i3 4Gb 256Gb	12,12	5	
ThinkPad L14 G3 i5 8Gb 512Gb, M70T G3 i5 16Gb 512Gb	9,76	4	
ThinkPad L14 G3 i5 8Gb 512Gb, ThinkVision E20-30	12,12	5	
ThinkPad L14 G3 i5 8Gb 512Gb, M70Q G3 i3 8Gb 512Gb	7,37	3	
ThinkPad L14 G3 i5 8Gb 512Gb, ThinkPad E14 G2 i5 8Gb 512Gb	19,51	8	
V14 AMD Ryzen™ 5 8Gb 512Gb, ThinkPad E14 G2 i3 4Gb 256Gb	12,12	5	
V14 AMD Ryzen™ 5 8Gb 512Gb, M70T G3 i5 16Gb 512Gb	9,76	4	
V14 AMD Ryzen™ 5 8Gb 512Gb, ThinkVision E20-30	12,12	5	
V14 AMD Ryzen™ 5 8Gb 512Gb, M70Q G3 i3 8Gb 512Gb	7,37	3	

V14 AMD Ryzen™ 5 8Gb 512Gb, ThinkPad E14 G2 i5 8Gb 512Gb	19,51	8
ThinkPad E14 G2 i3 4Gb 256Gb, M70T G3 i5 16Gb 512Gb	9,76	4

Tabel 5. Tabel large-itemset 2 (L2)

Nama Itemset	Support %
Monitor E20-20, Thinkstation P360 i7 32Gb 1Tb	7,37
Monitor E20-20, ThinkVision S22e-20	17,73
Monitor E20-20, ThinkPad L14 G3 i5 8Gb 512Gb	12,12
Monitor E20-20, V14 AMD Ryzen™ 5 8Gb 512Gb	7,37
Monitor E20-20, ThinkPad E14 G2 i3 4Gb 256Gb	12,12
Monitor E20-20, M70T G3 i5 16Gb 512Gb	9,76
Monitor E20-20, ThinkVision E20-30	12,12
Monitor E20-20, M70Q G3 i3 8Gb 512Gb	7,37
Monitor E20-20, ThinkPad E14 G2 i5 8Gb 512Gb	19,51
Thinkstation P360 i7 32Gb 1Tb , ThinkVision S22e-20	17,73

Hasil akhir prosesnya ialah ada 28 aturan asosiasi berdasarkan parameter yang sebelumnya telah ditentukan yaitu nilai minimum support-nya 6% dan minimum confidence-nya 80%. Diambil contoh pada salah satu aturan, contoh aturan : Thinkstation P360 i7 32Gb 1Tb , ThinkVision S22e-20 memiliki nilai confidence nya 240 maka bisa dikatakan 240 dari konsumen yang membeli Thinkstation P360 i7 32Gb 1Tb , ThinkVision S22e-20Berikut merupakan cara untuk menghitung confidence: $confidence(B|A) = P(B|A) = \frac{\text{Jumlah transaksi A dan B}}{\text{Jumlah transaksi A}} \times 100\%$

Tabel 6. Tabel hasil perhitungan confidence

Nama Itemset	Confidence %
Monitor E20-20, ThinkVision S22e-20	100



Monitor E20-20, ThinkPad E14 G2 i5 8Gb 512Gb	110
Thinkstation P360 i7 32Gb 1Tb , ThinkVision S22e-20	240
Thinkstation P360 i7 32Gb 1Tb , ThinkPad L14 G3 i5 8Gb 512Gb	164
Thinkstation P360 i7 32Gb 1Tb , V14 AMD Ryzen™ 5 8Gb 512Gb	100
Thinkstation P360 i7 32Gb 1Tb , ThinkPad E14 G2 i3 4Gb 256Gb	164
Thinkstation P360 i7 32Gb 1Tb , M70T G3 i5 16Gb 512Gb	132
Thinkstation P360 i7 32Gb 1Tb , ThinkVision E20-30	164
Thinkstation P360 i7 32Gb 1Tb , M70Q G3 i3 8Gb 512Gb	100
Thinkstation P360 i7 32Gb 1Tb , ThinkPad E14 G2 i5 8Gb 512Gb	264

