

# Uma Análise do Impacto da Aleatorização de Recompensas na Experiência dos Jogadores de World of Warcraft

Luan Frota<sup>1</sup>, Ticianne G. R. Darin<sup>1</sup>, Leonardo O. Moreira<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Instituto Universidade Virtual (UFC Virtual)  
Universidade Federal do Ceará (UFC) – Fortaleza, CE – Brasil

luanfrota@gmail.com, {ticianne,leomoreira}@virtual.ufc.br

**Abstract.** *In order to identify possible impacts from reward randomization in video-games, this study was conducted around the Titanforging mechanic of World of Warcraft. By extracting and comparing data gathered from active characters, it is possible to identify periods with a shortage or abundance of rewards to players and the impacts of said rewards. The usage of data gathered in this manner combined with user observation provides support towards identifying how randomized rewards affect player experience and those effects can in turn be used to assess the effectiveness of random rewards in retaining player activity.*

**Resumo.** *O objetivo do trabalho é identificar possíveis impactos da aleatorização de recompensas na experiência do jogador. Para tal, realizou-se um estudo do jogo World of Warcraft, focado na mecânica de Titanforging. Por meio de dados extraídos de uma plataforma web pública gerida pela comunidade do jogo, foram feitas comparações entre personagens que permaneceram ativas para identificar períodos de escassez ou plenitude de recompensas e o impacto destas. Este modelo de coleta em conjunto com o acompanhamento dos usuários fornece uma estrutura de suporte para identificar impactos da aleatorização que podem ser aplicados para identificar a eficácia de sistemas de recompensa baseados em aleatoriedade na retenção de jogadores.*

## 1. Introdução

Jogos digitais são utilizados para diversas finalidades, sendo a principal destas o entretenimento [Ritterfeld and Weber 2006]. Jogos com a finalidade de entretenimento buscam engajar o jogador na resolução de problemas ou cumprimento de desafios. Desenvolvedores utilizam de estratégias para minimizar a perda de valor dos desafios já cumpridos, incluindo a aleatorização de recompensas [Frota and Moreira 2017]. Essas estratégias possuem o intuito de prolongar o entretenimento do jogador a partir do mesmo conteúdo e afetam diretamente a experiência do jogador. Existem várias motivações para o ato de jogar descritas na literatura, entre elas destaca-se a Retórica do Destino (do inglês, *Rhetorics of Fate*), onde é apresentado como motivação a perspectiva de recompensas [Sutton-Smith 2001].

Para fins deste trabalho, as recompensas em jogos digitais serão tratadas em dois grandes grupos: recompensas determinísticas, quando existe uma certeza por parte do jogador do que vai ser obtido como recompensa e recompensas não determinísticas, quando associadas a um elemento de chance. Esses grupos são baseados nos conceitos de reforço

de razão fixa e reforço de razão variável[Ferster and Skinner 1957] respectivamente. Ao atribuir um elemento de chance, reduzindo o controle do jogador sobre a recompensa adquirida, é possível prolongar a duração da interação do jogador com o jogo, pois pode levar o jogador a repetir desafios visando uma recompensa desejada que não foi obtida, dessa forma, essa aleatorização se torna uma possível estratégia de rentabilidade em alguns modelos de monetização de jogos onde há correspondência entre tempo jogado e dinheiro investido. Para fins deste trabalho, será tratado aleatorização de recompensas como a ausência de controle total ou parcial do jogador sobre a recompensa adquirida em um dado momento do jogo. Sugere-se que jogos sejam projetados com uma progressão de desafios e recompensas, de forma que os desafios se tornem progressivamente mais difíceis e as recompensas se tornem progressivamente melhores [Rogers 2014]. Porém, alguns jogos podem fugir a essa regra e introduzem desafios que trazem como única recompensa a prova de que o jogador completou o desafio, através de sistemas de *achievements*<sup>1</sup>, com um apelo à competitividade dos jogadores.

