

PEMANFAATAN DASHBOARD ANALITIK UNTUK PENGAMBILAN KEPUTUSAN DALAM PENGEMBANGAN GAME VALORANT DAN MITIGASI CHURN

Muhammad Chaidhir Ichsan, Vivine Nurcahyawati, Dewiyani Sunarto

Sistem Informasi, Universitas Dinamika

Jl. Raya Kedung Baruk No.98, Kedung Baruk, Kec. Rungkut, Surabaya, Jawa Timur 60298

vivine@dinamika.ac.id

ABSTRAK

Industri *game* kompetitif seperti *Valorant* menghadapi tantangan dalam mempertahankan pemain akibat berbagai faktor, termasuk toksisitas dalam komunitas, sistem *matchmaking* yang dirasa tidak adil, serta perkembangan keterampilan pemain yang tidak optimal. Toksisitas yang tinggi dapat mendorong pemain untuk berhenti bermain (*churn*), sementara ketidakadilan dalam *matchmaking* dapat menghambat perkembangan skill dan mengurangi kepuasan bermain. Jika tidak ditangani dengan baik, masalah ini dapat berdampak pada menurunnya loyalitas pemain dan keberlanjutan komunitas *game*. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan berbasis data untuk memahami faktor-faktor ini secara lebih mendalam. Penelitian ini bertujuan mengembangkan dashboard analitik berbasis data yang dapat membantu pengembang *game* dalam mengoptimalkan keputusan berbasis analisis. Data dikumpulkan melalui survei terhadap 52 pemain *Valorant*, kemudian dianalisis menggunakan Korelasi *Pearson* dan Regresi Linear Sederhana untuk menguji hubungan antara tingkat toksisitas dan *churn*, serta persepsi keadilan *matchmaking* terhadap perkembangan keterampilan. Hasil analisis menunjukkan bahwa toksisitas memiliki hubungan positif signifikan dengan *churn* ($r = 0.3668$, $p < 0.05$), sementara *matchmaking fairness* berhubungan positif dengan perkembangan skill pemain ($r = 0.2982$, $p < 0.05$), meskipun korelasinya tergolong lemah. Dashboard yang dikembangkan menyajikan visualisasi data dalam bentuk *pie chart*, *bar chart*, dan *pivot table heatmap* untuk memberikan wawasan yang lebih mendalam mengenai faktor-faktor tersebut. Evaluasi yang dilakukan menunjukkan bahwa dashboard ini dapat menjadi alat bantu yang efektif dalam analisis data bagi pengembang *game Valorant*. Dengan memanfaatkan dashboard ini, pengembang dapat mengurangi toksisitas, meningkatkan keadilan *matchmaking*, serta mendukung pengambilan keputusan berbasis data guna menciptakan pengalaman bermain yang lebih baik.

Kata kunci : *Churn, Toksisitas, Matchmaking Fairness, Skill Progression, Dashboard Analitik, Valorant*

1. PENDAHULUAN

Industri *game* modern terus berkembang dengan pesat, didorong oleh inovasi teknologi dan meningkatnya ekspektasi pemain terhadap pengalaman bermain yang imersif dan adil. Dalam ekosistem *game* kompetitif, data memainkan peran penting dalam memahami perilaku pemain, mengidentifikasi masalah, dan mengoptimalkan fitur permainan. Salah satu tantangan terbesar yang dihadapi pengembang adalah mempertahankan tingkat retensi pemain yang tinggi, terutama dalam *game* berbasis layanan (*live-service games*) seperti *Valorant* [1].

Game FPS kompetitif ini menghadapi tantangan dalam menjaga loyalitas pemain akibat berbagai faktor, termasuk persepsi terhadap sistem *matchmaking fairness*, toksisitas dalam komunitas, serta kepuasan terhadap mekanisme permainan [2].

Salah satu masalah utama yang dihadapi *Valorant* adalah *churn* pemain, yakni keputusan pemain untuk berhenti bermain dalam jangka waktu tertentu. *Churn* dapat disebabkan oleh berbagai faktor, seperti pengalaman bermain yang tidak seimbang, interaksi negatif dengan pemain lain, serta kurangnya inovasi dalam konten *game* [1].

Untuk mengatasi masalah ini, analisis berbasis data diperlukan guna memahami pola dan tren perilaku pemain. Dashboard analitik dapat menjadi solusi yang

efektif dalam menyediakan wawasan berbasis data kepada pengembang, sehingga mereka dapat mengidentifikasi faktor-faktor yang menyebabkan *churn* serta merancang strategi mitigasi yang lebih tepat [2].

