
PENERAPAN *DATA MINING* ASOSIASI GENRE GAME UNTUK *MARKET RESEARCH*

Enrico Anderson^{1*}, Fakhrian Fadlia Adiwijaya²

^{1,2}Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Komputer Indonesia
Jl. Dipati Ukur No. 112 – 116, Bandung, Indonesia 40132

email: enrico.anderson2@gmail.com¹, fakhrian@email.unikom.ac.id²

(Naskah masuk: 01/11/2022; diterima untuk diterbitkan: 30/11/2022)

ABSTRAK – Dibeberapa tahun belakangan ini industri game mengalami perkembangan di global maupun Asia yang sangat pesat. Salah satunya Indonesia yang memiliki besar hingga 1,1 Milliar Dollar pada tahun 2018 yang menjadikan Indonesia salah satu pasar terbesar di Asia Tenggara. Akan tetapi Indonesia masih menguasai sedikit pasar tersebut yang sekarang masih didominasi oleh industri asing. Dalam melakukan development seorang developer perlu melakukan pemahaman pasar terlebih dahulu yaitu dengan melakukan Market Research. Akan tetapi kegiatan ini memakan waktu yang lama dan memerlukan usaha yang banyak jika dilakukan secara independen. Dengan menggunakan data mining untuk mempelajari produk yang populer dipasar melalui genre kita dapat mempercepat proses game market research. Data mining dibutuhkan untuk memberikan rekomendasi serta pengetahuan yang berharga kepada seorang game developer yang mau melakukan market research secara independen. Dengan memberikannya rekomendasi menggunakan data mining association rule untuk mempelajari pasar kita dapat mengetahui produk yang populer dan korelasi dengan genre gamenya.

Kata Kunci – Data Mining, Game Development, Market Research, Association Rule

GAME GENRE ASSOCIATION DATA MINING IMPLEMENTATION FOR MARKET RESEARCH

ABSTRACT – In recent years, game industry experiences a tremendous development in the world, even Asia. One of them is Indonesia, the game market has reached 1,1 Billion USD in 2018 that put Indonesia in one of the biggest market in Southeast Asia. But even then, Indonesia still fell behind compared to foreign industry in dominating the market. In a development, the first thing that needs to be done by a developer is to understand the market and that is done by doing "Market Research". But, this particular thing takes a lot time and effort if done independently. By using data mining to learn the popular products in market by genre, we can hasten the game market research process. Data mining is needed to give recommendation and valuable knowledge to a developer that wants to do market research independently. By giving recommendation using data mining association rule to learn the market, we can know popular products and the correlation with the game genre

Keywords – Data Mining, Game Development, Market Research, Association Rule

1. PENDAHULUAN

Game Development adalah aktifitas membangun sebuah video game mulai dari konsep sampai dengan selesai yang dilakukan sendiri atau bersama didalam sebuah tim. Game Development adalah proses kooperasi yang bergantung pada motivasi, kebutuhan dan batasan yang diberikan oleh satu sama lain [1].

Pada dasarnya game diproduksi seperti memproduksi sebuah software akan tetapi terdapat aspek kreative yang lebih dalam memproduksi sebuah game. Jadi game dapat didefinisikan seperti software yang memiliki seni, musik dan permainan [2][3]. Dan seperti software, Game Development adalah sebuah bisnis, game dibuat untuk dijual kepada user dimana akan menghasilkan keuntungan yang stabil jika dilakukan dengan benar.

Untuk menghasilkan sebuah game diperlukannya sebuah metodologi yang tepat untuk mencapai tujuan dengan efektif dan efisien. Oleh karena itu melakukan perencanaan sebelum melakukan Game Development itu penting karena tidak semua game dapat menguntungkan. Jika metode yang digunakan benar maka akan meminimalisir kegagalan dan mengurangi kerugian [4].

Dalam melakukan Game Development diperlukannya perencanaan game salah satu tahapnya adalah melakukan Market Research. Market Research adalah proses untuk mencari informasi tentang target pasar dan pengguna, hal ini adalah komponen penting dari strategi bisnis. market reseach digunakan untuk menganalisis kebutuhan pasar, ukuran pasar dan kompetisi yang ada [4]. Pada umumnya market research memiliki tiga cara untuk mendapatkan informasi yang dibutuhkan yaitu; Market Sizing, Trend Reseach dan Game Market Analysis [5].

Akan tetapi kegiatan ini memakan waktu yang lama dan memerlukan usaha yang banyak jika dilakukan secara independen. Oleh karena itu diperlukannya sebuah aplikasi yang dapat membantu proses ini. Menggunakan Data Mining Association Rule kita dapat menentukan genre-game yang berkerja satu sama lain dengan memilih produk game yang populer dipasar dan dari produk tersebut kita dapat mengambil genre dan kategorinya sebagai parameter yang akan digunakan oleh algoritma FP-Growth untuk menentukan frequent itemset untuk menghasilkan rekomendasi [6]. Serta berdasarkan pemahaman proses Market Reseach yang dapat dibantu adalah proses Trend Research dimana developer menentukan genre yang populer dimarket. Berdasarkan permasalahan yang dihadapi, pada penelitian ini akan dibangunnya aplikasi Data mining yang menerapkan metode Asosiasi dengan Association Rule dan menggunakan Algoritma FP-Growth yang berguna untuk membantu mencari genre game yang populer dalam Market Research.

