

## PEMODELAN REWARD RULE GAME STREAMER INDONESIA TINGKAT AMATIR DENGAN ORANGE DATA MINING

Erlin Windia Ambarsari <sup>1</sup>, Siti Khotijah <sup>2</sup>, Lies Sunarmintyastuti <sup>3</sup>  
Informatika, Universitas Indraprasta PGRI <sup>1,2,3</sup>  
[erlin.windia@unindra.ac.id](mailto:erlin.windia@unindra.ac.id)<sup>1</sup>

Submitted April 14, 2019; Revised June 19, 2019; Accepted June 29, 2019

### Abstrak

Bukan menjadi suatu hambatan bagi pemain *Game* untuk dapat bermain. Namun, mereka dapat pula mendapatkan komisi sebagai penghasilan mereka dengan cara melakukan siaran langsung saat mereka sedang bermain. *Platform* yang menyediakan *Live Streaming Game* yang tidak hanya menguntungkan pemain, melainkan juga *Industri Game*. Namun berdasarkan pengamatan penulis, poin yang didapatkan tidak sesuai dengan aturan komisi (*Reward Rule*), padahal pencapaian target sudah terpenuhi. Hal ini membuat keresahan para pemain yaitu *Game Streamer* yang menjadikan *Game* sebagai penghasilan utama. Oleh karena itu, perlu dilakukan pemetaan data *Live Streaming*, dengan cara membuat suatu pemodelan untuk mengklasifikasi data yang didapatkan dari sebuah agensi *Cube TV* berdasarkan analisis deskriptif. Pemodelan dilakukan dengan menggunakan metode *Decision Tree* dari *Orange Data Mining*. Hasil yang ditemukan dari studi kasus ini adalah terdapat poin *Rate* yang menjadi penentuan komisi belum ditemukan korelasi variabelnya. Sehingga perlu ada kriteria yang spesifik untuk mendapatkan bobot-bobot ideal yang harus dicapai oleh para pemain.

**Kata Kunci :** *Live Streaming Game, Reward Rule, Decision Tree, Orange Data Mining*

### Abstract

*There is no more obstacle hampering Game players from playing games. Today, they can even get a reward as their income by doing live broadcasts while playing a game. The platform that provides Live Streaming Games does not only benefit players, but also the Game Industry. Yet, based on the researchers' observation, the points obtained are not in accordance with the reward rule, even though the target has been achieved. This condition unsettles Game Streamers who make Game their main income. Therefore, it is necessary to map Live Streaming data by creating a model to classify the data obtained from a Cube TV agency based on descriptive analysis. The modeling is conducted using the Decision Tree method from Orange Data Mining. The result of the case study shows that variable correlation of Rate point used to determine the reward has not been found. So, it necessary to establish specific criteria to get the ideal qualities that must be achieved by the players.*

**Keywords:** *Live Streaming Game, Reward Rule, Decision Tree, Orange Data Mining*

### 1. PENDAHULUAN

Seperti yang dilansirkan pada penelitian sebelumnya[1] mengenai pemasaran Gim (*Game*) tergantung dari nilai produk yang dijual berdasarkan kebutuhan *Gamer* masa sekarang. Produk-produk dari *Industri Game* tersebut dapat dipasarkan ke dalam platform distribusi digital seperti *Steam, Emago, Playstore* ataupun *App Store*.

Namun berdasarkan pengamatan penulis, kebiasaan para *Gamer* cenderung tidak hanya bermain sebagai *single player*

maupun *multiplayer*, mereka juga berbagi permainan mereka kepada *non-player* sehingga tidak hanya *Gamer* yang menikmati jalannya sebuah permainan, akan tetapi penontonpun dapat mengikuti alurnya.

Karena itu, para *Gamer* memanfaatkan media sebagai penyampaian informasi dalam bentuk visual yang dilakukan melalui video untuk disimpan dan dibagi secara daring, misalkan media yang

digunakan adalah *Youtube* sebagai situs *web* berbagi video.

*Youtube* mengembangkan fitur *Live Streaming* yaitu *YouTube Live*, dengan tujuan *Youtuber* dapat berinteraksi langsung dengan penonton dan menambahkan fitur *chat* agar penonton dapat berkomunikasi dengan *Youtuber*.

Hal ini yang mendorong para *startup* untuk membuat strategi dalam mengembangkan pemasaran produk *Game* dengan memanfaatkan *Live Streaming* sebagai bisnis baru yang melibatkan tiga pihak, yaitu Pengembang, Pemain dan Penonton.

Pemain yang menjalankan produk para pengembang *Game*, yang kemudian disiarkan langsung. Penonton dapat berkomunikasi dengan pemain yang pada saat itu juga akan memberikan komentar.

Keuntungan yang didapatkan dari pemasaran ini adalah dapat mendongkrak jumlah pemain yang memainkan *Game*, dikarenakan jika ada produk *Game* yang menarik penonton, kemungkinan mereka akan memainkan *Game* yang sama. Ini akan menguntungkan Industri *Game* dalam mengembangkan dan memasarkan produk. Apalagi jika diadakan kompetisi *Game Online* yang dilakukan oleh industri *e-sport* dengan dimainkan oleh pemain profesional[2], akan dapat menguntungkan pihak sponsor dengan biaya murah jika memanfaatkan *platform* yang dibuat oleh *startup*.

