



IMPLEMENTASI ALGORITMA APRIORI UNTUK ANALISA PEMILIHAN TIPE KARAKTER PADA PERMAINAN *MOBILE LEGEND*

Mustofa, Arina Selawati, Kurani Mega Asteroid, Meirina Suci Ridha.

AMIK BSI Jakarta

(Naskah diterima: 1 Januari 2024, disetujui: 28 Januari 2024)

Abstract

Increased competition in the video game industry requires developers to increase the appeal of video games in order to survive and compete. One of the strictest types of video game competition today is the MOBA (Multiplayer Online Battle Arena) game which is a real time game played with teamwork. One of the MOBA video games that is competing in the fight for consumers today is Mobile Legend. One way to increase the attractiveness of MOBA games is to utilize the character selection data type played by video game players. With that data we can analyze what type of character most played by players. So the developer bias determines the character type that will release next. With the Apriori Algorithm, data processing and information will enable developers to determine what characters should be prepared for release, planning character release strategies can be organized based on the character selection patterns of players' characters.

Keyword: *video game, apriori, character type, Mobile Legend*

Abstrak

Meningkatnya persaingan dalam industri *video game* menuntut para pengembang untuk meningkatkan daya tarik *video game* agar dapat bertahan dan bersaing. Salah satu jenis *video game* yang persaingannya ketat saat ini adalah MOBA(*Multiplayer Online Battle Arena*) game yang merupakan permainan yang bersifat *real time* yang dimainkan dengan kerjasama tim. Salah *video game* MOBA yang sedang ikut bersaing dalam memperebutkan konsumen saat ini yaitu *Mobile Legend*. Salah satu cara untuk meningkatkan daya tarik *game* MOBA adalah dengan pemanfaatan data pemilihan tipe karakter yang dimainkan oleh para pemain *video game*. Dengan data tersebut kita bisa menganalisa tipe karakter apa yang paling banyak dimainkan oleh *player*. Sehingga pihak pengembang bias menentukan tipe karakter yang akan *release* berikutnya. Dengan Algoritma Apriori, pengolahan data dan informasi nantinya akan dapat membantu developer untuk menentukan karakter apa yang harus dipersiapkan untuk *release*, perencanaan strategi *release* karakter bisa disusun berdasarkan pola pemilihan tipe karakter para pemain

Keyword: *video game, apriori, tipe karakter, Mobile Legend*

I. PENDAHULUAN

Teknologi tidak pernah berhenti untuk bergerak maju untuk membuat terobosan-terobosan baru dalam semua segi kehidupan. Salah satunya adalah pada segi hiburan (Saleha, 2013:26). Salah satu teknologi di bidang hiburan adalah *video game*. Perkembangan *video game* belakangan ini sangatlah pesat, terutama di kawasan Asia tenggara yang laju pertumbuhan majemuk tahunan (*Compound Annual Growth Rate*) pendapatan *video game* mencapai +28.8%. Sedangkan di Indonesia pencapaian laju pertumbuhan majemuk tahunan lebih baik lagi, yaitu mencapai +37.3% (Newzoo, 2015:3). Artinya bahwa persaingan di bidang *video game* juga meningkat.

Meningkatnya persaingan dalam industri *video game* menuntut para pengembang untuk meningkatkan daya tarik *video game* yang dipasarkan agar dapat bertahan dan bersaing. Semakin menjanjikannya bisnis dalam industry *video game* juga akan mengundang pebisnis baru yang menciptakan perusahaan pengembang *video game* baru. Salah satu jenis *video game* yang persaingannya ketat adalah MOBA(*Multiplayer Online Battle Arena*) yang merupakan permainan yang bersifat *real time* yang dimainkan dengan kerjasama tim (Abdul, Putra, & Komarudin, 2017:45). Setiap tim

memiliki 5 pemain. Setiap tim memiliki markas utama masing-masing. Tim yang pertama menghancurkan markas musuh adalah pemenangnya. Salah game MOBA yang sedang ikut bersaing dalam memperebutkan konsumen saat ini yaitu *Mobile Legend*, yang termasuk dalam 5 *video game* MOBA paling popular. (Yamananda, 2017) Ada berbagai cara untuk meningkatkan daya Tarik suatu *video game*. Khususnya dalam permainan MOBA salah satu daya tariknya adalah berbagai pilihan karakter yang tersedia.