2. LANDASAN TEORI

2.1. Game Development

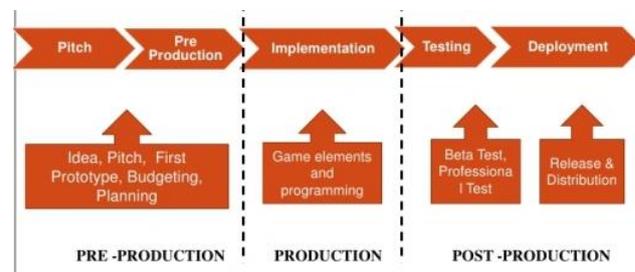
Game merupakan salah satu kegiatan yang digunakan untuk bermain, hal ini biasanya digunakan untuk hiburan atau kesenangan. Video game adalah permainan yang berbentuk elektronik yang melibatkan interaksi antara

pengguna dan permainan menggunakan antarmuka dan perangkat masukan untuk menghasilkan umpan balik visual. Game Development adalah aktifitas membangun sebuah video game mulai dari konsep sampai dengan selesai yang dilakukan sendiri atau bersama didalam sebuah tim. Game Development adalah proses kooperasi yang bergantung pada motivasi, kebutuhan dan batasan yang diberikan oleh satu sama lain [2].

Pada dasarnya game diproduksi seperti memproduksi sebuah software akan tetapi terdapat aspek kreative yang lebih dalam memproduksi sebuah game. Jadi game dapat didefinisikan seperti software yang memiliki seni, musik dan permainan [6]. Dan seperti software Game Development adalah sebuah bisnis, game dibuat untuk dijual kepada user dimana akan menghasilkan keuntungan yang stabil jika dilakukan dengan benar.

Untuk menghasilkan sebuah game diperlukannya sebuah metodologi yang tepat untuk mencapai tujuan dengan efektif dan efisien. Oleh karena itu melakukan perencanaan sebelum melakukan Game Development itu penting karena tidak semua game dapat menguntungkan. Jika metode yang digunakan benar maka akan meminimalisir kegagalan dan mengurangi kerugian [6].

Secara umum proses Game Development dibagi menjadi 3 bagian, antara lain: *Pre-Production*, *Production* dan *Post-Production*. Tahap inilah yang paling sering digunakan. [7]



Gambar 1 Tahapan pada Game Development

2.2. Market Research

Market Research atau riset pasar adalah teknik untuk mengumpulkan informasi melalui dan tentang pengguna untuk mendukung rencana bisnis [3]. Hal ini digunakan bukan hanya didalam Game Development melainkan dibanyak hal mulai dari software development sampai ke pembangunan sebuah bisnis. Dalam penelitian ini akan membahas Market Research didalam konteks Game Development dan berusaha memahaminya.

Dalam research market game ada beberapa aspek penting yang harus diperhatikan, bukan hanya dari jumlah penjualan dan jumlah pengguna saja, diantaranya yaitu geografi, distribusi penghasilan, besar game / tipe game, platform, model monetisasi, genre game, dan tipe pemain.

2.3. Data Mining

Data mining adalah kegiatan mencari dan mengekstrasi informasi yang belum diketahui sebelumnya (bersifat implisit dan dianggap tidak berguna) dari sebuah data [5]. Definisi lainnya adalah proses untuk menekstrak pola dan

tren didalam sebuah dataset yang besar. Pada dasarnya, *data mining* dapat dikategorikan menjadi dua jenis, yaitu:

1. Descriptive

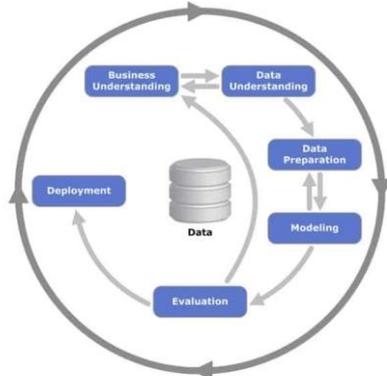
Data mining descriptive merupakan kegiatan untuk mengali nilai penting dari sebuah database yang tersembunyi dan menemukan pola data baru yang belum diketahui sebelumnya.

2. Predictive

Data mining predictive merupakan proses pencarian pola dari data dengan menggunakan beberapa atribut lain untuk di masa akan datang. Metode *data mining* klasifikasi termasuk yang terdapat dalam prediktif mining.

2.4. Metode Cross-Industry Standard Process for Data mining (CRISP-DM)

Metode Cross-Industry Standard Process for Data mining (CRISP-DM) dikembangkan pada tahun 1996 dari analisa beberapa industri seperti Daimler Chrysler, SPSS, dan NCR. CRISP-DM menjadikan standar proses data mining sebagai strategi pemecahan masalah secara umum dari bisnis atau unit penelitian. CRISP-DM merupakan siklus hidup pada sebuah projek data mining yang terbagi menjadi enam fase. Biasanya fase tersebut bersifat adaptif, dimana fase berikutnya bergantung pada fase sebelumnya dan sebaliknya, fase yang sudah dikerjakan mungkin dapat kembali pada fase sebelumnya apabila diperlukannya evaluasi atau kesalahan pada fase sebelumnya [4].



Gambar 2 Skema Proses CRISP-DM

2.5. Metode Association Rules

Association Rules atau aturan asosiasi adalah teknik didalam *data mining* untuk menemukan pola kombinasi dari suatu *item* dan dapat digunakan untuk menemukan nilai *support* dan *confidence*. *Association rule* berbentuk “Jika mendahului, maka berakibat” [8][10]. *Association rules* memiliki dua tahap pengerjaan, yaitu :

1. Mencari kombinasi yang sering terjadi didalam sebuah itemset.
2. Mendefinisikan *Condition* dan *Result* (untuk conditional *association rule*).