Em *World of Warcraft* (WoW), há diversas formas de engajamento e atividades de jogadores e na perspectiva deste trabalho, destaca-se a progressão de poder da personagem-jogador. Personagem jogador é a interface pela qual o jogador experiencia os aspectos físicos e sociais do mundo do jogo[Isbister 2006] e personagem-não-jogador ou NPC (do inglês *non-player character*) toda e qualquer personagem controlada por uma inteligência artificial. O engajamento de jogadores em WoW dá-se por duas vias principais: *player versus player* (PvP), onde jogadores competem entre si e *player versus environment* (PvE), onde jogadores formam grupos cooperativos e enfrentam NPCs. Para este trabalho, será estudado apenas o engajamento de jogadores por PvE. O sistema PvE de WoW é baseado na progressão de desafios e recompensas proposta por Rogers (2014), mas acrescenta alguns elementos de aleatorização de recompensas. Os desafios possuem uma grande variedade de recompensas possíveis e somente uma pequena quantidade dessas é obtida cada vez que um desafio é cumprido. A sexta expansão do jogo, *Legion*, introduziu em 2016 uma nova camada de aleatorização: a mecânica de *Titanforging*, mantida no jogo desde então.

A mecânica de *Titanforging* consiste em incrementos de *item level* calculados no momento da obtenção do equipamento. Cada incremento é calculado a partir de uma chance e o cálculo é repetido até que haja a primeira falha ou o limite superior seja alcançado [Frota and Moreira 2017], permitindo que as recompensas obtidas possam aleatoriamente ser de uma qualidade maior do que a associada ao desafio cumprido, o que cria uma possibilidade de quebra da progressão e da proporção de desafios e recompensas. As recompensas em WoW se dão por meio de equipamentos que elevam o nível de poder da personagem-jogador. Obter um equipamento novo é um momento de euforia para o jogador. Naturalmente, um equipamento melhor proporciona uma euforia maior. No entanto, um equipamento melhor pode demorar mais tempo para ser substituído, podendo criar um período prolongado de ausência de euforia ou frustração por parte do jogador. Quando, por um período prolongado, todas as recompensas obtidas por desafios cumpridos são inferiores ao que o jogador já possui, surge o questionamento: qual o impacto da aleatorização de recompensas na experiência do jogador?

---

<sup>1</sup>Sistemas através dos quais os jogadores podem provar que cumpriram um desafio, mesmo sem uma recompensa tangível associada

Este trabalho tem como objetivo geral identificar a eficácia de elementos de aleatorização presentes em *World of Warcraft* em recompensar os jogadores. Para alcançar o objetivo principal do trabalho, alguns objetivos específicos foram elencados: (i) estudar conceitos relacionados à aleatorização de recompensas em *World of Warcraft*; (ii) projetar uma ferramenta para coleta de dados sobre *Titanforging* para o jogo objeto do estudo; (iii) implementar a ferramenta proposta para coleta de dados sobre *Titanforging* e (iv) relacionar qualidade de equipamento e tempo de posse.

## 2. Referencial Teórico

Esta seção apresenta elementos e conceitos necessários para o entendimento do estudo discutido neste artigo. Para isso, são discutidos os seguintes pontos: o jogo *World of Warcraft*, o conceito de aleatorização de recompensas e, por fim, a experiência do jogador no contexto estudado neste artigo.

### 2.1. World of Warcraft: Battle for Azeroth

*World of Warcraft* é um jogo digital desenvolvido pela *Blizzard Entertainment* e lançado em 2004. O jogo foi um grande sucesso comercial e cresceu rapidamente, com sua primeira expansão, em 2006, estabelecendo recorde de jogo de computador vendido mais rapidamente. O jogo esteve entre os mais jogados do gênero *Massively Multiplayer Online Role-Playing Game* (MMORPG) durante a maior parte da sua vida comercial, mesmo em seu ponto mais baixo após o ano de lançamento [Activision 2015], e teve um pico de mais de 12 milhões de usuários assinantes [Activision 2010]. O gênero MMORPG surgiu como uma evolução dos jogos de *Multi-User Dungeon* (MUD), dos anos 1970, que se baseava em explorar masmorras com uma interação textual, semelhante ao popular jogo *Zork* [Anderson et al. 2014]. Os primeiros jogos que podem ser considerados MMORPGs surgiram nos anos 80, mas o termo só começou a ser usado em 1997, pelo criador de *Ultima Online* Richard Garriott [Safko 2010].