Salah satu *startup* yang populer di Indonesia adalah *Cube TV*, sebuah *platform* khusus *Live Streaming Game* yang melibatkan tiga pihak yang disebutkan sebelumnya. *Cube TV* tidak hanya menyediakan pemain *Game* disebut sebagai *Game Streamer* untuk menyiarkan jalannya permainan saja. Mereka juga diberikan komisi atau *reward* setiap melakukan penyiaran dengan syarat yang sudah ditentukan. Pembagian komisi pemain dibagi dalam beberapa tingkatan,

yaitu S, A, dan B sesuai dengan aturan masing-masing negara yang meliputi Brazil, Filipina, Taiwan, Rusia, Indonesia, Malaysia, Vietnam dan India.

Di Indonesia sendiri, tingkatan yang diakui adalah tingkat A (A1 dan A2) dan B (B1 dan B2), sedangkan untuk diluar tingkatan itu disebut *Game Streamer* Pemula atau Amatir yang tingkatannya yaitu C (C1, C2, C3, C4) dan *other* (tidak punya tingkat). Poin yang didapatkan pada tingkatan kecil yaitu C4 adalah 10.500 atau komisi rata-rata \$50. Hal inilah yang mendorong *Game Streamer* untuk mengejar target agar mendapatkan penghasilan melalui *Game*.

Namun berdasarkan pengamatan penulis, poin yang didapatkan tidak sesuai dengan aturan komisi (*Reward Rule*) yang sudah ditentukan dan bahkan tidak mendapatkan komisi sama sekali, padahal pencapaian target sudah terpenuhi. Hal ini membuat keresahan para *Game Streamer* yang menjadikan *Game* sebagai penghasilan utama.

Oleh karena itu, untuk memecahkan masalah tersebut, penulis akan memetakan data dari pencapaian target *Game Streamer* beserta komisi untuk mendapatkan *Reward Rule* sebenarnya.

Pemetaan data dilakukan dengan cara membuat pemodelan yang kemudian dianalisa sehingga diketahui apakah ada syarat yang belum dijelaskan dan bagaimana rincian syaratnya. Pemodelan tersebut dilakukan dengan menggunakan *tools* dari *Orange Data Mining*[3].

Penelitian dengan memanfaatkan *Orange Data Mining* dalam berbagai pemodelan data, dilakukan oleh peneliti-peneliti lain seperti pada [4] dengan melakukan beberapa pengujian model dari *classification tree* dan *random forest* untuk memprediksi prakiraan tinggi gelombang laut, dimana tingkat keakuratan *classification tree* lebih besar 88% dibandingkan dengan *random forest*; lain

halnya dengan [5] yang penerapannya menggunakan *decision tree* dengan proses regresi linier dalam klasifikasinya kepada pengambilan keputusan dalam memprioritaskan bantuan Bahan Bakar Gas (BBG) kepada masyarakat daerah Kabupaten Cilacap; sedangkan dari penelitian [6] membahas mengenai analisis jaringan dimana dalam pemodelannya memanfaatkan komponen *Orange Data Mining*. Pada penelitian yang disebutkan sebelumnya, *Orange Data Mining* membantu menganalisis karakteristik data atau dengan kata lain dapat digunakan untuk pengenalan pola dengan metode *clustering*, *classification*, *regression*, *neural network*, dan lain sebagainya.

Oleh karena itu, penulis menggunakan metode *classification* yang menarik datanya mirip pada penelitian [7] dimana data-datanya diambil dari data statistik pengunjung yang tertanam pada situs web dengan menggunakan *Google Analytics*.

Pada penelitian ini menggunakan data statistik *streaming* yang dibangun oleh pihak Cube TV dalam sistem *platform* mereka. Data statistik tersebut kemudian dianalisis dengan menggunakan *decision tree* dalam menyelesaikan studi kasus yang dimodelkan dalam *Orange Data Mining*.

Tujuan dari penelitian ini adalah mencari aturan komisi sebenarnya yang tidak dijelaskan dari pihak Cube TV dengan mengamati pola data pencapaian kinerja *Game Streamer* yang terekam pada sistem *platform Live Streaming* milik perusahaan tersebut, sehingga diperlukan perbaikan manajemen operasional untuk kedepannya yang menguntungkan kedua pihak yaitu Pengembang Cube TV dan *Game Streamer*.

## 2. METODE PENELITIAN

Pada studi kasus ini, penelitian menggunakan metode analisis deskriptif untuk mencari hubungan dari beberapa

variabel dimana hasil yang didapatkan berupa *association rule*, yang merupakan induksi aturan dengan mengidentifikasi if-then secara terurut sebagai pencarian heuristik [8]. langkah-langkah yang akan diambil untuk identifikasi aturan komisi adalah sebagai berikut:

### A. Pengumpulan Data

Data yang kumpulkan adalah data statistik *streaming* yang dianalisis oleh sistem di dalam *platform* Cube TV dimana datanya ditarik dari aktivitas *Game Streamer* yang sedang melakukan siaran langsung (*Live Streaming*)



The image shows a screenshot of a data dashboard titled "Data statistik streaming". At the top, it indicates "Level host" as "C4". Below this, there is a section titled "data siaran saya" with a date selector set to "2019-01". There are two summary tables. The first table shows overall statistics: Total durasi (85.0), ACU (109), Penambahan fans (485), and Jumlah total silver coin terkumpul (883). The second table shows Pemasukan gift (111), Total waktu menonton(h) (63.6), Total jumlah share (71), and APCU (Average Peak Concurrent Users) (279). Below these is a detailed table with columns for "Tanggal" (01-01, 01-02, 01-03, 01) and rows for various metrics: Durasi streaming, ACU harian, Jumlah penambahan fans, PCU (peak concurrent users), Jumlah total silver coin terkumpul, Pemasukan gift, Waktu menonton(h), and Jumlah share.