Salah satu cara untuk meningkatkan daya tarik *video game* MOBA adalah dengan pemanfaatan data pemilihan tipe karakter yang dimainkan oleh para pemain *video game*. Dengan data tersebut kita bisa menganalisa tipe karakter apa yang paling banyak dimainkan oleh *player* dan pola pemilihan tipe karakter yang dimainkan *player*, serta kecenderungan pemilihan tipe karakter alternatif yang disukai oleh para pemain *video game*. Sehingga dengan data-data tersebut pihak pengembang bisa menentukan strategi untuk *realese* tipe karakter yang akan diluncurkan berikutnya.

Video game Mobile Legend memiliki 5 tipe karakter yaitu: *Tank*, *Fighter*, *Assassin*, *Mage*, *Marksman* dan *Support*. Dalam penelitian ini akan dicari mana tipe karakter yang paling popular, kemudian pola pemilihan

tipe karakter yang dimainkan oleh para pemain. Dan pilihan alternatif pemain berdasarkan tipe karakter utama yang dipilih. Dalam penelitian ini algoritma yang digunakan dalam pengolahan data adalah algoritma apriori. Algoritma termasuk jenis aturan asosiasi pada *data mining*, Algoritma Apriori yang bertujuan untuk menemukan *frequent item sets* dijalankan pada sekumpulan data (Pane, 2013:25). Analisis Apriori didefinisikan suatu proses untuk menemukan semua aturan apriori yang memenuhi syarat minimum untuk *support* dan syarat minimum untuk *confidence*. Melihat pada penelitian terdahulu, algoritma apriori bagus untuk digunakan untuk pembentukan itemset, pencarian pola dan lain sebagainya. Maka dari itu pada penelitian kali ini Algoritma apriori digunakan untuk menentukan pola pemilihan tipe karakter pada permainan *Mobile Legend*.

Dengan penelitian ini diharapkan data yang didapatkan nantinya bisa digunakan untuk membantu pengembang *video game Mobile Legend* untuk menentukan strategi dalam peluncuran karakter sehingga minat para pemain *video game* ini tetap terjaga karena *Mobile Legend* akan selalu menarik dengan strategi *release* karakter yang tepat. Berdasarkan latar belakang yang telah disebutkan diatas, didapatkan rumusan

masalah yang dibahas dalam penelitian ini sebagai berikut:

- a. Bagaimana menerapkan algoritma apriori untuk mengetahui tipe karakter yang paling banyak digunakan?
- b. Apakah Algoritma Apriori dapat membantu menentukan tipe karakter yang akan release selanjutnya?
- c. Bagaimana mengimplementasikan algoritma apriori pada data pemilihan tipe karakter dengan menggunakan Weka?

Adapun tujuan dilakukannya penelitian ini adalah untuk mengetahui apakah pengolahan data tipe karakter yang digunakan oleh pemain *video game Mobile Legend* menggunakan algoritma apriori dapat membantu penyediaan informasi dalam menentukan strategi yang akan diambil oleh pengembang *video game* pada agenda peluncuran karakter baru yang akan di-release berikutnya.