Dalam menentukan *association rule* diperlukannya sebuah item untuk memenuhi syarat minimum dari nilai *support*. *Support* adalah suatu ukuran yang menunjukkan

seberapa besar tingkat dominasi suatu item dari keseluruhan kejadian. Ukuran inilah yang akan menentukan *confidence* sebuah *item*. Untuk nilai *confidence* dapat ditemukan dengan rumus sebagai berikut:

$$Support(X) = \frac{Frekuensi(X,Y)}{N} \tag{1}$$

$$Support(X,Y) = P(A \cap B) = \frac{Frekuensi X dan Y}{N} \tag{2}$$

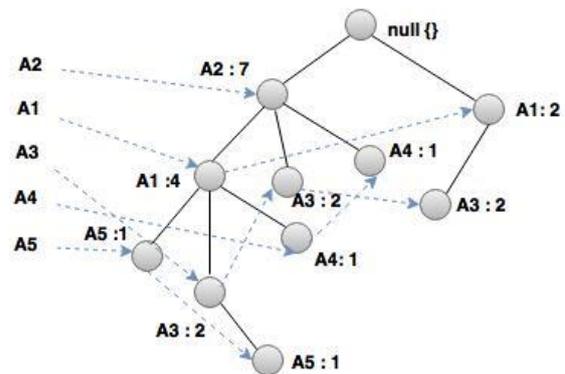
Setelah menentukan *support* sebuah item maka dicarilah *confidence* untuk menunjukkan hubungan antara 2 item atau lebih. Rumus mencari *confidence* sebagai berikut:

$$Confidence(X,Y) = P(X | Y) = \frac{Frekuensi X dan Y}{Frekuensi X} \tag{3}$$

Kedua ukuran ini nantinya akan digunakan untuk menentukan kekuatan sebuah pola dengan membandingkan pola tersebut dengan nilai minimum kedua parameter tersebut. Bila sebuah pola memenuhi kedua nilai minimum tersebut dapat disebut sebagai interesting rule atau strong rule [10].

2.6. Algoritma FP-Growth

Algoritma Frequent pattern adalah pola yang paling sering terjadi didalam sebuah data. Algoritma Frequent Pattern-Growth atau biasa disebut FP-Growth adalah algoritma lanjutan dari algoritma Apriori, yang menutupi kelemahan dari algoritma tersebut yaitu menghasilkan kombinasi yang sangat banyak sehingga tidak efisien [11].



FP Tree

Gambar 3 Contoh Model FP-Tree

Algoritma ini menggunakan pemetaan data atau melakukan scan database untuk membentuk struktur *FP-tree* (lihat pada gambar). Dengan menggunakan struktur *tree* algoritma *FP-Growth* dapat langsung mengekstrak *frequent itemset* dari susunan *tree* yang sudah dibentuk. Setelah sebuah *FP-Tree* dibentuk maka langkah selanjutnya adalah sebagai berikut [12]:

1. Tahap pembangkitan *conditional pattern base*
Conditional Pattern Base merupakan subdata yang berisi *prefix* path (lintasan awal) dan *suffix* pattern (pola akhiran). Pembangkitan *conditional pattern base* didapatkan melalui *FP-Tree* yang telah dibangun sebelumnya.
2. 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 atau sama dengan *minimum support count* akan dibangkitkan dengan *conditional FP-Tree*.
3. 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 rekursif (proses memanggil dirinya sendiri).

3. METODOLOGI PENELITIAN

Metodologi Pada penelitian ini akan menggunakan metode Cross-Industry Standard Process for Data mining (CRISP-DM). CRISP-DM merupakan siklus hidup pada sebuah proyek data mining yang terbagi menjadi enam fase. Biasanya fase tersebut bersifat adaptif, dimana fase berikutnya bergantung pada fase sebelumnya dan sebaliknya, fase yang sudah dikerjakan mungkin dapat kembali pada fase sebelumnya apabila diperlukannya evaluasi atau kesalahan pada fase sebelumnya.

Seperti yang terlihat pada gambar 2, ada 6 Fase yang akan dijalankan pada metode CRISP-DM, yaitu :

1. **Fase Pemahaman Bisnis (*Bussiness Understanding*)**, Fase ini bertujuan untuk memahami objektif dan persyaratan dalam sebuah proyek.
2. **Fase Pemahaman Data (*Data Understanding*)**, Fase ini bertujuan untuk mengumpulkan data menanalisis data.
3. **Fase Pengolahan Data (*Data Preparation*)**, Fase ini bertujuan untuk menyiapkan data untuk digunakan nantinya saat pemodelan.
4. **Fase Pemodelan (*Modeling*)**, Fase ini bertujuan untuk membangun dan menguji dengan beberapa teknik modeling yang ada.
5. **Fase Evaluasi (*Evaluation*)**, Fase ini bertujuan untuk menilai hasil dari model yang telah dikerjakan.
6. **Fase Implementasi (*Deployment*)**, Fase ini bertujuan untuk menggunakan hasil dari *data mining* untuk digunakan oleh pengguna.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Pemahaman Penelitian

Pada bagian ini akan dilakukannya pemahaman penelitian yang terdiri dari beberapa tahap dalam melakukan proses data mining yang terdiri dari pemahaman tujuan masalah, tujuan data mining, analisis

penyelesaian kasus, teknik data mining, serta alat pendukung yang digunakan.

1. Identifikasi Tujuan Masalah

Berdasarkan hasil wawancara yang dilakukan dengan narasumber game developer masalah yang dihadapi para game developer dalam melakukan *game market research* adalah proses melakukan riset secara independen masih memakan waktu yang lama dan prosesnya banyak serta memakan biaya yang mahal jika dilakukan oleh sebuah agensi.