*Battle for Azeroth* é a sétima expansão do jogo e apresenta mecânicas semelhantes às introduzidas na expansão anterior, *Legion*, entre elas a continuidade do sistema de *Titanforging*, que abre a possibilidade que desafios menores possam trazer recompensas mais desejáveis do que desafios maiores, causando possíveis anomalias no fluxo de progressão dos jogadores, podendo impactar diretamente na experiência do jogador e na capacidade de retenção do jogo.

### 2.2. Aleatorização de Recompensas

*World of Warcraft* adota um modelo de monetização *Pay to Play*, que segue a arquitetura econômica de Desenvolvimento - Monetização - Aquisição - Retenção [DAVIDOVICI-NORA 2014], sendo retenção a etapa onde o jogador gosta do jogo e se mantém jogando. Como o modelo adotado traz uma correlação direta entre o tempo jogado e o dinheiro investido pelo jogador, a retenção de jogadores se torna fundamental para a rentabilidade do jogo. A principal técnica de engajamento utilizada no conteúdo *PvE* de *World of Warcraft* é a diversão difícil, através de desafios a serem superados e recompensas que viabilizam novos desafios [Lazzaro 2004].

Dessa forma, a aleatorização de recompensas é inserida no jogo como um mecanismo de retenção, para que os jogadores não obtenham todas as recompensas desejadas de imediato e continuem cumprindo os mesmos desafios repetidamente.

### 2.3. Experiência do Jogador

Experiência do jogador é como um jogador pensa e sente ao interagir com o jogo [Portelli and Khaled 2016]. É possível avaliar a diversão do jogador através da heurística do *GameFlow* [Sweetser and Wyeth 2005], construída com base em elementos que proporcionariam um estado denominado *flow* onde se está ciente de suas ações mas não dessa ciência [CSIKSZENTMIHALYI 1975], de forma que esteja totalmente absorto no ato de jogar. Para isso, o jogo deve ser suficientemente desafiador, corresponder à habilidade do jogador, variar o nível de dificuldade e progredir em um ritmo apropriado [Sweetser and Wyeth 2005]. O modelo de progressão existente em *World of Warcraft* se mostra coerente com essa proposta ao trabalhar com níveis de dificuldade progressivos, onde as recompensas de um nível viabilizam a completação do seguinte.

A mecânica de *Titanforging* surge como uma tentativa de manter engajados jogadores que já teriam obtido todas ou a maior parte das recompensas referentes aos desafios que cumpriram, porém introduz a possibilidade de desvios na curva de recompensas, com desafios menores podendo trazer recompensas mais desejáveis que desafios maiores, criando abertura para anomalias no fluxo de progressão dos jogadores.

## 3. Material e Métodos

Neste trabalho, em um primeiro momento, foi utilizada uma metodologia do tipo exploratória, pois houve a necessidade de obter informações sobre os equipamentos obtidos por jogadores de *World of Warcraft* ao longo do tempo. Segundo Gil (2002) o caráter exploratório agrega maior familiaridade com o problema, tornando-o mais explícito ou permitindo a construção de hipóteses.

Para tal, fez-se necessário identificar os equipamentos utilizados pelos jogadores, sendo necessário armazenar o nome da personagem, o nome do servidor na qual a personagem se encontra cadastrada, o nome de cada equipamento utilizado, o *item level* de cada equipamento utilizado, o *slot* de equipamento correspondente, a dificuldade do jogo atrelada àquela versão do equipamento e o momento de realização da coleta, para que as demais informações pudessem ser analisadas ao longo do tempo.