II. KAJIAN TEORI

a. Video Game

Dalam bukunya Adams (2010:3) menjelaskan bahwa games adalah aktivitas bermain yang dilakukan dalam konteks memerlukan sebuah peran dimana pemain berusaha untuk mencapai tujuan tertentu sesuai dengan aturan yang tertentu. Sedangkan Pressman dalam Ramadhan & Widayani (2013:95) berpendapat bahwa video game adalah sebuah

software yang menyediakan hiburan. Video game juga bukan hanya produk pemrograman, bukan sekedar seni, buah kreatifitas ataupun sekedar imajinasi. Tetapi game lebih menjurus kepada kerajinan yang dihasilkan dari penggabungan dari berbagai aspek seperti seni, musik, pemrograman, akting dan pengaturan dan integrasi antar aspek tersebut. (Ramadhan & Widjani, 2013:95).

b. Data Mining

Data mining adalah suatu istilah yang digunakan untuk menguraikan penemuan pengetahuan didalam *database*. *Data mining* adalah proses yang menggunakan teknik statistik, matematika, kecerdasan buatan, dan *machine learning* untuk mengekstraksi dan mengidentifikasi informasi yang bermanfaat dan pengetahuan yang terkait dari berbagai *database* besar (Nursikuwagus & Hartono, 2016:702)

c. Associate Rule

Association Rule atau Aturan Asosiasi adalah teknik data mining untuk menemukan aturan asosiatif atau pola kombinasi dari suatu item. Bila kita mengambil contoh aturan asosiatif dalam suatu transaksi pembelian barang disuatu minimarket adalah kita dapat mengetahui berapa besar kemungkinan seorang konsumen membeli suatu item bersamaan dengan item lainnya (membeli roti bersama dengan selai). Karena awalnya berasal

dari studi tentang database transaksi pelanggan untuk menentukan kebiasaan suatu produk dibeli bersama apa, maka *association rule* sering juga dinamakan *market basket analysis*.

Association Rule adalah bentuk jika "kejadian sebelumnya" (*If antecedent, then consequent*), yang diikuti dengan perhitungan aturan *support* dan *confidence*. Bentuk umum dari *association rule* adalah *Antecedent Consequent*. Bila kita ambil contoh dalam sebuah transaksi pembelian barang di sebuah minimarket didapat *bentuk association rule* roti selai. Yang artinya bahwa pelanggan yang membeli roti ada kemungkinan pelanggan tersebut juga akan membeli selai, dimana tidak ada batasan dalam jumlah item item pada bagian *antecedent* ataupun *consequent* dalam sebuah *rule*. *Association rule* memiliki dua tahap pengerjaan, yaitu:

1. Mencari kombinasi yang paling sering terjadi dari suatu *Itemset*.
2. Mendefinisikan *Condition* dan *Result* (untuk *conditional association rule*).

Dalam menentukan suatu *association rule*, terdapat suatu *interestingness measure* (ukuran kepercayaan) yang didapat dari hasil pengolahan data dengan perhitungan tertentu. Umumnya ada dua ukuran, yaitu :

1. *Support* : suatu ukuran yang menunjukkan seberapa besar tingkat dominasi suatu item/*Itemset* dari keseluruhan transaksi.

Ukuran ini menentukan apakah suatu item/*Itemset* layak untuk dicari *confidence*-nya (misal, dari keseluruhan transaksi yang ada, seberapa besar tingkat dominasi suatu item yang menunjukkan bahwa item A dan item B dibeli bersamaan).

2. *Confidence* : suatu ukuran yang menunjukkan hubungan antara 2 item secara *conditional* (misal, menghitung kemungkinan seberapa sering item B dibeli oleh pelanggan jika pelanggan tersebut membeli sebuah item A).

Kedua ukuran ini nantinya berguna dalam menentukan kekuatan suatu pola dengan membandingkan pola tersebut dengan nilai minimum kedua parameter tersebut yang ditentukan oleh pengguna. Bila suatu pola memenuhi kedua nilai minimum parameter yang sudah ditentukan sebelumnya, maka pola tersebut dapat disebut sebagai *interesting rule* atau *strong rule*.