2. Identifikasi Tujuan Data Mining

Tujuan dari dilakukannya data mining adalah untuk membantu para game developer dalam melakukan market research dengan memberikan rekomendasi genre game dengan menganalisis korelasi genrenya satu sama lain di market yang populer.

3. Teknik Data Mining

Teknik data mining yang digunakan pada penelitian ini adalah metode association rule dengan menggunakan algoritma fp-growth untuk menghasilkan strong rule yang akan digunakan untuk membentuk rekomendasi.

4. Analisis Penyelesaian Kasus

Dalam penerapan *data mining* asosisasi kita dapat mencari *pattern* atau hubungan antara item pada sebuah data didalam sebuah *dataset*. Metode ini dapat digunakan untuk membantu menyelesaikan salah satu proses dalam *market research* yaitu *trend research* untuk memberikan rekomendasi *genre* pada *genre* yang populer di market serta memperlihatkan game yang memiliki *genre* tersebut untuk dijadikan referensi pada proses selanjutnya.

5. Alat Pendukung Penelitian

Alat pendukung pada penelitian ini yang akan digunakan adalah Anaconda, Javascript, Python dan SteamSpy API.

4.2. Pemahaman Data

Pada tahap ini akan dilakukannya pemahaman data dan pengumpulan data yang dilakukan secara scraping melalui market yang dipilih, untuk kasus ini adalah Steam pada halaman "Top Seller"[5]. Setelah data dikumpulkan maka langkah selanjutnya adalah melakukan pemilihan atribut yang nantiya akan digunakan dalam proses data mining. Untuk penelitian ini kita melakukan asosiasi yang utamanya dibagian genre dan tag. Genre dan tag sebenarnya adalah hal yang berbeda dimana genre didefinisikan oleh developer game tersebut sedangkan tag itu bersifat ditentukan oleh pengguna (user defined). Oleh karena itu genre dan tag akan digabungkan dan jika terdapat data yang duplikat akan dihapus dan dari gabungan genre dan tag inilah yang akan dijadikan parameter dalam melakukan data miningnya. Genre dan tag didapatkan dari API Steamspy yang berdasarkan Steam.

Selain dari genre dan tag, tahun rilis game juga akan digunakan sebagai parameter untuk menentukan game yang populer berdasarkan tahun rilis. Atribut selanjutnya adalah atribut review positif dan negatif yang berguna untuk membersihkan data produk yang memiliki rating yang rendah karena terkadang sebuah game bersifat populer di market tetapi memiliki rating yang rendah. Appid juga akan digunakan sebagai id untuk digunakan dalam proses

data mining nantinya. Lalu dilakukannya estimasi owner menggunakan Boxleiter method untuk menemukan estimasi owner yang akan digunakan untuk menghitung revenue produk tertentu menggunakan tahun rilis dan jumlah review [13][14]. Kemudian dari data revenue tersebut akan dihitung berdasarkan revenue-per-genre dimana akan digunakan untuk kepentingan pembentukan rekomendasi, berikut adalah sample table revenue-per-genre:

Genre	Total Revenue
Singleplayer	\$ 15.255.191.564,00
Action	\$ 15.131.485.894,00
Multiplayer	\$ 13.492.037.925,00
Adventure	\$ 12.023.447.725,00
Open World	\$ 11.140.665.663,00
Atmospheric	\$ 11.038.003.591,00
Co-op	\$ 9.644.401.944,00
First-Person	\$ 8.565.604.731,00
Great Soundtrack	\$ 8.352.632.234,00
RPG	\$ 7.307.424.097,00

Gambar 4 Sample revenue per-Genre game

4.3. Pengolahan Data

Proses pengolahan data dilakukan untuk menghilangkan data yang tidak relevan untuk hasil akhir pada proses data mining. Proses ini dimulai dari pembersihan data untuk memverifikasi kualitas data. berikut adalah pesyaratan pembersihan data dalam penelitian ini:

1. Data yang kosong dan ambigu
2. Data duplikat dalam kolom 'appid'
3. Data yang memiliki rating rendah
4. Data yang tidak mengandung genre input yang ingin dianalisis
5. Menghapus kolom tahun rilis dan review positif negatif karena tidak diperlukan lagi kedepannya.

Berikut adalah sample dari 23 data yang telah dibersihkan:

appid	genre dan tag	Revenue
1057090	'2d','action','actionadventure','adventure','atmospheric','beautiful','cute','difficult','emotional','exploration','fantasy','greatsoundtrack','indie','metroidvania','openworld','platformer','puzzle','singleplayer','soulslike','storyrich'	31403219
261570	'2d','action','adventure','atmospheric','cute','difficult','exploration','familyfriendly','fantasy','greatsoundtrack','indie','metroidvania','openworld','platformer','puzzle','puzzleplatformer','rpg','sidescroller','singleplayer','storyrich'	0
1135690	'2d','atmospheric','casual','colorful','cute','experimental','familyfriendly','femaleprotagonist','hiddenobject','indie','inventorymanagement','isometric','lifesim','pixelgraphics','point&click','puzzle','relaxing','simulation','singleplayer','storyrich'	3359325
787480	'2d','adventure','anime','casual','classic','comedy','conversation','crime','cultclassic','detective','dynamicarration','funny','greatsoundtrack','memes','mystery','point&click','puzzle','singleplayer','storyrich','visuanovel'	6426579
1092790	'2d','3d','adventure','cardbattler','cardgame','dark','deckbuilding','experimental','fmv','firstperson','horror','indie','pixelgraphics','point&click','psychological','puzzle','roguelike','roguelite','storyrich','strategy','surreal'	17335898
1509960	'2d','action','casual','coop','cute','difficult','funny','horror','indie','localcoop','localmultiplayer','multiplayer','onlinecoop','partygame','pixelgraphics','platformer','puzzle','puzzleplatformer','retro','soulslike'	865827

Gambar 5 Alur Kerja dari Proses Pendeteksian Umur

Setelah kita menemukan data revenue, kita dapat memproses data ini menjadi fitur menghitung revenue tiap genre. Seluruh produk dikelompokkan sesuai dengan genrenya lalu akan dihitung tiap revenue tiap produk di suatu genre. Hasil dari ini adalah data revenue per-genre

pada "Top Games" pada Steam. Hal ini dilakukan untuk pembentukan rekomendasi pada penelitian ini.