Total durasi	ACU	Penambahan fans	Jumlah total silver coin terkumpul
85.0	109	485	883
Pemasukan gift	Total waktu menonton(h)	Total jumlah share	APCU (Average Peak Concurrent Users)
111	63.6	71	279

Tanggal	01-01	01-02	01-03	01
Durasi streaming	2.2	2.2	2.5	∞
ACU harian	52	55	63	∞
Jumlah penambahan fans	5	19	22	
PCU (peak concurrent users)	80	94	226	2
Jumlah total silver coin terkumpul	0	6	2	∞
Pemasukan gift	0	6	0	
Waktu menonton(h)	0.1	0.5	0.9	1
Jumlah share	0	1	0	

Gambar 1. Data Statistik Streaming Cube TV

Sistem didalam Cube TV kemudian dihitung untuk mendapatkan komisi perbulan yang nantinya akan diteruskan kepada agensi sebagai laporan pendapatan, sesuai dengan aturan umum yang diberikan oleh Admin *platform* Cube TV untuk masing-masing negara dalam komunitas *Game*, seperti gambar dibawah ini:



**Cube TV**

**Open Recruitment host gaming by cube tv**

Jenis	Hari	Jam	Fans	APCU Viewer rate dalam 1 bulan	Gaji dalam Beans (210=15)	Setelah di exchange rewards	Rata* dalam Rupiah
C4	20	60	0	200	10500	\$ 50,00	Rp 740.000,00
C3	20	60	700	400	21000	\$ 100,00	Rp 1.480.000,00
C2	20	60	800	600	31500	\$ 150,00	Rp 2.220.000,00
C1	20	60	900	800	42000	\$ 200,00	Rp 2.960.000,00
B2	22	80	2000	900	73500	\$ 350,00	Rp 5.180.000,00
B1	22	80	8000	1300	210000	\$ 1.000,00	Rp 14.800.000,00
A2	22	80	/	1500	630000	\$ 1.500,00	Rp 22.200.000,00
A1	22	80	/	2000	945000	\$ 2.200,00	Rp 32.560.000,00

**Gambar 2. Komisi Cube TV Khusus Indonesia**

Berdasarkan gambar diatas, bahwa tingkat C4 mendapatkan komisi \$50 (10.500) atau rata-rata Rp 740.000,- dengan syarat waktu selama 20 hari untuk 60 jam, APCU (*Average Peak Concurrence Users*) dalam 1 bulan antara 200-399 dan target energi adalah 390; C3 dengan komisi \$100 (21.000) dengan syarat waktu selama 20 hari untuk 60 jam, fans 700 orang, APCU antara 400-599, dan target energi 540; C2 dengan komisi \$150 (31.500), waktu 20 hari untuk 60 jam, fans 800 orang, APCU 600-799, dan target energi 790; C1 dengan komisi \$200 (42.000), waktu 20 hari untuk 60 jam, fans 900 orang, APCU 800-899, dan target energi 720; B2 dengan komisi \$350 (73.500), waktu 20 hari untuk 80 jam, fans 2000 orang, APCU 900-1299, dan target energi 1050; B1 dengan komisi \$1000 (210.000) , waktu 22 hari untuk 80 jam, fans 8000, APCU 1300-1499, dan target energi 1770; A2 dengan komisi \$1500 (630.000), waktu 22 hari untuk 80 jam, fans >8000, APCU 1500-1999, target energi 1970; A1 dengan komisi \$2200 (945.000), waktu 22 hari untuk 80 jam, fans >8000, APCU>2000, target energi 2500.

Namun, laporan pendapatan yang didapatkan penulis dari satu agensi dengan sebanyak 114 data *Game Streamer* pada

bulan Januari 2019 mempunyai sedikit perbedaan dengan beberapa kondisi, seperti terdapatnya APCU Awal, *Rate*, APCU Akhir, *Followers*, Jam Siaran (Detik), Hari Siaran, *Energy*, *Level Host*, Pelanggaran, *Reissue*, untuk mendapatkan kelayakan Komisi. Selain itu, tingkatan yang didapatkan pada laporan tersebut adalah C2, C3, C4 dan other (tingkatan tidak tertulis pada aturan umum). Oleh karena itu, diperlukan klasifikasi kembali bagaimana aturan yang sudah ditentukan sebelumnya.