d. Algoritma Apriori

Algoritma Apriori adalah algoritma yang berpengaruh untuk *mining frequent Itemset* untuk aturan asosiasi (Tanna & Ghodasara, 2014:127). Algoritma apriori termasuk jenis aturan asosiasi pada data mining. Aturan yang menyatakan asosiasi antara beberapa atribut sering disebut *affinity analysis* atau *market basket analysis*. Analisis asosiasi atau *association rule mining* adalah teknik data

mining untuk menemukan aturan suatu kombinasi item. Salah satu tahap analisis asosiasi yang menarik perhatian banyak peneliti untuk menghasilkan algoritma yang efisien adalah analisis pola frekuensi tinggi (*frequent pattern mining*). Penting tidaknya suatu asosiasi dapat diketahui dengan dua tolak ukur, yaitu: *support* dan *confidence*. Support (nilai penunjang) adalah persentase kombinasi item tersebut dalam *database*, sedangkan *confidence* (nilai kepastian) adalah kuatnya hubungan antar-item dalam aturan asosiasi.

e. Weka

Proyek WEKA bertujuan untuk menyediakan koleksi algoritma yang komprehensif untuk *machine learning* dan *preprocessing* data yang bias digunakan oleh para peneliti. Hal ini memungkinkan pengguna untuk cepat menguji dan membandingkan *machine learning* yang berbeda metode pada kumpulan data baru. Arsitekturnya yang modular dan dapat diperluas memungkinkan proses penambangan data yang akan dibangun dari kumpulan dasar algoritma.

pembelajaran dasar serta alat yang disediakan bisa dimengerti dengan mudah berkat *interface* yang sederhana, mekanisme *plugin* dan fasilitas yang otomatis.

Workbench mencakup algoritma untuk regresi, *classification*, *clustering*, asosiasi aturan *mining* dan pilihan atribut. Eksplorasi

awal data dipenuhi dengan baik dengan fasilitas data visualisasi dan banyak alat *preprocessing*.

III. METODE PENELITIAN

Berikut ini adalah penjelasan mengenai enam tahap siklus hidup pengembangan data mining *Cross-Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM) yang digunakan dalam penelitian ini:

a. *Business Understanding*

Tujuan bisnis dalam pemasaran *video game Mobile Legend* adalah untuk menyediakan *video game* yang menarik untuk diaminkan oleh masyarakat secara luas. Untuk meningkatkan daya tarik *video game* salah satu caranya adalah manajemen *release* karakter yang tepat sehingga minat konsumen terhadap *video game* ini terjaga. Maka dari itu perlu diketahui pola pemilihan karakter oleh pengguna untuk mengetahui tipe karakter apa yang tepat untuk *release* selanjutnya.

b. *Data Understanding*

Pada tahap pemahaman data ini dimulai dengan pengumpulan data yang diperlukan. Pada penelitian ini data diperoleh dari kuisioner yang diisi oleh sejumlah pemain *video game Mobile Legend* yang aktif dengan berbagai latar belakang profesi dan usia.

c. *Data Preparation*

Pada tahap ini meliputi proses pengolahan data yang telah dikumpulkan sebelumnya, yaitu data yang didapatkan dari kuisioner pemain *Mobile Legend*. Pengolahan data ini bertujuan untuk membangun dataset akhir yang akan diproses pada tahap permodelan. Pada tahap ini mencakup pemilihan tabel, *record*, atribut-atribut data dan transformasi data.

d. *Modeling*

Untuk tahapan permodelan ini akan digunakan teknik *Data Mining* dengan metode *Association Rule* menggunakan algoritma Apriori dengan tools Weka, yang nantinya akan menghasilkan aturan asosiatif atau pola pemilihan karakter yang ada. Sehingga dapat diketahui informasi bagaimana pola pemilihan tipe karakter.

e. *Evaluation*

Pada tahap ini dilakukan evaluasi terhadap keefektifan dan kualitas model yang digunakan, apakah dengan metode *Association Rule* dengan algoritma apriori telah mencapai tujuan yang ditetapkan pada tahap-tahap yang telah dilalui sebelumnya.

f. *Deployment*

Pada tahap hasil penelitian yang telah dibuat akan dipresentasikan dalam bentuk informasi dalam table yang bisa dijadikan pertimbangan dalam penyusunan strategi

release karakter dalam rangka untuk menjaga daya tarik *video game* tersebut.