4.4. Pemodelan Data

Permodelan data adalah tahapan untuk membuat model yang cocok untuk digunakan pada model yang terpilih dan dianggap cocok dalam proses data mining. Metode yang digunakan adalah Association Rule dengan algoritma FP-Growth. Langkah pertama adalah melakukan pengkodean pada tiap item agar memudahkan proses dokumentasi. Tiap Genre dan Tag sudah ditentukan oleh Steam dan dapat digunakan untuk melakukan pengkodean [15].

Setelah dilakukan pengkodean, hal selanjutnya yang dilakukan adalah menghitung support count pada frekuensi genre untuk menemukan frequent occurrence. langkah selanjutnya adalah mengeliminasi konten yang tidak memenuhi nilai minimum support. Minimum support sesuai dari kebutuhan pengguna jadi minimum support disini harus bisa dimodifikasi oleh user dengan cara memberikan input langsung. Untuk kasus ini akan digunakannya 25% dari support count. Hal ini dapat dilakukan dengan perhitungan menggunakan rumus:

$$25\% \times \text{Jumlah data} = \text{minimum support count} \quad (4)$$

Berdasarkan minimum support ratio data yang berjumlah 23 data memiliki support count sebanyak 6. Setelah didapatkannya data yang memenuhi nilai minimum support count maka langkah selanjutnya adalah mengurutkan item dari support terbesar sapaai terkecil kemudian memberikan prioritas dimulai dari frekuensi terbesar. Item yang memiliki support count yang sama akan diurutkan berdasarkan numerik kode. Berikut adalah hasil pengurutan data yang telah dilakukan:

Inisial	Support Count	Priority
11	23	1
19	23	2
8	19	3
1	17	4
3	14	5
4	12	6
16	10	7
22	10	8
25	10	9
2	9	10
7	9	11
12	9	12
15	9	13
47	8	14
50	8	15
5	7	16
31	7	17
82	7	18

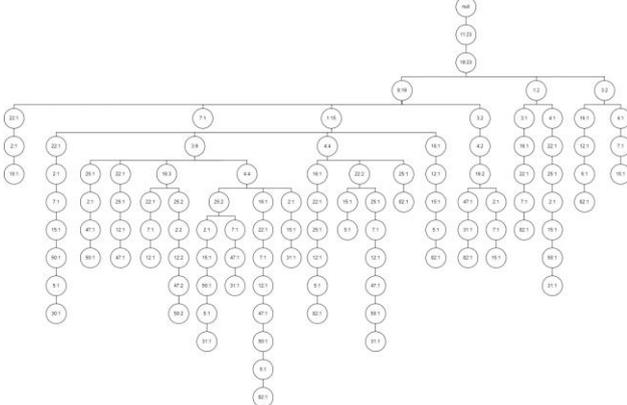
Gambar 6 Hasil Pengurutan Data

Data kemudian diurutkan berdasarkan prioritas dan inisial kode yang tidak termasuk akan dihapus. Berikut adalah sampel table data inisial yang telah diurutkan:

appid	Initial	Initial yang sudah terurut
1057090	11,2,35,3,12,169,25,50,122,23,20,47,1,203,41,42,19,8,210,16	11,19,8,1,3,16,25,2,12,47,50
261570	11,2,3,12,25,50,23,36,20,47,1,203,41,42,19,94,6,88,8,16	11,19,8,1,3,16,25,2,12,47,50
1135690	11,12,4,21,25,181,36,44,123,1,162,144,178,22,82,19,38,5,8,16	11,19,8,1,4,16,22,25,12,5,82
787480	11,3,29,4,140,49,245,213,284,184,270,31,47,129,64,82,19,8,16,56	11,19,8,3,4,16,47,31,82
1092790	11,13,3,245,161,62,237,381,306,27,37,1,22,82,182,19,100,113,16,7,124	11,19,1,3,16,22,7,82

Gambar 6 sampel table data inisial yang telah diurutkan

Setelah mendapatkan data yang telah diurutkan dan mengeliminasi data yang hanya mengandung satu item hal selanjutnya adalah proses pembuatan fp-tree. Berikut adalah fp-tree yang telah dari data sebelumnya:



Gambar 7 FP Tree

Setelah membuat fp-tree dari data yang ada maka selanjutnya adalah tahap pencarian frequent itemset. Pembangunan conditional pattern base didapatkan melalui fp-tree keseluruhan dan mencari support count terkecil sesuai dengan hasil pengurutan priority yang telah dilakukan sebelumnya. Lalu support count dari setiap item pada tabel conditional pattern base diatas akan dijumlahkan dan jika memenuhi minimum support count akan dibangkitkan dengan conditional fp tree. Berikut adalah hasil dari pembentukan conditional pattern base dan conditional fp-tree:

Initial	Conditional Pattern Based	Conditional fp-tree
82	{11,19,8,1,3,4,16,22,7,12,47,50,5,1};{11,19,8,1,4,16,22,25,12,5,1};{11,19,8,1,4,25,1};{11,19,8,1,16,12,15,5,1};{11,19,8,3,4,16,47,31,1};{11,19,1,3,16,22,7,1};{11,19,3,16,12,5,1}	{11:7,19:7,16:6}
31	{11,19,8,1,22,2,7,15,50,5,1};{11,19,8,1,3,4,25,2,15,50,5,1};{11,19,8,1,3,4,25,7,47,1};{11,19,8,1,3,4,2,15,50,1};{11,19,8,1,4,22,25,7,12,47,50,1};{11,19,8,3,4,16,47,31,1};{11,19,1,4,22,25,2,15,50,1};{11,19,8,1,22,2,7,15,50,1};{11,19,8,1,3,4,25,2,15,50,1};{11,19,8,1,3,4,16,22,7,12,47,50,1};{11,19,8,1,4,16,22,25,12,5,1};{11,19,18,1,4,22,15,1};{11,19,8,1,16,12,15,1};{11,19,3,16,12,1,1}	{11:7,19:7,8:6,1:6,4:6}
50	{11,19,8,1,22,2,7,15,1};{11,19,8,1,3,25,2,47,2};{11,19,8,1,3,16,25,2,12,47,2};{11,19,8,1,3,4,25,2,15,1};{11,19,8,1,3,4,16,22,7,12,47,1};{11,19,8,1,4,22,25,2,15,1};{11,19,8,1,3,4,25,2,12,1};{11,19,8,1,3,22,25,12,1};{11,19,8,1,3,16,25,2,12,2};{11,19,8,1,3,4,25,7,1};{11,19,8,1,3,4,16,22,7,12,1};{11,19,8,1,4,22,25,7,12,1};{11,19,8,3,4,16,1,1}	{11:7,19:7,1:6}
47	{1,3,4,16,22,7,12,1};{11,19,8,1,4,22,25,7,12,1};{11,19,8,3,4,16,1,1}	{11:8,19:8,8:8,1:7,3:6}
15	{11,19,8,1,22,2,7,15,1};{11,19,8,1,3,25,2,47,1};{11,19,8,1,3,16,25,2,12,1};{11,19,8,1,3,4,25,2,15,1};{11,19,8,1,3,4,16,22,7,12,1};{11,19,8,1,4,22,25,2,15,1};{11,19,8,1,3,4,25,7,1};{11,19,8,1,3,4,16,22,7,12,1};{11,19,8,1,4,22,25,7,12,1};{11,19,8,3,4,16,1,1}	{11:9,19:9,8:6,4:6,2:6}
12	{4,16,22,25,1};{11,19,8,1,4,22,25,7,3};{11,19,8,1,16,1};{11,19,3,16,1}	{11:9,19:8,8:1,9:16,7:6}
7	{8,14,22,25,1};{11,19,8,3,4,16,2,1};{11,19,1,3,16,22,1};{11,19,3,4,1}	{11:9,19:8,7:3,6}
2	{11,19,8,22,1};{11,19,8,1,22,1};{11,19,8,1,3,25,1};{11,19,8,1,3,16,25,2};{11,19,8,1,3,4,25,1};{11,19,8,1,2,3,4,1};{11,19,8,3,4,16,1};{11,19,1,4,22,25,1}	{11:9,19:8,8:1,7:3,6}
25	{11,19,8,1,3,1};{11,19,8,1,3,22,1};{11,19,8,1,3,16,2};{11,19,8,1,4,16,22,1};{11,19,8,1,1,19,8,1,4,1};{11,19,8,1,4,1};{11,19,1,4,22,1}	{11:10,19:10,1:10,8:9,4:6,3:6}
22	{11,19,8,1,1};{11,19,8,1,1};{11,19,8,1,3,16,1};{11,19,8,1,3,4,16,1};{11,19,8,1,4,2};{11,19,1,3,16,1};{11,19,1,4,1};{11,19,8,1,3,4,16,1}	{11:10,19:10,1:9,8,8}
16	{11,19,8,1,3,3};{11,19,8,1,3,4,1};{11,19,8,1,4,1};{11,19,8,1,1};{11,19,8,3,4,2};{11,19,1,3,1};{11,19,3,1}	{11:10,19:10,8:8,3:6,1:7}
4	{11,19,8,1,3,4};{11,19,8,1,4};{11,19,8,3,2};{11,19,8,2};{11,19,1,1};{11,19,3,1}	{11:12,19:12,8:10,1:9,3,7}
3	{11,19,8,1,9};{11,19,8,2};{11,19,1,1};{11,19,2}	{11:14,19:14,8:11,1:10}
1	{11,19,8,15};{11,19,2}	{11:17,19:17,8:15}
8	{11,19,19}	{11:19,19}
19	{11,23}	{11:23}
11	{}	{}

Gambar 7 Tabel Hasil Pembentukan conditional pattern base dan conditional fp-tree

Setelah menemukan conditional fp-tree maka didapatkan frequent itemset dengan melakukan kombinasi inisial untuk setiap conditional fp-tree. Berikut adalah sample hasil dari pembentukan conditional fp-tree:

Initial	Frequent Pattern Generated
82	{82,11,7};{82,19,7};{82,16,6};{82,11,19,7};{82,11,16,6};{82,19,16,6};{82,11,19,16,6};{31,11,7};{31,19,7};{31,8,6};{31,1,6};{31,4,6};{31,11,19,7};{31,11,8,6};{31,11,1,6};{31,11,4,6};{31,19,8,6};{31,19,1,6};{31,19,4,6};{31,8,1,6};{31,8,4,6};{31,1,4,6};{31,11,19,8,6};{31,11,19,1,6};{31,11,19,4,6};{31,11,8,1,6};{31,11,8,4,6};{31,11,1,4,6};{31,19,8,1,6};{31,19,8,4,6};{31,19,1,4,6};{31,8,1,4,6};{31,11,19,8,1,6};{31,11,19,8,4,6};{31,11,19,1,4,6};{31,11,19,8,1,4,6};{31,11,19,8,1,4,6}
5	{5,11,7};{5,19,7};{5,1,6};{5,11,19,7};{5,11,1,6};{5,19,1,6};{5,11,19,1,6};{50,11,8};{50,19,8};{50,8,8};{50,1,7};{50,25,6};{50,2,6};{50,11,19,8};{50,11,8,8};{50,11,1,7};{50,11,25,6};{50,11,2,6};{50,19,8,8};{50,19,1,7};{50,19,25,6};{50,19,2,6};{50,8,1,7};{50,8,25,6};{50,8,2,6};{50,1,25,6};{50,1,2,6};{50,11,19,8,8};{50,11,19,1,7};{50,11,19,25,6};{50,11,19,2,6};{50,11,8,1,7};{50,11,8,25,6};{50,11,8,2,6};{50,11,1,25,6};{50,11,1,2,6};{50,11,25,2,6};{50,19,8,1,7};{50,19,8,25,6};{50,19,8,2,6};{50,19,1,25,6};{50,19,1,2,6};{50,19,25,2,6};{50,8,1,25,6};{50,8,1,2,6};{50,8,25,2,6};{50,1,25,2,6};{50,11,19,8,1,7};{50,11,19,8,25,6};{50,11,19,8,2,6};{50,11,19,1,25,6};{50,11,19,1,2,6};{50,11,8,1,2,6};{50,11,8,25,2,6};{50,11,1,25,2,6};{50,19,8,1,25,6};{50,19,8,1,2,6};{50,19,8,25,2,6};{50,19,1,25,2,6};{50,8,1,25,2,6};{50,11,19,8,1,25,6};{50,11,19,8,1,2,6};{50,11,19,1,25,2,6};{50,11,8,1,25,2,6};{50,19,8,1,25,2,6};{50,11,19,1,8,25,2,6}

Gambar 8 Tabel Hasil conditional fp-tree

Dari hasil Frequent Pattern generated, hal selanjutnya adalah untuk membentuk rule, setiap inisial yang dipasangkan dengan data di frequent pattern generated akan membentuk generated rule. Setelah membentuknya sebuah rule maka selanjutnya adalah melakukan perhitungan minimum confidence. Sesuai dengan kebutuhan game market research kita dapat mengasumsikan bahwa developer hanya ingin melihat hasil yang tinggi, jadi confidence dapat kita buat 80% untuk kasus ini. Setelah mengeleminasi untuk memudahkan pembacaan, inisial akan diubah kembali seperti semula. Berikut adalah contoh konversi dari inisial kembali ke nama genre dan tag semula. Berikut adalah table sample hasil dari proses ini:

Frequent Pattern Generated	Confidence	Confidence2
Point & Click → 2D	7/7	100,00%
Point & Click → Puzzle	7/7	100,00%
Point & Click → Story Rich	6/7	85,71%
Story Rich → Point & Click	6/6	100,00%
Point & Click → 2D,Puzzle	7/7	100,00%
2D,Puzzle → Point & Click	7/7	100,00%
Point & Click → 2D,Story Rich	6/7	85,71%
2D,Story Rich → Point & Click	6/6	100,00%
Point & Click → Puzzle,Story Rich	6/7	85,71%
Puzzle,Story Rich → Point & Click	6/6	100,00%
Point & Click → 2D,Puzzle,Story Rich	6/7	85,71%
2D,Puzzle,Story Rich → Point & Click	6/6	100,00%

Gambar 8 Tabel sample hasil

Setelah kita mendapatkan *strong rule* dari hasil perhitungan *confidence* kita dapat melakukan pembentukan rekomendasi. Untuk kasus ini pembentukan rekomendasi akan berdasarkan tabel *revenue* yang telah dihitung, serta pesyaratan lainnya, sebagai berikut:

- Melakukan pengecekan *antecedent* and *consequent*. Dalam kasus ini kedua hal ini akan digabungkan.
- Jika hasil penggabungan *antecedent* dan *consequent* telah dilakukan dan terdapat aturan yang sama tetapi memiliki urutan yang berbeda maka akan dihapus karena duplikat
- Dalam rekomendasi harus mengandung seluruh *genre input* dari user.

4. Rekomendasi dibentuk berdasarkan hasil *revenue* pada tiap *genre* dan *tag*-nya. Lalu rekomendasi diurutkan secara descending berdasarkan *revenue* tertinggi.
5. Rekomendasi yang paling atas adalah rekomendasi yang diberikan kepada user karena menempati *revenue* paling tertinggi, sisanya adalah opsi atau pilihan lain yang bisa diambil oleh user.