IV. KESIMPULAN

Pengguna Metode Algoritma Apriori dapat menentukan penjualan barang-barang IT yang mana dapat diketahui tipe barang yang dapat menentukan keterkaitan antara satu item produk dengan item produk lain. Algoritma Apriori dapat membantu mengembangkan strategi pemasaran dengan memberikan saran kepada konsumen. Dengan adanya penerapan Metode Apriori diharapkan PT. Javas Karya Tungga dapat mengelompokkan item mana saja yang dapat diketahui tipe barang satu item dengan item produk lain.

V. REFERENSI

- [1] Nurdin and D. Astika, "Penerapan Data Mining Untuk Menganalisis Penjualan Barang Dengan Pada Supermarket Sejahtera Lhokseumawe," vol. 6, no. 1, pp. 134–155, 2015, doi: 10.29103/TECHSI.V7I1.184.
- [2] Y. Apridon M, W. Choiriah, and A. Akmal, "Penerapan Data Mining Menggunakan Metode Assiciation Rule Dengan Algoritma Apriori Untuk Analisa Pola Penjualan Barang," JURTEKSI (Jurnal Teknol. dan Sist. Informasi), vol. 5, no. 2, pp. 193–198, 2019, doi: 10.33330/jurteksi.v5i2.362.
- [3] A. Harist N, I. R. Munthe, and A. P. Juledi, "Implementasi Data Mining Algoritma Apriori untuk

- Meningkatkan Penjualan," J. Tek. Inform. UNIKA St. Thomas, vol. 06, pp. 188–197, 2021, doi: 10.54367/jtiust.v6i1.1276.
- [4] N. N. Merliani, N. I. Khoerida, N. T. Widiawati, L. A. Triana, and P. Subarkah, "Penerapan Algoritma Apriori Pada Transaksi Penjualan Untuk Rekomendasi Menu Makanan Dan Minuman," J. Nas. Teknol. dan Sist. Inf., vol. 8, no. 1, pp. 9–16, 2022, doi: 10.25077/teknosi.v8i1.2022.9-16.
- [5] R. Takdirillah, "Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Terhadap Data Transaksi Sebagai Pendukung Informasi Strategi Penjualan," Edumatic J.Pendidik. Inform., vol. 4, no. 1, pp. 37–46, 2020, doi: 10.29408/edumatic.v4i1.2081.
- [6] S. Ependi and M. Akbar, "Implementasi Data Mining Pada Penjualan Produk dengan Algoritma Apriori," Bina Darma Conf. Comput. Sci., vol. 3, no. 1, pp. 220–225, 2021.
- [7] E. D. Sikumbang, "Penerapan Data Mining Dengan Algoritma Apriori," J. Tek. Komput. AMIK BSI, vol. 9986, no. September, pp. 1–4, 2018.
- [8] P. Iswandi, I. Permana, and F. N. Salisah, "Penerapan Algoritma Apriori Pada Data Transaksi Penjualan Hypermart Xyz Lampung Untuk Penentuan Tata Letak Barang," J. Ilm. Rekayasa dan Manaj. Sist. Inf., vol. 6, no. 1, p. 70, 2020, doi: 10.24014/rmsi.v6i1.7613.
- [9] N. Lestari, "Penerapan Data Mining Algoritma Apriori Dalam Sistem Informasi Penjualan," Edik Inform., vol. 3, no. 2, pp. 103–114, 2017, doi: 10.22202/ei.2017.v3i2.1540.
- [10] S. Saefudin and S. DN, "Penerapan Data Mining Dengan Metode Algoritma Apriori Untuk Menentukan Pola Pembelian Ikan," JSiI (Jurnal Sist. Informasi), vol. 6, no. 2, p. 36, 2019, doi: 10.30656/jsii.v6i2.1587.