IV. HASIL dan PEMBAHASAN

Algoritma apriori bertujuan untuk menemukan semua aturan apriori yang memenuhi syarat minimum *support* (nilai Penunjang), yaitu kombinasi tiap item dalam *database*. Dan syarat minimum *confidence* (nilai kepastian), yaitu kuatnya hubungan antar item dalam aturan asosiasi.

3.1. Daftar Tipe Karakter Pada *Mobile Legend*

Dalam *video game Mobile Legend* terdapat enam tipe karakter yang dapat dimainkan oleh para penggunanya. Berikut ini adalah daftar tipe karakter yang disediakan oleh *video game Mobile Legend* :

Tabel 1. Daftar Tipe Karakter

No	Tipe Karakter
1	Tank
2	Fighter
3	Assassin
4	Mage
5	Marksman
6	Support

3.2. Pola Pemilihan Tipe Karakter

Berdasarkan kuisioner pemilihan tipe karakter yang dimainkan oleh para pemain *Mobile Legend* yang aktif memainkan *video game* ini, dimana jumlah responden yang diambil sebanyak 73 orang dengan rentang usia antara 12 tahun sampai dengan 55 tahun, serta

dengan berbagai latar belakang profesi. Kita medapatkan 3 prioritas karakter utama yang dipilih oleh para pemain. Berikut adalah data yang diperoleh:

Tabel 2. Daftar Tipe Karakter

No	Pilihan
1	Mage,Tank,Support
2	Tank,Mage,Fighter
3	Tank,Fighter,Marksman
4	Tank,Fighter,Support
5	Mage,Marksman,Fighter
6	Fighter,Assassin,Marksman
7	Tank,Fighter,Mage
8	Fighter,Tank,Mage
9	Marksman,Fighter,Tank
10	Fighter,Assassin,Tank
11	Assassin,Mage,Marksman
12	Assassin,Tank,Marksman
13	Tank,Mage,Assassin
14	Marksman,Fighter,Tank
15	Fighter,Assassin,Marksman
16	Marksman,Fighter,Mage
17	Assassin,Mage,Tank
18	Fighter,Tank,Mage
19	Assassin,Tank,Fighter
20	Marksman,Tank,Support
21	Fighter,Tank,Assassin
22	Tank,Support,Marksman
23	Fighter,Tank,Mage

24	Mage,Fighter,Marksman
25	Assassin,Tank,Marksman
26	Fighter,Assassin,Marksman
27	Assassin,Mage,Fighter
28	Marksman,Tank,Assassin
29	Tank,Marksman,Mage
30	Fighter,Assassin,Tank
31	Tank,Assassin,Marksman
32	Mage,Fighter,Marksman
33	Mage,Marksman,Support
34	Assassin,Mage,Marksman
35	Marksman,Mage,Mage
36	Fighter,Marksman,Assassin
37	Fighter,Mage,Marksman
38	Fighter,Tank,Marksman
39	Marksman,Mage,Tank
40	Marksman,Assassin,Fighter
41	Fighter,Marksman,Mage
42	Fighter,Marksman,Assassin
43	Marksman,Fighter,Mage
44	Fighter,Assassin,Marksman
45	Tank,Assassin,Mage
46	Marksman,Mage,Fighter
47	Mage,Marksman,Support
48	Fighter,Tank,Marksman
49	Tank,Assassin,Marksman
50	Fighter,Assassin,Mage
51	Mage,Tank,Fighter
52	Assassin,Marksman,Fighter
53	Marksman,Assassin,Fighter

54	Fighter,Assassin,Marksman
55	Fighter,Assassin,Marksman
56	Mage,Fighter,Marksman
57	Mage,Fighter,Marksman
58	Assassin,Mage,Marksman
59	Assassin,Support,Marksman
60	Fighter,Tank,Assassin
61	Fighter,Tank,Support
62	Support,Tank,Fighter
63	Fighter,Support,Tank
64	Assassin,Mage,Fighter
65	Assassin,Mage,Fighter
66	Fighter,Assassin,Mage
67	Fighter,Assassin,Support
68	Assassin,Mage,Marksman
69	Tank,Assassin,Marksman
70	Fighter,Assassin,Tank
71	Mage,Tank,Fighter
72	Marksman,Mage,Fighter
73	Tank,Assassin,Mage