Berikut adalah sample hasil dari pembentukan rekomendasi yang dilakukan pada penelitian ini:

Rekomendasi
'2D', 'Puzzle', 'Simulation', 'Singleplayer'
'2D', 'Indie', 'Puzzle', 'Simulation', 'Singleplayer'
'2D', 'Funny', 'Puzzle', 'Singleplayer'
'2D', 'Difficult', 'Puzzle', 'Singleplayer'
'2D', 'Difficult', 'Indie', 'Puzzle', 'Singleplayer'
'2D', 'Cute', 'Greatsoundtrack', 'Puzzle', 'Singleplayer'
'2D', 'Cute', 'Greatsoundtrack', 'Indie', 'Puzzle', 'Singleplayer'
'2D', 'Adventure', 'Greatsoundtrack', 'Puzzle', 'Singleplayer'
'2D', 'Adventure', 'Greatsoundtrack', 'Indie', 'Puzzle', 'Singleplayer'
'2D', 'Greatsoundtrack', 'Indie', 'Puzzle', 'Singleplayer'
'2D', 'Greatsoundtrack', 'Puzzle', 'Singleplayer'
'2D', 'Action', 'Adventure', 'Puzzle', 'Singleplayer'

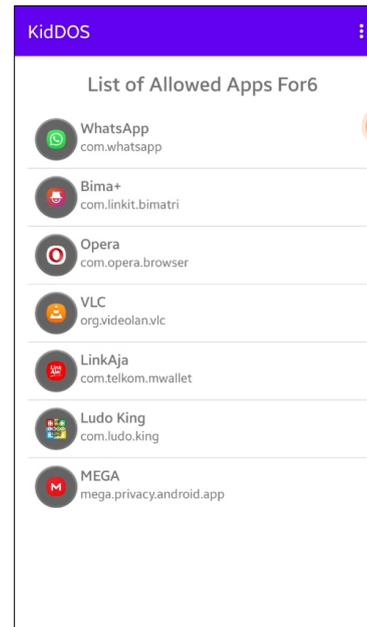
Gambar 8 Tabel Pembentukan Rekomendasi

4.5. Proses Evaluasi dan Pengujian

Pada penelitian ini akan dilakukannya pengujian evaluasi terhadap strong rule yang telah dibuat. Dengan cara melakukan perbandingan dengan perhitungan manual serta perhitungan menggunakan sistem. Lalu dilakukannya pengujian terhadap user dimana user adalah game developer yang pernah melakukan game market research. Untuk perhitungan manual dan perhitungan melalui sistem mendapatkan hasil rekomendasi yang sama yang menyimpulkan bahwa perhitungan yang dilakukan oleh sistem telah benar dilakukan. Untuk pengujian pada user, user merasa sudah terbantu dalam melakukan market research dan memenuhi syaratnya.:

4.6. Proses Implementasi

Proses implementasi merupakan tahapan yang dilakukan dalam pembangunan perangkat lunak sesuai dengan sistem yang telah dibangun pada penelitian ini. Berikut adalah gambar aplikasi yang telah diimplementasikan.:



Gambar 9 Implementasi Input Genre



Gambar 10 Implementasi Rekomendasi Game

5. PENUTUP

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis dan pengujian yang telah dilakukan pada penelitian ini maka dapat didapatkan hasil pengujian berupa aplikasi yang dibangun untuk membantu pada game developer dalam melakukan market research dan memberikan rekomendasi genre yang dapat dikembangkan kedepannya

5.2. Saran

Adapun saran untuk pengembangan penelitian tugas akhir ini, yaitu: diperlukannya fungsionalitas yang dapat digunakan untuk memprediksi kedepannya dan memberikan rekomendasi berdasarkan hasil prediksi tersebut.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Steve. Rabin, "Introduction to game development," p. 979, 2005.
- [2] E. Bethke, "Game development and production," Booksgooglecom, vol. 62, p. 432, 2003.
- [3] M. E. Moore and J. Novak, "Game development essentials. Game industry career guide," p. 323, 2010.
- [4] E. F. McQuarrie, "The market research toolbox : a concise guide for beginners," p. 253, 2012.
- [5] Indigo Academy. Market Research [Online]. <https://academy.indigo.id/mod/book/view.php?id=174&chapterid=84> [Diakses 14 Juni 2022]
- [6] D. T. Larose and C. D. Larose, Discovering Knowledge in Data. 2014. doi: 10.1002/9781118874059.
- [7] "IBM SPSS Modeler CRISP-DM Guide," 1994. [Online]. Available: <http://www.ibm.com/spss>.
- [8] D. T. Larose and C. D. Larose, "DISCOVERING KNOWLEDGE IN DATA An Introduction to Data Mining Second Edition Wiley Series on Methods and Applications in Data Mining." 2014
- [9] Y. Septiana and D. Dharmayanti, "PENERAPAN IMPROVED APRIORI PADA APLIKASI DATA MINING DI PERUSAHAAN KALVIN SOCKS PRODUCTION," Jurnal Ilmiah Komputer dan Informatika (KOMPUTA), vol. 35, no. 1, 2016.
- [10] Y. Q. Wei, R. H. Yang, and P. Y. Liu, "An improved Apriori algorithm for association rules of mining," ITME2009 - Proceedings 2009 IEEE International Symposium on IT in Medicine and Education, pp. 942–946, 2009, doi: 10.1109/ITIME.2009.5236211.
- [11] N. Sharma and C. Kant Verma, "Association Rule Mining: An Overview," 2014.
- [12] L. Chen, M. Zaharia, dan J. Zou, "Efficient Online ML API Selection for Multi-Label Classification Tasks," dalam Proceedings of the 39th International Conference on Machine Learning, Sep 2022, vol. 162, hlm. 3716–3746. [Daring]. Available: <https://proceedings.mlr.press/v162/chen22ad.html/>
- [13] Video Game Insight. How to Estimate Steam Video Game Sales? [Online]. <https://vginsights.com/insights/article/how-to-estimate-steam-video-game-sales> [Diakses 5 Mei 2022]
- [14] GameDeveloper. Genre Viability on Steam and Other Trends – An Analysis Using Review Count 2 [Online]. <https://www.gamedeveloper.com/business/genre-viability-on-steam-and-other-trends---an-analysis-using-review-count> [Diakses 15 Agustus 2022]
- [15] Steam. Popular Tags [Online]. <https://store.steampowered.com/tag/browse> [Diakses 14 Juni 2022]