APCU AWAL	Rate	APCU AKHIR	Followers	Jam Siaran/Detik	Hari Siaran	Energy	Level Host	Pelanggaran	Reissue	Komisi
1	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
2	0.01147031	0.002385	632.464813	881.0	375176.0	22.0	443.0	C2	0.0	0.0
3	0.01380000	0.040748	617.8796224	848.0	284811.0	21.0	183.0	C2	1.0	0.0
4	0.02172510	0.047878	603.0926284	850.0	238812.0	20.0	301.0	C3	0.0	0.0
5	0.04470000	0.025402	598.6616330	917.0	251452.0	20.0	1017.0	C3	0.0	0.0
6	0.02420000	0.063887	586.8262035	1013.0	305783.0	22.0	480.0	C3	0.0	0.0
7	0.08420514	0.179429	486.4801037	855.0	281543.0	21.0	2101.0	C3	0.0	0.0
8	0.01781046	0.009444	484.7051046	770.0	247183.0	21.0	478.0	C3	0.0	0.0
9	0.04494749	0.093264	441.9076009	787.0	281464.0	20.0	1917.0	C3	0.0	0.0
10	0.03330000	0.093842	430.8259485	273.0	244852.0	20.0	510.0	C4	0.0	0.0
11	0.02495495	0.003033	415.8296837	284.0	240282.0	21.0	155.0	C4	0.0	0.0
12	0.04542071	0.033484	415.5338086	312.0	78111.0	6.0	71.0	C4	0.0	0.0
13	0.01327277	0.043035	407.2074029	380.0	217415.0	22.0	1863.0	C4	0.0	0.0
14	0.04301060	0.074564	405.0665422	280.0	248941.0	20.0	156.0	C4	0.0	0.0
15	0.03181749	0.020003	398.1413783	786.0	212447.0	20.0	1846.0	C4	0.0	0.0
16	0.04146687	0.077301	384.3398885	215.0	118783.0	21.0	337.0	C4	0.0	0.0
17	0.04530000	0.090005	382.2479117	715.0	240922.0	20.0	1124.0	C4	0.0	0.0
18	0.06100000	0.001424	381.8393886	171.0	217180.0	20.0	234.0	C4	1.0	0.0
19	0.04871034	0.048704	381.7222703	470.0	302451.0	21.0	183.0	C4	0.0	0.0
20	0.04131818	0.092380	377.1979479	386.0	248372.0	20.0	627.0	C4	0.0	0.0
21	0.03330000	0.016142	368.5774835	891.0	242323.0	20.0	1564.0	C4	0.0	0.0
22	0.03389208	0.034899	368.2117000	288.0	308665.0	20.0	203.0	C4	0.0	0.0
23	0.03181818	0.056307	368.5898835	483.0	281583.0	20.0	480.0	C4	0.0	0.0
24	0.03280000	0.071478	362.2408861	127.0	342897.0	22.0	220.0	C4	0.0	0.0
25	0.02700000	0.048027	361.8504821	795.0	239444.0	20.0	1340.0	C4	0.0	0.0
26	0.07526895	0.063112	361.2508891	483.0	281683.0	21.0	647.0	C4	0.0	0.0
27	0.06120000	0.092034	343.3678885	429.0	322962.0	21.0	488.0	C4	0.0	0.0
28	0.06140000	0.001034	343.0028891	615.0	239444.0	20.0	1880.0	C4	1.0	0.0
29	0.07638884	0.062920	334.8681783	1177.0	291993.0	21.0	2802.0	C4	0.0	0.0
30	0.03730000	0.080188	333.7696386	250.0	244511.0	20.0	712.0	C4	0.0	0.0
31	0.03374287	0.082714	323.1468861	891.0	242323.0	20.0	459.0	C4	0.0	0.0
32	0.04880000	0.045403	318.4548774	881.0	231187.0	20.0	1885.0	C4	0.0	0.0
33	0.03142000	0.069871	308.8483208	951.0	231444.0	19.0	365.0	C4	1.0	0.0

**Gambar 3. Sampel Data Laporan Komisi Game Streamer**

## B. Decision Tree

*Decision Tree* (Pohon Keputusan) merupakan metode *classification* (klasifikasi) yang dapat digunakan dalam statistik, *machine learning*, pengenalan pola, maupun *Data Mining*. Metode ini berdasarkan dari struktur pohon yang dibuat bercabang, berawal dari simpul (*node*) *root* dan diakhiri dengan simpul daun (*leaf*)[9].

*Decision Tree* mempunyai beberapa versi yaitu ID3[10], C4.5[11], J48 (versi weka)[12], C5.0[13]. Namun, pada *Orange Data Mining* menggunakan ID3 yang bukan hanya berperan sebagai klasifikasi, tetapi juga dapat melakukan regresi, seperti halnya pada metode CART[14]. Klasifikasi itu sendiri dimaksud adalah *dataset* yang mempunyai sifat kategorik untuk menemukan model yang menjelaskan kelompok atau *class* dari *attribute* yang

terdapat pola. Dengan kata lain, dataset akan dibagi berdasarkan kelompoknya. Namun untuk regresi tidak dijabarkan menjadi suatu kelompok untuk pencarian pola karena *datasetnya* bersifat numerik atau kontinu. Oleh karena itu, khusus regresi dalam pembagian datanya menggunakan *scatter plot*[15] yang kemudian dihitung *rate errornya*, dimana yang dipilih berdasarkan nilai minimum. Pembagian *dataset* inilah sebagai dasar pembangunan struktur pohon dalam *decision tree*.