3.3. Pembentukan Itemset

Langkah berikutnya adalah membuat item set sesuai dengan kebutuhan. Dalam penelitian ini diperlukan juga untuk mengetahui tipe karakter utama yang paling sering digunakan oleh para pemain *video game Mobile Legend*. Berikut adalah penyelesaian pembentukan 1 item set dengan jumlah minimum support 25%. Rumus yang digunakan untuk

menghitung nilai *support* dari masing-masing tipe karakter adalah sebagai berikut:

$$= \frac{\Sigma \text{pemilihan mengandung } A}{\Sigma \text{pemilihan}} * 100\%$$

Yaitu dengan cara membagi jumlah pemilihan mengandung tipe karakter A dibagi dengan jumlah keseluruhan pemilihan yang diambil. Hasilnya dikalikan dengan 100%. Berikut adalah hasil nilai *support* untuk setiap tipe karakter yang ada dengan menggunakan perhitungan diatas:

Tabel 3. Calon pola 1 Itemset

No	Item set	Support
1	Tank	52%
2	Fighter	68%
3	Assassin	53%
4	Mage	50%
5	Marksman	61%
6	Support	15%

Dalam perhitungan ini, nilai *support* paling rendah yang ditentukan adalah 25%. Sehingga *Itemset* yang memiliki nilai *minimal support* diatas 25% akan dihapuskan dari daftar *Itemset*. Berikut adalah data itemset yang telah valid:

Tabel 4. Pola 1 Itemset Valid

No	Item set	Support
1	Tank	52%
2	Fighter	68%
3	Assassin	53%
4	Mage	50%
5	Marksman	61%

3.4. Kombinasi 2 Itemset

Dalam proses penyusunan 2 *Itemset*, angka *minimal support* masih pada 25%. Untuk mendapatkan nilai *support* dari masing-masing *itemset* dapat diselesaikan dengan membagi jumlah pemilihan yang mengandung tipe karakter A dan tipe karakter B dibagi dengan jumlah keseluruhan pemilihan yang dilakukan dikalikan dengan 100%. Untuk lebih jelasnya bisa dilihat pada rumus dibawah ini:

$$= \frac{\Sigma \text{pemilihan mengandung } A \cap B}{\Sigma \text{pemilihan}} * 100\%$$

Dengan menggunakan rumus diatas, maka didapatkan nilai *support* untuk masing-masing *itemset* yang disajikan pada tabel dibawah ini:

Tabel 5. Pola 2 Itemset Valid

No	Itemset	Support
1	Fighter, Marksman	63%
2	Fighter, Mage	57%
3	Fighter, Assassin	32%
4	Assassin, Marksman	30%

Minimal support yang ditentukan adalah 25%. Sehingga daftar *Itemset* yang tidak memiliki nilai *minimal support* diatas 25% dihilangkan dari daftar. Tabel diatas hanya menampilkan set item yang memiliki nilai *support* diatas 25% atau daftar *itemset* yang sudah valid.

3.5. Pembentukan Aturan Asosiasi

Setelah pola frekuensi tinggi ditemukan dengan langkah-langkah diatas, barulah dicari aturan asosiasi yang memenuhi syarat minimum untuk *confidence* dengan menghitung *confidence* pada aturan asosiatif $A \rightarrow B$. dengan memiliki nilai minimal *confidence* sebesar 90%. Untuk mencari nilai *confidence* dari aturan $A \rightarrow B$ adalah dengan membagi jumlah pemilihan mengandung tipe karakter A dan mengandung tipe karakter B dengan jumlah pemilihan tipe karakter yang mengandung tipe karakter A dikalikan dengan 100%. Bisa ditulis dengan rumus berikut:

$$= \frac{\text{Sempilihan mengandung } A \cap B}{\text{Sempilihan mengandung } A} * 100\%$$