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan dashboard interaktif yang dapat membantu pengembang *Valorant* dalam mengambil keputusan berbasis data. Dengan memanfaatkan teknik analitik, dashboard ini akan menyajikan visualisasi data terkait faktor-faktor yang berkontribusi terhadap *churn*, seperti tingkat kepuasan pemain terhadap sistem *matchmaking*, tingkat toksisitas dalam komunitas, dan pola keterlibatan pemain dalam permainan. Dengan adanya sistem yang lebih transparan dan berbasis data, diharapkan pengembang dapat merancang kebijakan yang lebih efektif untuk meningkatkan pengalaman bermain dan mempertahankan retensi pemain dalam jangka panjang.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Valorant

Valorant adalah permainan FPS (*First Person Shooter*) 5v5 yang dirancang oleh *Riot Games* [3]. Dengan menggabungkan elemen strategi dari *Counter-Strike* dan kemampuan unik dari *Overwatch*, *game* ini menuntut pemain untuk memanfaatkan keterampilan menembak serta strategi tim secara optimal. Dalam

setiap pertandingan, dua tim beranggotakan lima pemain bertarung dalam mode permainan kompetitif yang berbasis ronde. Salah satu *mode* utama dalam Valorant adalah "*Search and Destroy*", dimana tim penyerang harus menanam alat peledak yang disebut *spike*, sementara tim bertahan bertugas mencegah atau menjinakkan *spike* tersebut sebelum meledak [3].

Selain aspek taktis dan keterampilan menembak, Valorant juga memiliki sistem karakter yang disebut agen (*agents*). Agen dalam Valorant memiliki tiga jenis kemampuan: *Basic*, *Signature*, dan *Ultimate*, yang membantu meningkatkan dinamika permainan [3].

Kemampuan-kemampuan ini memberikan variasi *gameplay* yang luas, memungkinkan pemain untuk beradaptasi dengan berbagai situasi di medan pertempuran. Dengan kombinasi antara mekanisme permainan berbasis keterampilan dan elemen strategis dari kemampuan agen, Valorant menawarkan pengalaman kompetitif yang unik bagi para pemainnya.

2.2. Churn

Churn mengacu pada pemain yang berhenti bermain setelah periode tertentu. Dalam *game* Valorant, penyebab utama *churn* meliputi toksisitas, ketidakadilan *matchmaking*, dan kurangnya konten baru. Menurut penelitian, perilaku pemain yang *toxic* dapat memengaruhi pengalaman bermain, sehingga mendorong pemain lain untuk berhenti bermain [4].

Upaya mengurangi *churn* memerlukan pendekatan komprehensif, seperti peningkatan pengalaman pengguna dan pengelolaan komunitas untuk meminimalkan perilaku *toxic* [5].

2.3. Toxic Behavior

Toksisitas mencakup perilaku seperti *flaming*, *griefing*, dan *cheating*, yang merusak pengalaman bermain. Dalam Valorant, toksisitas sering berupa *verbal abuse*, *throwing*, atau *smurfing* [5].

Dampak toksisitas dapat memengaruhi motivasi pemain untuk tetap bermain, sehingga menjadi salah satu faktor utama *churn* [5].

2.4. Matchmaking Fairness

Matchmaking fairness merujuk pada keadilan dalam sistem pencocokan pemain. Valorant menggunakan sistem MMR (*Matchmaking Rating*) untuk mencocokkan pemain berdasarkan tingkat keterampilan [6]. Namun, keluhan seperti ketidakseimbangan peringkat (*rank disparity*) dan *smurfing* sering muncul. Sistem *matchmaking* yang adil dapat meningkatkan kepuasan pemain dan mendorong perkembangan keterampilan mereka [7].

2.5. Skill Progression

Perkembangan keterampilan dalam Valorant bergantung pada pemahaman pemain terhadap mekanisme permainan, seperti penempatan *crosshair*, gerakan (*movement*), dan kontrol senjata (*spray control*). Pemain juga didorong untuk menganalisis permainan mereka sendiri dan bekerja sama dalam tim untuk mencapai hasil yang lebih baik [7].

2.6. Metode Analisis Statistik

Penelitian ini menggunakan dua pendekatan analisis statistik utama yaitu Korelasi Pearson dan Regresi Linier Sederhana:

2.7. Korelasi Pearson

Korelasi Pearson adalah metode statistik yang digunakan untuk mengukur kekuatan dan arah hubungan linier antara dua variabel kontinu [8]. Koefisien korelasi Pearson, yang dilambangkan dengan (r), memiliki nilai antara -1 hingga 1:

- $R = 1$ menunjukkan korelasi positif sempurna, di mana kedua variabel bergerak searah.
- $R = -1$ menunjukkan korelasi negatif sempurna, di mana kedua variabel bergerak berlawanan arah.
- $R = 0$ menunjukkan tidak ada hubungan linier antara kedua variabel.