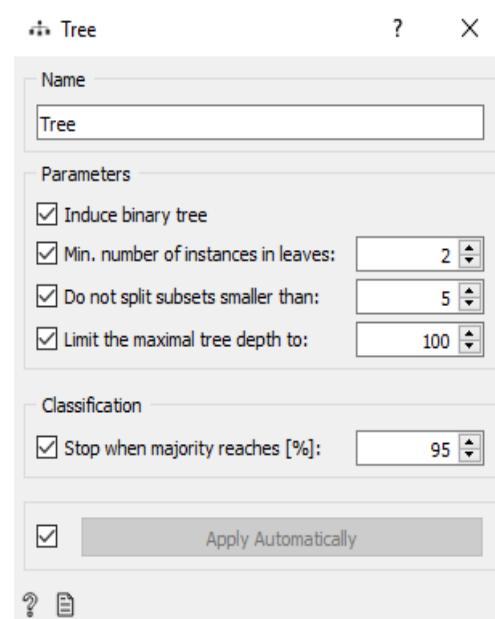
Kemudian, dalam pembangunan pohon kadangkala terjadi kompleksitas atau *overfitting* yaitu ada beberapa *node* yang merupakan hasil dari *noise* data ataupun *outliner*[16]. Oleh karena itu, diperlukan pemangkasan pohon untuk mengurangnya agar meningkatkan akurasi prediksi cabang pohon yang akan dibangun. Pemangkasan pohon disebut sebagai *Pruning*; yang terdiri dari *Pre-Pruning* dan *Post-Pruning*.

*Pre-Pruning* atau disebut juga *Forward Pruning* digunakan untuk mencegah generasi cabang yang tidak signifikan, melibatkan penggunaan kondisi pemutusan untuk mengakhiri beberapa cabang sebelum pembentukan[17].

*Post-Pruning* yang dikenal sebagai *Backward Pruning*, dimana hasil pohon keputusan yang dibentuk dan ternyata tidak signifikan, maka perlu dihapus. *Post-Pruning* dimulai dengan menghasilkan pohon yang lengkap dan kemudian disesuaikan dengan meningkatkan akurasi klasifikasi yang tidak terlihat. Terdapat dua metode pendekatan untuk melakukan *pruning* ini, yaitu metode dengan mengubah pohon menjadi persamaan kumpulan aturan, dan metode dengan mempertahankan *decision tree* dimana mengganti beberapa sub-pohon dengan simpul daun. Sehingga mengubah pohon yang lengkap kedalam pemangkasan yang lebih kecil untuk memprediksi klasifikasi yang tidak terlihat[17].

Pada pemodelan aturan komisi ini, untuk pemangkasannya didalam *decision tree* menggunakan *Forward Pruning*[18], yaitu dengan membagi data menjadi simpul (*node*) berdasarkan kelas *purity*. Pohon ini dirancang untuk menangani *dataset* terpisah dan kontinu. Karena itu, pohon pada *Orange Data Mining* dapat pula digunakan untuk klasifikasi.

Pembangunan pohon tersebut diatur dalam parameter *Tree* dan dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Parameter *Tree* (pohon)[3]

Parameter *Tree* (pohon) sebagai berikut:

- 1) *Induce binary tree*: membangun pohon *binary* (dibagi kedalam dua *child node*)
- 2) *Min. number of instances in leaves*: jika dicentang, algoritma tidak akan pernah membangun pemisahan yang akan menempatkan kurang dari jumlah contoh pelatihan yang ditentukan ke dalam salah satu cabang.
- 3) *Do not split subsets smaller than*: algoritma tidak diperkenankan untuk membagi *node* lebih sedikit dari jumlah *instance* yang diberikan.
- 4) *Limit the maximal tree depth*: membatasi kedalaman pohon yang

diklasifikasi ke jumlah tingkat *node* yang ditentukan.

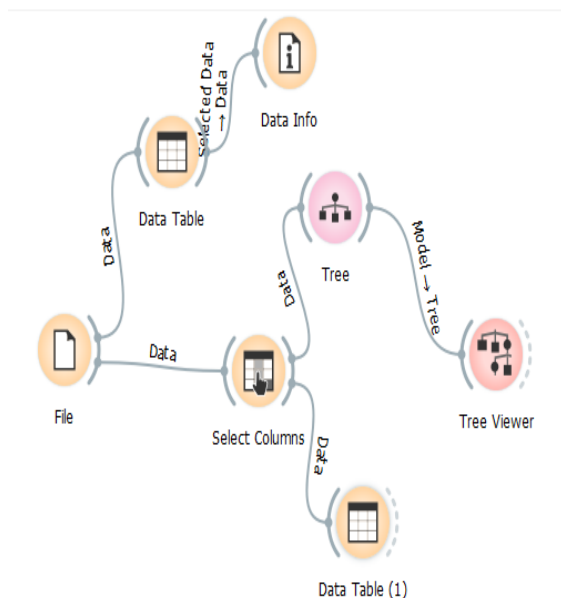
- 5) *Stop when majority reaches [%]*: Menghentikan pemisahan *node* setelah ambang batas (*threshold*) yang sudah ditentukan sudah tercapai.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Berdasarkan pemaparan pada metode penelitian, maka langkah-langkah yang perlu diperhatikan didalam pemodelan *Reward Rule* adalah sebagai berikut:

- 1) Menyaring data yang diperlukan untuk digunakan dalam menganalisa *Reward Rule*.
- 2) Memasukan data yang sudah diseleksi ke dalam *Tree*.
- 3) Membuat *Decision Tree* yang kemudian dianalisa aturan komisi para *Game Streamer* berdasarkan *association rule*.