Dari kombinasi 2 *Itemset* yang telah ditemukan dengan perhitungan diatas, dapat dilihat besarnya nilai *support* dan *confidence* dari aturan asosiasi seperti pada table berikut ini:

Tabel 7. Aturan Asosiasi

No	Itemset	Confidence
1	Jika menggunakan Fighter, juga menggunakan Marksman	92%
2	Jika menggunakan Marksman, juga menggunakan Fighter	100%
3	Jika menggunakan Fighter, juga menggunakan Mage	84%
4	Jika menggunakan Mage, juga menggunakan Fighter	100%
5	Jika menggunakan Fighter, juga	48%

	menggunakan Assassin	
6	Jika menggunakan Assassin juga menggunakan Fighter	61%
7	Jika menggunakan Assassin, juga menggunakan Marksman	56%
8	Jika menggunakan Marksman juga menggunakan Assassin	48%

Jika kita menggunakan aplikasi Weka, data yang ditampilkan secara instan dengan berbagai kesimpulan. Menginformasikan hasil terbaik yang didapatkan dari data yang kita peroleh. Hasil terbaik yang ditemukan oleh aplikasi Weka adalah sebagai berikut:

1. Fighter=Y Marksman=Y 25 => Support=N 25 <conf:(1)> lift:(1.18) lev:(0.05) [3] conv:(3.77)
2. Fighter=Y Mage=Y 24 => Support=N 24 <conf:(1)> lift:(1.18) lev:(0.05) [3] conv:(3.62)
3. Tank=N Fighter=Y Marksman=Y 21 => Support=N 21 <conf:(1)> lift:(1.18) lev:(0.04) [3] conv:(3.16)
4. Fighter=Y Assassin=Y Mage=Y 18 => Support=N 18 <conf:(1)> lift:(1.18) lev:(0.04) [2] conv:(2.71)
5. Tank=N Fighter=Y 28 => Support=N 27 <conf:(0.96)> lift:(1.14) lev:(0.04) [3] conv:(2.11)
6. Fighter=Y Assassin=Y 24 => Support=N 23 <conf:(0.96)> lift:(1.13) lev:(0.04) [2] conv:(1.81)
7. Assassin=Y Marksman=Y 22 => Support=N 21 <conf:(0.95)> lift:(1.12) lev:(0.03) [2] conv:(1.66)
8. Assassin=Y 39 => Support=N 37 <conf:(0.95)> lift:(1.12) lev:(0.05) [3] conv:(1.96)
9. Assassin=Y Mage=N 26 => Support=N 24 <conf:(0.92)> lift:(1.09) lev:(0.03) [1] conv:(1.31)
10. Mage=Y 37 => Support=N 34 <conf:(0.92)> lift:(1.08) lev:(0.04) [2] conv:(1.39)

Dari tampilan diatas mungkin akan membingungkan jika tidak mengerti cara pembacaannya. Makna dari informasi yang didapatkan dari aplikasi Weka tersebut adalah sebagai berikut:

- a. Jika menggunakan *Fighter*, maka menggunakan *marksman*, dan tidak pernah menggunakan *Support* dengan *confidence* 100%
- b. Jika menggunakan *Fighter*, maka meng-