Rumus Korelasi Pearson adalah sebagai berikut:

$$r = \frac{n(\sum XY) - (\sum X)(\sum Y)}{\sqrt{[n\sum X^2 - (\sum X)^2][n\sum Y^2 - (\sum Y)^2]}} \quad (1)$$

Pada penelitian ini, dimana:

r = adalah koefisien korelasi *Pearson*,

X = adalah persepsi keadilan *matchmaking*,

Y = adalah perkembangan *skill* pemain,

n = adalah jumlah sampel

2.8. Regresi Linear Sederhana

Regresi linear adalah metode statistik yang digunakan untuk memodelkan hubungan antara satu variabel dependen (terikat) dengan satu atau lebih variabel independen (bebas) [8].

Jika hubungan tersebut berbentuk garis lurus, maka disebut regresi linear. Regresi linear sederhana melibatkan satu variabel independen dan satu variabel dependen. Persamaan umum regresi linear sederhana adalah:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X$$

Pada penelitian ini, dimana:

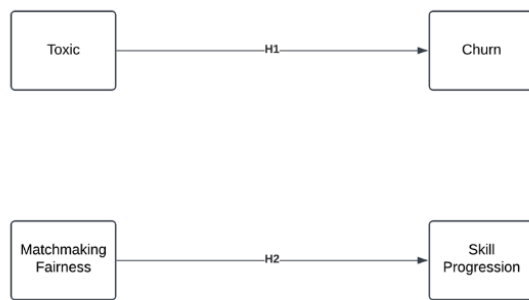
Y = adalah potensi *churn* pemain (variabel dependen),

X = adalah tingkat perilaku *toxic* (variabel independen),

β_0 = adalah konstanta atau *intercept*,

β_1 = adalah koefisien regresi yang menunjukkan seberapa besar pengaruh perilaku *toxic* terhadap *churn*.

2.9. Hipotesis Penelitian



Gambar 1. Hubungan Variabel Bebas dan Terikat

Pada gambar 1, setiap panah menunjukkan hipotesis yang diukur dalam penelitian ini, yaitu:

- Perilaku toksik (*toxic*) sebagai variabel bebas (independen) yang mempengaruhi *churn* sebagai variabel terikat (dependen), dengan hipotesis H1: Menunjukkan bahwa tingkat toksisitas yang lebih tinggi berhubungan dengan peningkatan *churn* atau semakin tinggi toksisitas (*toxic*), semakin besar kemungkinan *churn*.
- Keadilan *matchmaking* (*Matchmaking fairness*) sebagai variabel bebas (independen) yang mempengaruhi perkembangan *skill* (*skill progression*) sebagai variabel terikat (dependen), dengan hipotesis H2: Menyatakan bahwa persepsi *matchmaking* yang adil berdampak positif terhadap perkembangan *skill* pemain. Sebaliknya, persepsi *matchmaking* yang tidak adil berdampak negatif pada perkembangan *skill* pemain.

2.10. Dashboard Analitik

Dashboard interaktif yang dikembangkan menggunakan Looker Studio bertujuan menyajikan data secara visual untuk mendukung pengambilan keputusan berbasis data [9], [10].

Dashboard ini menampilkan visualisasi seperti *pie chart*, *bar chart*, dan *pivot table heatmap* untuk mengidentifikasi pola dan tren terkait *churn*, toksisitas, *matchmaking fairness*, dan perkembangan keterampilan pemain [11].

Visualisasi ini memberikan *insight* yang mendalam untuk meningkatkan pengalaman pemain dan mengurangi *churn*.

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan metode CRISP-DM (*Cross-Industry Standard Process for Data Mining*) [12] yang terdiri dari beberapa tahapan

- Business Understanding:** Mengidentifikasi permasalahan terkait *churn* dan toksisitas. Serta memahami apakah *matchmaking fairness* berpengaruh pada *skill progression* pemain [12].
- Data Understanding:** Mengumpulkan data melalui survei terhadap pemain Valorant [12].
- Data Preparation:** Mengolah data survei dengan *Python* untuk analisis lebih lanjut [12].

- Modeling:** Menggunakan Korelasi *Pearson* dan Regresi Linear Sederhana untuk menganalisis hubungan antara variabel toksisitas, *churn*, dan *matchmaking fairness* terhadap *skill progression* [12].
- Evaluation:** Mengevaluasi hasil analisis dan dashboard menggunakan *heuristic evaluation* [12].
- Deployment:** Mengimplementasikan hasil analisis ke dalam *dashboard* interaktif berbasis *Looker Studio* [12].