Sehingga pemodelan yang dibuat berdasarkan langkah-langkah diatas, dapat dilihat pada gambar dibawah ini:

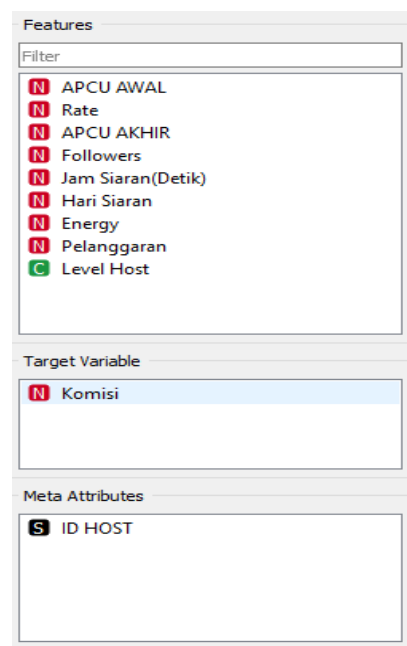


Gambar 5. Pemodelan *Reward Rule*

File yang didapatkan dari laporan pendapatan terdiri dari beberapa *feature*, yaitu *ID HOST*, *No*, *ID AGENCY*, *APCU*

*Awal*, *Rate*, *APCU Akhir*, *Followers*, *Jam Siaran (Detik)*, *Hari Siaran*, *Energy*, *Level Host*, *Pelanggaran*, *Reissue*, dan *Komisi*.

Beberapa *feature* tersebut kemudian disaring pada *Select Columns* dan diatur seperti gambar 6, dimana terdapat 9 *feature* yang digunakan sebagai atribut (*APCU Awal*, *Rate*, *APCU Akhir*, *Followers*, *Jam Siaran (Detik)*, *Hari Siaran*, *Energy*, *Level Host*, *Pelanggaran*), 1 *target variable* yang digunakan sebagai *class* (*Komisi*), dan *meta attributes* atau disebut dengan *instance* dari 114 data *ID HOST*.

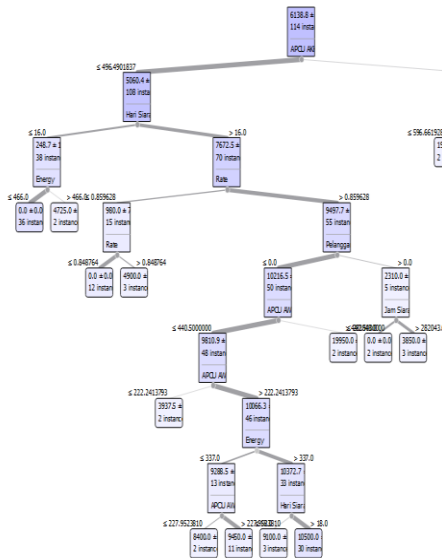


Gambar 6. *Select Columns*[3]

Berdasarkan pada Gambar 6 diatas, bahwa ada beberapa *attribute* yang mempunyai kumpulan data yang bersifat numerik yaitu *APCU Awal*, *Rate*, *APCU Akhir*, *Follower*, *Jam Siaran (Detik)*, *Hari Siaran*, *Energy*, *Pelanggaran*, serta *class* *Komisi*. Sedangkan kumpulan data yang bersifat kategorik terdapat pada *attribute* *Level Host*. Hal ini berarti tidak dapat diklasifikasi dengan cara pengelompokkan data, sehingga dalam membangun sebuah pohon dapat menggunakan regresi atau disebut dengan *Regression Tree*. Oleh karena itu, perlu dilakukan pengkajian lebih lanjut dalam penelitian untuk proses

perhitungan dari *Regression Tree* pada studi kasus ini.

Kemudian, data yang sudah diseleksi pada Gambar 6, dibuat dalam pemodelan *Tree* pada *Data Mining Orange* untuk membangun *Decision Tree* yang diperlihatkan pada *Tree Viewer* dalam Gambar 7, sehingga hasil pelatihannya dapat dilihat pada gambar berikut :



**Gambar 7. Decision Tree**

Berdasarkan gambar 7, data yang dapat diklasifikasi adalah data *Game Streamer* tingkat C4. Alasannya adalah baik tingkat C2 dan C3 nilai atributnya tidak spesifik (dengan kata lain sedikit sekali *Game Streamer* berada ditingkat atas), begitu pula untuk *other* yang dikarenakan tidak akan mendapatkan komisi jika belum dapat mencapai tingkat C4, sehingga pohon tidak dapat mengklasifikasikan kombinasi nilai atribut yang tidak terlihat dalam pelatihan, karena itulah dilakukan pemangkasan (*pruning*).