- gunakan *Mage*, dan tidak pernah menggunakan *Support* dengan *confidence* 100%
- c. Jika menggunakan *Fighter*, maka menggunakan *marksman*, dan tidak pernah menggunakan *Tank* dengan *confidence* 100%
 - d. Jika menggunakan *Fighter*, maka menggunakan *Mage*, dan tidak pernah menggunakan *Assassin* dengan *confidence* 100%
 - e. Jika menggunakan *Fighter*, maka tidak menggunakan *Support*, dan tidak pernah menggunakan *Tank* dengan *confidence* 96%
 - f. Jika menggunakan *Fighter*, maka menggunakan *Assasin*, dan tidak pernah menggunakan *Support* dengan *confidence* 96%
 - g. Jika menggunakan *Assassin*, maka menggunakan *Marksman*, dan tidak pernah menggunakan *Support* dengan *confidence* 95%
 - h. Jika menggunakan *Assassin*, maka tidak pernah menggunakan *Support* dengan *confidence* 95%
 - i. Jika menggunakan *Assassin*, maka tidak menggunakan *Mage*, dan tidak pernah menggunakan *Support* dengan *confidence* 100%
 - j. Jika menggunakan *Mage*, maka tidak menggunakan *Support*, dan tidak pernah menggunakan *Assassin* dengan *confidence* 100%

V. KESIMPULAN

Kesimpulan dari penulisan penelitian ini yang diperoleh dari berbagai perhitungan yang telah dilakukan. Diperoleh kesimpulan bahwa tipe karakter yang paling banyak digunakan adalah tipe *Fighter*. Kemudian dengan data asosiasi yang diperoleh dapat membantu untuk menentukan tipe karakter yang akan *release* berikutnya. Dengan data asosiasi yang diperoleh dari penelitian ini juga dapat membantu untuk menentukan urutan *release* tipe karakter. Dengan data tersebut bisa membantu untuk menentukan prioritas pengembangan tipe karakter yang ada. Dengan penelitian ini juga telah membuktikan bahwa Algoritma Apriori dapat membantu untuk menentukan karakter yang akan *release* berikutnya.

Pemanfaatan dan pengolahan data Asosiasi jika diterapkan dengan baik akan sangat membantu perencanaan manajemen *release* karakter dalam *video game*. Jika ingin mendapatkan hasil yang lebih akurat membutuhkan lebih banyak responden sehingga data yang didapat bias lebih banyak. Untuk penelitian selanjutnya bisa juga mencoba dengan algoritma yang lain, ataupun dibuat dengan beberapa algoritma yang berbeda, seperti FP-Growth, Filterd Associator dan lain sebagainya agar mendapatkan hasil yang lebih akurat

DAFTAR PUSTAKA

- Abdul, F., Putra, E. K., & Komarudin, A. 2017. Pengelompokan Pemain Game Dota Sebagai Rekomendasi Pembentukan Team Menggunakan K-Mean Clustering. *Sentika*, 45-54.
- Adams, E. 2010. *Fundamentals of Game Design 2nd Edition*. Berkeley: New Riders.
- Newzoo. 2015. *Preview of the Southeast Asian Game Market Opportunities in the world's fastest growing region*. Shanghai: Newzoo.
- Nursikuwagus, A., & Hartono, T. 2016. Implementasi algoritma Apriori untuk analisis penjualan dengan berbasis database. *SIMETRIS*, 702-206.
- Pane, D. K. 2013. Implementasi Data Mining pada Penjualan Produk Elektronik Dengan Algoritma Apriori. *Pelita Informatika Budi Darma*, 25.
- Ramadhan, R., & Widyani, Y. 2013. Game Development Life Cycle Guidelines. *ICACSIS 2013*, 95-100.
- Saleha, A. 2013. Arus Sosial dan Budaya Jepang pada Zaman Globalisasi. *Jurnal Kajian Wilayah*, 25-43.
- Tanna, P., & Ghodasara, Y. (2014). Using Apriori with WEKA for Frequent Pattern Mining. *International Journal of Engineering Trends and Technology (IJETT) – Volume 12 Number 3 - Jun 2014*, 127-131.
- Yamananda, I. 2017. *5 Game MOBA Terpopuler di Android, Rasakanlah Sensai Bermain DotA Lewat Smartphone Milikmu.*(Online) (<https://www.msn.com/id-id/berita/teknologidansains/5-game-moba-terpopuler-di-android-rasakanlah-sensai-bermain-dota-lewat-smartphone-milikmu/ar-AAsuatn>) (Diakses pada 26 September).