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Business Understanding

Penelitian ini dilatarbelakangi oleh tingginya tingkat *churn* atau perpindahan pemain pada game Valorant, sebuah fenomena yang mengindikasikan hilangnya minat atau kepuasan pemain. *Churn* dalam konteks *game* ini tidak hanya dipengaruhi oleh faktor internal seperti desain permainan atau konten yang monoton, tetapi juga oleh elemen-elemen sosial yang kompleks. Dua di antaranya yang cukup menonjol adalah tingkat toksisitas antar pemain serta persepsi ketidakadilan dalam sistem *matchmaking*. Toksisitas mencakup perilaku negatif seperti pelecehan verbal atau tindakan tidak sportif yang merusak pengalaman bermain, sementara ketidakadilan dalam *matchmaking* terjadi ketika sistem secara konsisten memasangkan pemain dengan keterampilan berbeda secara ekstrem, menyebabkan frustrasi bagi pemain yang merasa diperlakukan tidak adil.

Untuk mengatasi masalah ini, penelitian ini mengusulkan pengembangan sebuah *dashboard* analitik. *Dashboard* ini dirancang untuk menyajikan data secara komprehensif mengenai pola perilaku pemain, frekuensi kejadian toksisitas, dan efektivitas sistem *matchmaking*. Dengan mengintegrasikan data dari berbagai sumber seperti *log* aktivitas pemain, laporan komunitas, dan metrik performa game, *dashboard* ini diharapkan dapat memberikan wawasan yang mendalam dan akurat. Pengembang game dapat memanfaatkan informasi ini untuk melakukan intervensi yang tepat sasaran, seperti penyesuaian algoritma *matchmaking* atau penerapan kebijakan ketat terhadap perilaku toksik.

Pemanfaatan *dashboard* analitik tidak hanya membantu dalam mengurangi *churn*, tetapi juga berfungsi sebagai alat strategis dalam pengembangan game yang berkelanjutan. Dengan pendekatan berbasis data, keputusan yang diambil oleh pengembang akan lebih terinformasi dan berfokus pada pengalaman pemain yang positif. Pada akhirnya, peningkatan pengalaman pemain ini akan berkontribusi pada retensi yang lebih tinggi dan komunitas pemain yang lebih sehat, sekaligus memperkuat posisi Valorant sebagai *game kompetitif* yang adil dan menyenangkan bagi semua kalangan pemain.

4.2. Data Understanding

Data dikumpulkan melalui survei terhadap 52 pemain *valorant*. Survei ini mengukur beberapa variabel utama, yaitu:

- Toxic Behavior*, seberapa sering pemain mengalami atau menyaksikan perilaku *toxic*.
- Churn*, probabilitas pemain berhenti bermain dalam waktu dekat.
- Matchmaking Fairness*, persepsi pemain tentang keadilan sistem *matchmaking*.
- Skill Progression*, sejauh mana pemain merasa perkembangan skill mereka meningkat seiring waktu.

4.3. Data Preparation

Proses persiapan data dimulai dengan pengumpulan data melalui *Google Form*, yang kemudian dikonversi ke dalam format *.csv* agar dapat diproses lebih lanjut menggunakan *Python* di *Google Colaboratory*. Data yang dikumpulkan mencakup berbagai aspek pengalaman pemain, seperti tingkat toksisitas yang dialami, persepsi mereka terhadap sistem *matchmaking*, serta alasan potensial yang menyebabkan *churn*.

Tahapan preprocessing data dilakukan secara sistematis untuk memastikan kualitas dan validitas data sebelum dianalisis lebih lanjut. Tahapan ini mencakup:

- Pembersihan data
Proses ini meliputi penghapusan data duplikat dan entri yang tidak valid, seperti tanggapan yang tidak lengkap atau mengandung inkonsistensi. Selain itu, dilakukan pengecekan terhadap anomali dalam data, seperti outlier yang dapat mengganggu analisis.
- Transformasi data
Beberapa variabel dalam dataset digabungkan untuk menghasilkan skor agregat yang lebih representatif. Misalnya, indikator perilaku toksik dihitung dengan mengombinasikan beberapa parameter, seperti laporan pemain lain dan self-assessment dari responden. Begitu pula dengan fairness dalam *matchmaking*, yang dihitung berdasarkan pengalaman pemain terhadap keadilan sistem pairing dan hasil pertandingan.
- Normalisasi data
Setelah transformasi, data dinormalisasi agar memiliki skala yang seragam dan siap untuk analisis statistik. Normalisasi ini penting untuk memastikan bahwa setiap fitur memiliki bobot yang seimbang dalam model analitik yang digunakan.