Oleh karena itu, *Rule Reward* yang didapatkan dari *Decision Tree* pada tingkat C4 sebanyak 46 *instance* yang dapat diklasifikasi adalah sebagai berikut:

- 1) Komisi 10.500 dengan 30 *instance*; Hari Siaran > 18, Energy > 337, 222,2413793 < APCU Awal <= 440,5,

Pelanggaran <= 0, Rate > 0,859628, APCU Akhir <= 496,4901837.

- 2) Komisi 9100 dengan 3 *instance*; 16 < Hari Siaran <= 18, Energy > 337, 222,2413793 < APCU Awal <= 440,5, Pelanggaran <= 0, Rate > 0,859628, APCU Akhir <= 496,4901837.
- 3) Komisi 9450 dengan 11 *instance*; 227,9523810 < APCU Awal <= 440,5, Energy <= 337, Pelanggaran <= 0, Rate > 0,859628, Hari Siaran > 16, APCU Akhir <= 496,4901837.
- 4) Komisi 8400 dengan 2 *instance*; 222,2413793 < APCU Awal <= 227,953810, Energy <= 337, Pelanggaran <= 0, Rate > 0,859628, Hari Siaran > 16, APCU Akhir <= 496,4901837.

Berdasarkan *association rule* dari *Decision Tree*, maka syarat yang digunakan untuk pemenuhan komisi *Game Steamer* tingkat C4 dengan *instance* terbanyak, dimana Komisi yang didapatkan 10.500 atau setara dengan \$50; dengan waktu selama 20 hari untuk 60 jam (paling sedikit waktu siaran > 18 hari), APCU dalam 1 bulan antara 200-399 yaitu sekitar 222,2413793 < APCU Awal <= 440,5 dan APCU Akhir <= 496,4901837, target energi adalah 390 yaitu batas minimal adalah Energy > 337, tidak ada pelanggaran, dan Rate > 0,859628.

Berarti berdasarkan laporan pendapatan, terdapat dua poin yang belum dijelaskan pada aturan umum, antara lain mengenai pelanggaran dan Rate. Pelanggaran itu sendiri dimaksudkan jika *Game Streamer* menyalahi aturan yang berlaku sesuai dengan peraturan menteri KOMINFO No. 11 Tahun 2016 seperti larangan konten pornografi dan kekerasan, serta aturan tidak tertulis yang ditetapkan oleh Cube TV sendiri. Namun, penulis tidak dapat menemukan asal dari Rate, dimana korelasi data-datanya baik berasal dari data statistik *streaming* maupun dari laporan

pendapatan. Padahal *Rate* tersebut adalah poin penting dalam penentuan komisi. Jika para *Game Streamer* tidak memenuhi nilai *Rate*, walaupun semua persyaratan sudah terpenuhi, mereka tetap tidak mendapatkan komisi. Karena itu, sangat perlu transparansi sebuah nilai *Rate* tersebut. Jika tidak dilakukan, maka terjadi pendugaan penyelewengan yang dilakukan oleh pihak pengembang. Kemudian, karena aktivitas *Live Streaming Game* masih tergolong baru di Indonesia dan perihal bisnis *platform* ini belum ada regulasi yang tepat dari pemerintah. Sehingga, perlu dilakukan penelitian selanjutnya untuk mengetahui fakta yang lebih dalam dengan memahami hubungan bisnis dan strategisnya dalam pembuatan keputusan terutama masalah memperoleh pendapatan dari sebuah konten. Sehingga kriteria sebagai syarat perolehan komisi dapat lebih jelas bagaimana mendapatkan bobot-bobot ideal yang harus dicapai oleh para pemain.

#### 4. SIMPULAN

Pemodelan yang dibuat untuk pemetaan komisi yang didapatkan oleh *Game Streamer* dengan cara dilakukan klasifikasi data yang didapatkan dari satu agensi dengan 114 *instance*. Namun, hanya tingkat C4 yang dapat diklasifikasi dikarenakan tingkat lain dipangkas oleh *Decision Tree* didalam pemodelan tersebut. Alasannya adalah nilai atributnya tidak spesifik. Karena itu, diperlukan penambahan data untuk dapat mengenali pola secara keseluruhan dengan mengambil lebih dari satu agensi yang tersebar di seluruh Indonesia. *Reward Rule* yang didapatkan dari hasil perolehan pemodelan berdasarkan *association rule* yaitu komisi yang didapatkan 10.500 atau setara dengan \$50; dengan waktu selama 20 hari untuk 60 jam (paling sedikit waktu siaran > 18 hari), APCU dalam 1 bulan antara 200-399 yaitu sekitar  $222,2413793 < APCU \text{ Awal} \leq 440,5$  dan

$APCU \text{ Akhir} \leq 496,4901837$ , target energi adalah 390 yaitu batas minimal adalah  $Energy > 337$ , tidak ada pelanggaran, dan  $Rate > 0,859628$ . Pada *Reward Rule* tersebut terdapat poin *Rate* yang tidak dapat dijelaskan darimana didapatkan nilai variabelnya. *Rate* sangat penting dalam penentuan komisi dimana jika para *Game Streamer* tidak memenuhi nilai *Rate*, walaupun semua persyaratan telah terpenuhi, mereka tetap tidak mendapatkan komisi. Sehingga perlu ada kriteria yang spesifik untuk mendapatkan bobot-bobot ideal yang harus dicapai oleh para pemain.