Após a identificação dos dados necessários para a análise, houve a necessidade de extrair dados dos personagens e dos equipamentos obtidos por jogadores do *World of Warcraft* ao longo de um certo período. Para isso, utilizaram-se dados da página *WoWProgress*<sup>2</sup>. Para a obtenção dos dados requeridos no conteúdo HTML das páginas, adotou-se a implementação de *Crawlers* para a extração. A Tabela 1 exemplifica os dados coletado.

### 3.1. Coleta de Dados

Tabela 1. Exemplo de Dados Coletados

Personagem	Equipamento	Slot	Item Level	Momento da Coleta
Brolandi @ US-Zul'jin	Soulspun Casque	Head	385	24/10/2018 14:57:43

*World of Warcraft* trabalha com ciclos semanais: um mesmo *boss* não pode conferir recompensas à mesma personagem mais de uma vez durante a mesma semana. Dessa

<sup>2</sup><https://www.wowprogress.com/gearscore/us>

forma, múltiplas coletas de dados feitas em um mesmo ciclo semanal dificilmente apresentariam diferenças significativas dentro dos níveis de poder de personagem observados, portanto foi definida periodicidade semanal para as coletas de dados, que foram realizadas ao longo de quatro semanas. Em diferentes regiões do mundo, o ciclo semanal se encerra em momentos diferentes, o que poderia mostrar discrepância entre as oportunidades de recompensas de jogadores de diferentes regiões no momento da coleta. Para minimizar esse impacto, foram selecionados apenas jogadores da região das Américas e Oceania, de forma que todos os jogadores observados estivessem sujeitos ao mesmo ciclo semanal.

Foram selecionados quatro grupos de cem personagens cada, pelos seguintes critérios, de acordo com suas posições no *ranking* de personagens com *item level* médio mais alto no momento da primeira coleta:

- Grupo 1: Cem primeiras posições a partir do topo.
- Grupo 2: Cem primeiras posições a partir da posição 2500.
- Grupo 3: Cem primeiras posições a partir da posição 10000.
- Grupo 4: Cem primeiras posições a partir da posição 40000.

Os grupos foram formados a partir de jogadores que deveriam ser beneficiados pela proposta da mecânica de *Titanforging*, por possuírem, em sua maior parte, equipamentos oriundos das dificuldades mais altas do jogo, porém com diferenças significativas entre si, de forma que os grupos mais baixos estivessem mais propensos a se beneficiar de recompensas sem depender da ocorrência de *Titanforging*, enquanto grupos mais altos dificilmente se beneficiariam de uma recompensa caso não ocorresse *Titanforging*. As posições iniciais dos dois primeiros grupos foi baseado na divisão já presente no *ranking* analisado, e o espaçamento entre os grupos aumentado para que a diferença de nível de poder médio entre quaisquer dois grupos sequenciais fosse semelhante.

O *Crawler*<sup>3</sup> foi desenvolvido na linguagem C# e utilizou-se das seguintes bibliotecas: *EPPlus*, *HTMLAgilityPack* e *Microsoft.Net.Http*. A biblioteca *Microsoft.Net.Http* foi adotada para utilizar as funcionalidades do protocolo HTTP. A partir das classes definidas na biblioteca, foi instanciado um cliente HTTP responsável por enviar as requisições ao servidor do *WoWProgress* solicitando os dados desejados na coleta. Já a biblioteca *HTMLAgilityPack* foi utilizada para acessar as informações do documento HTML correspondente à página solicitada. Por fim, a biblioteca *EPPlus* é responsável por registrar os dados extraídos da página e exportá-los na forma de uma planilha de *Microsoft Excel* para que pudessem ser manipulados para as análises necessárias. O *Crawler* foi executado nas datas detalhadas na Tabela 2, e seu funcionamento e a interação com as fontes de dados HTML estão ilustradas na Figura 1.

**Tabela 2. Datas de Coleta de Dados**

	Primeira	Segunda	Terceira	Quarta
Data da Coleta	24/10/2018	31/10/2018	07/11/2018	14/11/2018

As coletas foram realizadas sempre às quartas-feiras, pois o ciclo semanal da região da coleta se encerra às terças-feiras. Dessa forma, a coleta foi realizada sempre ao término de cada ciclo. A Tabela 3 ilustra a quantidade de personagens e equipamentos únicos observados ao longo do período.