Dengan pendekatan yang sistematis ini, data yang dihasilkan memiliki kualitas yang baik, siap untuk dianalisis guna mendukung pengambilan keputusan berbasis data dalam pengembangan *game Valorant* dan mitigasi *churn*.

4.4. Modeling

Penelitian ini menggunakan dua metode statistik utama yaitu Korelasi *Pearson* dan Regresi linier sederhana. Penggunaan korelasi *pearson* untuk mengukur hubungan antara toksisitas dan churn, serta antara *matchmaking fairness* dan perkembangan skill. Setelah korelasi dihitung, model regresi linier sederhana diterapkan untuk mengevaluasi seberapa besar pengaruh variabel bebas (toksisitas dan *matchmaking fairness*) terhadap variabel terikat (*churn* dan perkembangan skill).

- Korelasi *Pearson*

Hasil menunjukkan bahwa *toxic behavior* memiliki korelasi positif dengan *churn* ($r = 0.3668$, $p < 0.05$), artinya semakin tinggi tingkat toksisitas, semakin besar kemungkinan pemain untuk berhenti bermain. *Matchmaking fairness* memiliki korelasi positif dengan *skill progression* ($r = 0.2982$, $p < 0.05$), yang berarti pemain yang merasa *matchmaking* adil cenderung mengalami perkembangan skill yang lebih baik.

- Regresi Linear Sederhana

Model regresi menunjukkan bahwa setiap peningkatan satu unit dalam skor *toxic behavior* meningkatkan probabilitas *churn* sebesar 0.547. Setiap peningkatan satu unit dalam skor *matchmaking fairness* meningkatkan *skill progression* sebesar 0.536. Namun, nilai *R-squared* rendah (13.4% untuk *churn* dan 8.9% untuk *skill progression*), menunjukkan bahwa masih banyak faktor lain yang berkontribusi terhadap kedua variabel tersebut.

4.5. Evaluation

Evaluasi model dilakukan untuk menilai keakuratan prediksi dan kegunaan *dashboard*. Evaluasi ini melibatkan *heuristic evaluation* oleh dosen pembimbing dan pengguna terpilih.

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa:

- 80% responden menilai *dashboard* mudah dipahami dan memberikan insight yang relevan.
- 70% merasa fitur interaktif membantu mereka menavigasi data lebih baik.
- Beberapa saran perbaikan meliputi penyesuaian warna, tata letak, dan penambahan KPI untuk mendukung pengambilan keputusan.

4.6. Deployment

Dashboard dikembangkan menggunakan *Looker Studio* dengan berbagai visualisasi, seperti:

- Pie Chart* untuk distribusi gender dan kepuasan pemain.
- Bar Chart* untuk melihat distribusi usia, rank, dan jumlah jam bermain pemain.
- Pivot Table Heatmap* untuk melihat korelasi *toxic behavior* terhadap *churn* dan *matchmaking fairness* terhadap *skill progression*.

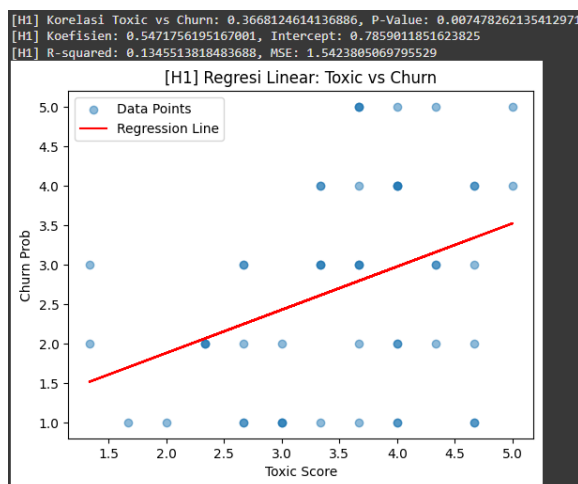
Dashboard ini diharapkan dapat menjadi alat bantu bagi pengembang *game* untuk mengurangi *churn*, meningkatkan *matchmaking fairness*, dan

memperbaiki lingkungan bermain *valorant* secara keseluruhan.

4.7. Hasil dan Pembahasan Penelitian

Penelitian ini dilakukan untuk memahami faktor-faktor yang mempengaruhi churn dalam game Valorant, terutama dari sisi tingkat toksisitas dan keadilan matchmaking, serta bagaimana pengembang game dapat memanfaatkan data untuk pengambilan keputusan berbasis analitik. Untuk mencapai tujuan ini, dilakukan pengumpulan data melalui survei terhadap 52 pemain Valorant. Data yang diperoleh meliputi pengalaman pemain terhadap perilaku toxic, persepsi mereka terhadap fairness matchmaking, serta potensi mereka untuk berhenti bermain (*churn*). Data ini kemudian dianalisis menggunakan metode statistik Korelasi *Pearson* dan Regresi Linear Sederhana untuk mengetahui hubungan antara variabel-variabel tersebut.