Oleh karena itu, perlu dilakukan studi lebih dalam untuk mengetahui fakta dengan memahami hubungan bisnis dan strateginya agar aturan komisi lebih transparan, sehingga tidak ada terdapatnya penyelewengan. Terlebih lagi dikarenakan bisnis ini termasuk tergolong baru di Indonesia, maka belum ada regulasi yang tepat dari pemerintah.

Selain itu, khusus pengolahan data pada *Orange Data Mining* perlu dikaji untuk membangun *Regression Tree*, dikarenakan bahwa beberapa data ternyata memiliki sifat numerik atau kontinu. Dengan kata lain, dimana tidak dapat diklasifikasi dengan cara pengelompokan data, melainkan dalam pembangunan *Decision Tree* menggunakan *rate error* dari setiap pemisahan cabang. Oleh karena itu, dalam studi kasus ini diperlukan penelitian lanjutan.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] L. Sunarmintyastuti, D. Katarina, E. W. Ambarsari, and D. Fathudin, "KRITERIA NILAI PRODUK GAME EDUKASI MAHASISWA UNIVERSITAS DARMA PERSADA DENGAN METODE MAGIQ," 2019.
- [2] A. Aditya, "Jokowi Buka Kompetisi Game Online Terbesar di ASEAN,"



- CNBC Indonesia*, 2018. [Online]. Available: <https://www.cnbcindonesia.com/news/20181017090302-4-37699/jokowi-buka-kompetisi-game-online-terbesar-di-asean>. [Accessed: 02-Apr-2019].
- [3] J. Demšar *et al.*, “Orange: Data Mining Toolbox in Python,” *J. Mach. Learn. Res.*, vol. 14, pp. 2349–2353, 2013.
- [4] L. A. Hermanto, “Prakiraan Tinggi Gelombang Air Laut Menggunakan Data Mining,” *J. IPTEK*, vol. 22, no. 1, p. 37, May 2018.
- [5] P. Meilina, “Penerapan Data Mining Dengan Metode Klasifikasi Menggunakan Decision Tree dan Regresi,” *J. Teknol.*, vol. 7, no. 1, pp. 11–20, 2015.
- [6] M. Stajdohar and J. Demšar, “Interactive Network Exploration with Orange,” *J. Stat. Softw.*, vol. 53, no. 6, pp. 1–24, 2013.
- [7] E. Windia Ambarsari, “Klasifikasi Daya Tarik Konten Artikel Media Daring Dari Data Google Analytics Dengan C-FDT,” *J. Inform. J. Pengemb. IT*, vol. 03, no. 02, pp. 211–218, 2018.
- [8] I. Oktanisa and A. A. Supianto, “Perbandingan Teknik Klasifikasi Dalam Data Mining Untuk Bank Direct Marketing,” *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 5, no. 5, p. 567, Oct. 2018.
- [9] D. Parwatiningtyas and E. W. Ambarsari, “CALCULATION ANALYSIS TO DETERMINE THE LARGEST EARTHQUAKE AREA AT NORTH SUMATERA USING J48 DECISION TREE METHOD,” in *The Proceeding of Ocean, Mechanical and Aerospace -Science and Engineering- (POMase)*, 2016, vol. 3, no. 1, pp. 36–43.
- [10] S. M. S. Askari and M. A. Hussain, “Credit card fraud detection using fuzzy ID3,” in *2017 International Conference on Computing, Communication and Automation (ICCCA)*, 2017, pp. 446–452.
- [11] W. Dai and W. Ji, “A mapreduce implementation of C4.5 decision tree algorithm,” *Int. J. Database Theory Appl.*, vol. 7, no. 1, pp. 49–60, 2014.
- [12] E. Ahishakiye, D. Taremwa, E. O. Omulo, and I. Niyonzima, “Crime Prediction Using Decision Tree (J48) Classification Algorithm,” *Int. J. Comput. Inf. Technol.*, vol. 06, no. 03, pp. 2279–764, 2017.
- [13] T. Bujlow, T. Riaz, and J. M. Pedersen, “A method for classification of network traffic based on C5.0 machine learning algorithm,” in *2012 International Conference on Computing, Networking and Communications, ICNC'12*, 2012.
- [14] H. Sharma and S. Kumar, “A Survey on Decision Tree Algorithms of Classification in Data Mining,” *Int. J. Sci. Res.*, vol. 5, no. 4, pp. 2094–2097, 2016.
- [15] M. Friendly and D. Denis, “THE EARLY ORIGINS AND DEVELOPMENT OF THE SCATTERPLOT,” *J. Hist. Behav. Sci.*, vol. 41, no. 2, pp. 102–130, 2005.
- [16] M. Budi, R. Karyadin, and S. Hartono Wijaya, “Perbandingan Algoritme Pruning pada Decision Tree yang Dikembangkan dengan Algoritme CART,” 2010.
- [17] N. Patel and S. Upadhyay, “Study of Various Decision Tree Pruning Methods with their Empirical Comparison in WEKA,” *Int. J. Comput. Appl.*, vol. 60, no. 12, pp. 20–25, Dec. 2012.
- [18] S. J. J. Smith and D. S. Nau, “An Analysis of Forward Pruning,” *Aaii 1994*, pp. 1386–1391, 1994.