<sup>3</sup><https://github.com/wowstalwart/WoWCrawler/>

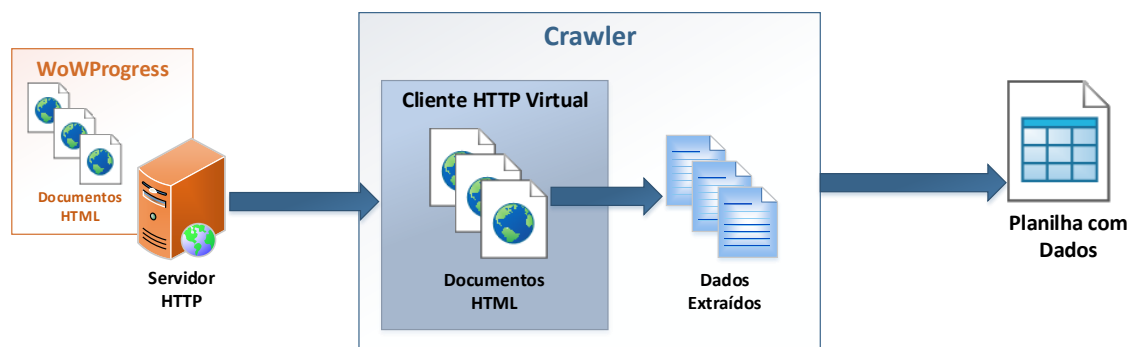


Figura 1. Interação do *Crawler*

Tabela 3. Detalhamento da Coleta

	Total de Personagens	Excluídos	Remanescentes	Equipamentos Únicos
Grupo 1	100	17	83	425
Grupo 2	100	26	74	472
Grupo 3	100	23	77	497
Grupo 4	100	28	72	511
Total	400	94	306	682

### 3.2. Análise de Dados

Após o término da coleta, iniciou-se a preparação para análise dos dados. O primeiro passo foi o ordenamento de cada grupo por ordem alfabética do nome da personagem em cada grupo. Esse passo foi necessário pois o *Crawler* era executado de forma assíncrona, portanto não era possível garantir que os jogadores de um grupo estavam organizados da mesma forma em cada coleta.

Em seguida, foi necessário criar uma forma automatizada de identificar alterações de equipamentos em cada um dos jogadores de cada grupo. Para isso, foi criado um identificador numérico único para os jogadores do grupo (PID), um identificador numérico único para cada equipamento presente em ao menos uma coleta do grupo (EID) e um identificador único para cada *slot* de equipamento (SID).

A partir desses identificadores numéricos e do *item level* do equipamento, é feito um cálculo que gera um identificador único para cada combinação de personagem e equipamento (UID), permitindo que seja automatizada a identificação de substituições através da comparação dos identificadores únicos. Os números da fórmula foram escolhidos arbitrariamente para que o identificador único tenha variações diferentes a partir das variações de cada fator componente.

$$UID = (\sqrt{PID + 37}) + (\sqrt{EID + 55}) + (\sqrt{SID + 11}) + (\sqrt{Item\ Level})$$

Porém, é necessário para tal garantir que a comparação ocorra sempre com a mesma personagem entre coletas diferentes. Dessa forma, o próximo passo da análise é eliminar da amostra as personagens que apresentam variação na quantidade de equipamentos ao longo das coletas, por não ser possível realizar a comparação das coletas nesses casos. Exemplos incluem personagens que utilizavam uma arma equipada em duas mãos

e passaram a usar duas armas equipadas uma em cada mão ou vice-versa, entre outros cenários.

Após a remoção dos casos que não permitem a comparação direta, é possível utilizar os identificadores únicos gerados para comparar os equipamentos das personagens restantes em cada amostra. Para melhor analisar a evolução dentro do grupo, foram consideradas personagens que se mostraram inativas durante o período da coleta.