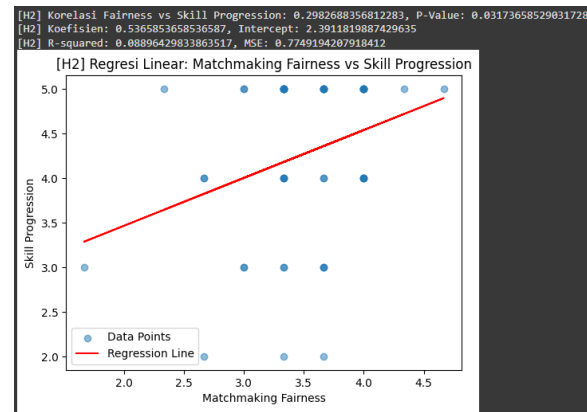
Setelah data terkumpul, dilakukan tahap preprocessing menggunakan *Python* di *Google Colaboratory*. Data yang dikumpulkan dalam format *.csv* dari *Google Form* kemudian dibersihkan dengan menghilangkan nilai duplikat dan mengubah skala variabel agar lebih siap untuk analisis statistik. Beberapa variabel penting yang dianalisis dalam penelitian ini antara lain tingkat toksisitas (*toxic_score*), potensi *churn* (*churn_prob*), persepsi keadilan (*matchmaking* (*matchmaking_fairness_score*), dan perkembangan skill pemain (*skill_progression*). Semua variabel ini kemudian diolah menggunakan *library Pandas*, *NumPy*, *Matplotlib*, dan *Seaborn* untuk eksplorasi awal dan visualisasi data sebelum dilakukan analisis statistik.



Gambar 2. Hasil Hipotesis Pertama

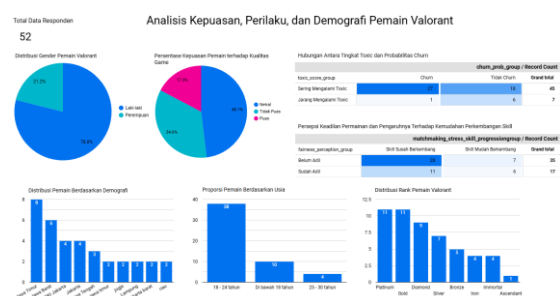
Hasil pertama yang ditemukan adalah adanya hubungan positif yang signifikan antara tingkat toksisitas dan *churn*. Berdasarkan hasil Korelasi Pearson yang terdapat di gambar 2, diperoleh nilai korelasi (r) sebesar 0.3668 dengan p -value < 0.05 , yang menunjukkan bahwa semakin tinggi tingkat

toksitasitas dalam *game*, semakin besar kemungkinan pemain untuk berhenti bermain. Namun, nilai R-squared yang rendah (13.4%) menunjukkan bahwa faktor lain di luar toksitasitas juga mempengaruhi churn pemain. Hal ini dapat dijelaskan oleh berbagai faktor lain seperti kurangnya konten baru dalam *game*, masalah teknis, atau faktor eksternal seperti peralihan ke *game* lain yang lebih menarik.



Gambar 3. Hasil Hipotesis Kedua

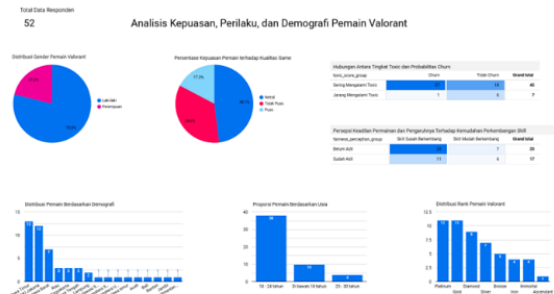
Selanjutnya, dilakukan analisis terhadap hubungan antara persepsi *matchmaking* fairness dengan perkembangan skill pemain. Hasil Korelasi Pearson yang ada pada gambar 3 menunjukkan adanya hubungan positif yang signifikan dengan nilai $r = 0.2982$ dan $p\text{-value} < 0.05$. Ini berarti bahwa semakin adil sistem *matchmaking* yang dirasakan oleh pemain, semakin besar kemungkinan mereka untuk mengalami perkembangan skill yang lebih baik. Namun, hubungan ini juga tergolong lemah, dengan nilai $R\text{-squared}$ hanya sebesar 8.9%, yang menunjukkan bahwa faktor lain seperti durasi bermain, pengalaman kompetitif, atau strategi individu juga berperan dalam perkembangan skill pemain.



Gambar 4. Final Dashboard

Untuk lebih memahami dampak dari variabel-variabel tersebut, dilakukan visualisasi hasil analisis dalam bentuk *dashboard* interaktif menggunakan Looker Studio, hasil visualisasi dapat dilihat di gambar 4. Dashboard ini dirancang untuk menyajikan informasi mengenai demografi pemain, distribusi rank, pengalaman toxic, *churn probability*, serta hubungan antara *matchmaking fairness* dan *skill progression*. Beberapa visualisasi utama yang

digunakan dalam dashboard ini antara lain *pie chart* untuk distribusi gender dan kepuasan pemain, *bar chart* untuk melihat distribusi rank dan usia pemain, serta *pivot table heatmap* yang menggambarkan hubungan antara tingkat toksisitas dan *churn* serta *fairness matchmaking* terhadap *skill progression*.



Gambar 5. Hasil Final Evaluasi Dashboard

Evaluasi terhadap *dashboard* dilakukan dengan metode *heuristic evaluation* yang melibatkan 10 partisipan, termasuk perwakilan mahasiswa, anggota komunitas Valorant Indonesia (VIC), serta beberapa peneliti. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa:

- 80% responden menilai *dashboard* ini mudah dipahami dan memberikan insight yang relevan,
- sementara 70% merasa bahwa fitur interaktif membantu mereka dalam mengeksplorasi data lebih lanjut,
- Beberapa saran perbaikan yang diberikan meliputi penyempurnaan tata letak visualisasi, penyesuaian warna agar lebih kontras, serta penambahan indikator utama (KPI) untuk memperjelas informasi yang disajikan.

Hasil *final dashboard* setelah evaluasi dapat dilihat pada gambar 5.

Berdasarkan temuan ini, disusun beberapa rekomendasi bagi pengembang game untuk mengurangi *churn* dan meningkatkan *matchmaking fairness*.

- Pertama, Riot Games dapat mengimplementasikan sistem *real-time reporting* yang memungkinkan pemain melaporkan perilaku *toxic* secara langsung selama permainan berlangsung, serta mendapatkan umpan balik mengenai status laporan mereka. Selain itu, penggunaan teknologi AI untuk mendeteksi pola perilaku *toxic* dapat menjadi solusi yang lebih efektif dalam menindaklanjuti laporan secara otomatis.
- Kedua, untuk meningkatkan *matchmaking fairness*, pengembang dapat mengoptimalkan algoritma MMR dengan mempertimbangkan performa terbaru pemain dalam menentukan lawan yang seimbang. Sistem *reward* berbasis *skill progression* juga dapat diterapkan untuk meningkatkan motivasi pemain dalam meningkatkan keterampilan mereka.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini menyimpulkan bahwa tingkat toksisitas dalam game berdampak pada *churn* pemain, meskipun korelasinya lemah semakin tinggi toksisitas, semakin besar kemungkinan pemain berhenti bermain. *Matchmaking fairness* berpengaruh positif terhadap perkembangan keterampilan, memungkinkan pemain berkembang lebih baik melalui pertandingan yang lebih seimbang. Namun, faktor lain juga mempengaruhi *churn* dan perkembangan keterampilan, sehingga perlu penelitian lanjutan. *Dashboard* yang dikembangkan terbukti berguna bagi pengembang game dalam memahami faktor-faktor tersebut. Evaluasi menunjukkan bahwa *dashboard* ini efektif menyajikan data secara visual dan interaktif, membantu pengembang mengidentifikasi pola perilaku pemain dan menerapkan kebijakan yang lebih tepat. Meski demikian, masih diperlukan perbaikan, seperti optimasi tata letak, peningkatan keterbacaan warna, dan penambahan indikator utama agar lebih intuitif.