As personagens inativas foram identificadas através do *Heart of Azeroth*, equipamento utilizado por todas as personagens de nível máximo de *World of Warcraft* no slot de *Neck* e que evolui através de recompensas determinísticas. Jogadores recebem *Artifact Power* para cada atividade completada dentro do jogo e ao angariar uma quantidade suficiente, seu *Heart of Azeroth* avança para o próximo nível. O requerimento de *Artifact Power* para os níveis do *Heart of Azeroth* são reduzidos para todas as personagens ao fim de cada ciclo semanal, a fim de proporcionar uma evolução constante aos jogadores. Personagens que não apresentaram evolução do *Heart of Azeroth* ao longo de todo o período de observação foram considerados inativos e portanto, removidos da amostra.

Ao término do preparo das amostras, buscou-se identificar um percentual de *upgrades* (U%) nos equipamentos das personagens. Para tal, foi feito um cálculo a partir da quantidade de *upgrades* (U) e da quantidade total de equipamentos da personagem (E).

$$U\% = \left( \frac{U}{E} \right)$$

#### 4. Resultados e Discussão

Após o devido preparo dos dados coletados, é possível obter comparações dentro de cada grupo e entre grupos. Os dados mostram que todos os grupos analisados estão sujeitos a ciclos escassos de recompensas, apesar de haver indícios que sejam mais frequentes nos grupos mais altos e que grupos mais baixos têm acesso a uma maior diversidade de possíveis recompensas relevantes. Quando considerados múltiplos ciclos, o percentual de jogadores não recompensado se apresenta muito abaixo da média por ciclo dentro do grupo, o que sugere que períodos prolongados sem qualquer recompensa sejam raros em qualquer dos grupos, porém mais comuns no Grupo 1, que apresenta um percentual de jogadores não recompensados consideravelmente mais alto do que os demais, conforme a Tabela 4.

**Tabela 4. Percentual de Jogadores não Recompensados**

	Primeira Obs.	Segunda Obs.	Terceira Obs.	Todas Obs.
Grupo 1	49,40%	54,22%	43,37%	12,05%
Grupo 2	25,68%	56,76%	35,14%	4,05%
Grupo 3	12,99%	45,46%	49,35%	1,30%
Grupo 4	12,5%	51,39%	52,78%	4,17%

A Tabela 5 mostra que personagens com *item level* mais altos estão sujeitos a um crescimento de poder mais demorado, o que sugere que, mesmo que a quantidade de recompensas recebidas seja similar a personagens com *item level* mais baixo, a influência de cada recompensa na variação do nível de poder da personagem seja menor. O jogo apresenta uma curva de poder exponencial, de forma que variações iguais de *item level*

em uma faixa mais elevada sejam mais significativas. A curva de poder exponencial seria uma compensação adequada à menor variação de *item level* em faixas mais elevadas, o que sugere que os dados analisados estão coerentes com a realidade do jogo.

**Tabela 5. Item Level Médio Observado**

	24/10/18	31/10/18	07/11/18	14/11/18
Grupo 1	385,39	385,53	385,76	386,18
Grupo 2	381,02	381,52	381,98	382,80
Grupo 3	378,47	379,33	380,16	381,01
Grupo 4	374,54	375,90	376,51	377,42

A Tabela 6 por sua vez, mostra possibilidade de grande variação da quantidade de recompensas recebidas em cada ciclo, coerente com um sistema de recompensas não determinístico, mas o Grupo 1 parece estar sujeito a um percentual de *upgrades* estável ao longo do tempo. Porém sugere, em conjunto com a tabela 4, que ciclos escassos de recompensas em grupos mais baixos sejam menos frequentes e menos sujeitos a uma duração prolongada.