Dengan pengembangan lebih lanjut, *dashboard* ini dapat menjadi alat yang lebih andal dalam mendukung pengambilan keputusan berbasis data di industri game. Sebagai saran untuk pengembang game, beberapa langkah strategis yang dapat diimplementasikan untuk meningkatkan pengalaman pemain dan mengurangi *churn* adalah dengan meningkatkan Sistem Moderasi Perilaku *Toxic*, mengoptimalkan *Matchmaking Fairness*, dan menambahkan Sistem *Reward* Berbasis *Skill Progression*. Meningkatkan Sistem Moderasi Perilaku *Toxic* dengan cara mengembangkan sistem deteksi otomatis berbasis AI untuk mendeteksi dan menangani perilaku *toxic* secara *real-time*, memberikan hukuman yang lebih tegas kepada pemain yang terbukti melakukan pelanggaran berulang kali, dan meningkatkan transparansi sistem pelaporan dengan memberikan umpan balik yang lebih jelas kepada pelapor. Pada bagian mengoptimalkan *Matchmaking Fairness* dengan cara menyesuaikan algoritma MMR agar lebih akurat dalam mencocokkan pemain berdasarkan performa terbaru dan menyediakan opsi *matchmaking* yang lebih fleksibel untuk pemain yang ingin bermain dengan teman tanpa terlalu banyak perbedaan skill.

Sedangkan menambahkan Sistem *Reward* Berbasis *Skill Progression* dengan cara memberikan penghargaan tambahan kepada pemain yang mengalami peningkatan skill, seperti bonus XP atau item eksklusif dan menyediakan sistem *leaderboard* berbasis perkembangan skill untuk mendorong kompetisi yang sehat. Dengan menerapkan rekomendasi ini, pengembang game dapat menciptakan lingkungan bermain yang lebih sehat, adil, dan menyenangkan bagi seluruh pemain *Valorant*.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] I. Tarigan, H. Farhan, R. Ardhana, S. Damanik, and D. Y. Niska, "Sistem Pendukung Keputusan untuk Pemilihan Senjata Paling Efektif pada Game Valorant," *Jurnal Ilmiah Komputasi*, vol. 22, no. 2, Jun. 2023, doi: 10.32409/jikstik.22.2.3371.
- [2] Furianto and R. R. Simanjuntak, "Gaming Language as a Language Variations in Digital Humanities," *E3S Web of Conferences*, vol. 388, p. 04010, May 2023, doi: 10.1051/e3sconf/202338804010.
- [3] Moh. I. Firdaus, "Lexical Forms and Meanings of Register Words in Valorant Game," *Globish: An English-Indonesian Journal for English, Education, and Culture*, vol. 12, no. 2, p. 175, Jul. 2023, doi: 10.31000/globish.v12i2.9226.
- [4] A. Sheth, V. L. Shalin, and U. Kursuncu, "Defining and Detecting Toxicity on Social Media: Context and Knowledge are Key," *arXiv: Social and Information Networks*, 2022.
- [5] D. Chou, "Countering Toxicity in Online Competitive Games," *Highlights in Science, Engineering and Technology*, vol. 44, pp. 341–348, Apr. 2023, doi: 10.54097/hset.v44i.7372.
- [6] H. Korevaar *et al.*, "Matched Pair Calibration for Ranking Fairness," *arXiv: Social and Information Networks*, 2023.
- [7] M. Zehlike, K. Yang, and J. Stoyanovich, "Fairness in Ranking, Part II: Learning-to-Rank and Recommender Systems," *ACM Comput Surv*, vol. 55, no. 6, pp. 1–41, Jul. 2023, doi: 10.1145/3533380.
- [8] N. Amalia, D. Ni'mah, and H. Rahmawati, "Using Voice Chat in Valorant Game for Speaking Skill Development: Valorant Player's Perceptions," *Jurnal Penelitian, Pendidikan, dan Pembelajaran*, vol. 19, no. 14, 2024, Accessed: Feb. 09, 2025. [Online]. Available: <https://jim.unisma.ac.id/index.php/jp3/article/view/25077/18893>
- [9] A. Fitri Ariani, K. Aulia, and L. O. Ahmad Arafat, "Pengembangan Dashboard Interaktif menggunakan Looker Studio untuk Visualisasi dan Prediksi Harga Komoditas Cabe di Jawa Timur," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 8, no. 4, pp. 8067–8074, Aug. 2024, doi: 10.36040/jati.v8i4.10616.
- [10] O. Kharakhash, "Data Visualization: Transforming Complex Data into Actionable Insights," *Automation of Technological and Business Processes*, vol. 15, no. 2, pp. 4–12, Jun. 2023, doi: 10.15673/atbp.v15i2.2520.
- [11] C. Starbuck, "Data Visualization," in *The Fundamentals of People Analytics*, Cham: Springer International Publishing, 2023, pp. 283–323. doi: 10.1007/978-3-031-28674-2_15.
- [12] M. Harahap, N. Hidayati, S. Panjaitan, E. Tambunan, and J. Sihombing, "Teacher Quality Affects On Graduation Of Study Programming Data Approach There With CRISP-DM Method," *sinkron*, vol. 8, no. 4, pp. 2275–2282, Oct. 2023, doi: 10.33395/sinkron.v8i4.12762.