**Tabela 6. Percentual de Upgrade Médio por Grupo**

	Primeira Observação	Segunda Observação	Terceira Observação
Grupo 1	4,68%	4,31%	5,56%
Grupo 2	8,31%	4,49%	6,84%
Grupo 3	11,96%	6,16%	7,18%
Grupo 4	11,95%	5,37%	7,04%

A partir do conjunto de dados referente às observações do Grupo 1, um teste de Friedman confirmou não haver uma variação significativa ( $N=83$ ,  $X^2 = 0,37$ ,  $DF= 2$ ,  $p>0.05$ ) do percentual de *upgrades* ao longo do tempo de observação. A partir do conjunto de dados referente às observações dos demais grupos, o teste confirmou uma variação significativa ao longo do tempo: Grupo 2 ( $N= 74$ ,  $X^2 = 12,01$ ,  $DF= 2$ ,  $p<0.05$ ); Grupo 3 ( $N=77$ ,  $X^2 = 24,18$ ,  $DF= 2$ ,  $p<0.05$ ) Grupo 4 ( $N=72$ ,  $X^2 = 18,86$ ,  $DF= 2$ ,  $p<0.05$ ). Todos os grupos apresentaram uma distribuição positivamente assimétrica, justificando o uso do teste não-paramétrico.

A Tabela 7 evidencia que a ocorrência de *Titanforging* é significativa em todos os grupos, o que sugere que a quebra da correlação entre o nível de dificuldade e o nível da recompensa tem ocorrência significativa. No Grupo 1, o percentual de equipamentos com *Titanforging* está diretamente relacionado com o aumento do *item level* do grupo, conforme esperado do grupo que depende da mecânica para *upgrades* de equipamento.

A Tabela 8 mostra o percentual de ocorrências de *Titanforging* que tornaram um equipamento de qualidade igual ou superior a um equipamento de uma dificuldade mais alta, que por sua vez evidencia que, na maior parte de suas ocorrências, a mecânica de *Titanforging* não tem um impacto grande o suficiente nas recompensas para desvalorizar desafios ainda não cumpridos. O constante decréscimo da ocorrência no Grupo 1 pode ser associado ao fato de equipamentos oriúdos da dificuldade mais alta não estarem sujeitos a um aumento tão grande de *item level* por meio de *Titanforging*.



**Tabela 7. Percentual de Equipamentos com Titanforging**

	Primeira Coleta	Segunda Coleta	Terceira Coleta	Quarta Coleta
Grupo 1	41,67%	42,14%	42,53%	43,62%
Grupo 2	34,95%	35,38%	35,29%	35,29%
Grupo 3	34,66%	34,33%	34,83%	35,16%
Grupo 4	33,12%	34,90%	35,44%	35,61%

**Tabela 8. Percentual de Equipamentos com Titanforging Excessivo**

	Primeira Coleta	Segunda Coleta	Terceira Coleta	Quarta Coleta
Grupo 1	18,92%	18,84%	18,76%	18,53%
Grupo 2	14,10%	14,27%	14,01%	14,01%
Grupo 3	12,97%	13,72%	13,72%	14,63%
Grupo 4	9,33%	9,68%	10,21%	10,48%

## 5. Conclusão

Este trabalho apresentou uma análise do impacto da aleatorização de recompensas na experiência dos jogadores de *World of Warcraft*. A partir dos dados coletados, é possível concluir que a mecânica de *Titanforging* traz um impacto significativo no valor das recompensas a serem obtidas. Porém, por se tratar de uma amostra pequena em relação ao número de jogadores, assim como uma curta duração de observação, em relação a uma temporada de *raid* do jogo, não é possível prever a tendência geral do jogo a partir das amostras obtidas.

No entanto, os dados deixam claros a ocorrência significativa de anomalias no fluxo de progressão, que pode levar à desvalorização de desafios, apesar de não ser possível atestar a ocorrência clara disso sem uma pesquisa direta com os usuários.

A mecânica de *Titanforging* se apresenta como um possível incentivo à repetição de desafios pelos jogadores, assim como uma possível continuidade do fluxo de progressão de poder após o que, na ausência da mecânica, seria seu término. No entanto, a ocorrência de *upgrades* nos equipamentos de jogadores que teriam concluído o fluxo de progressão do jogo se mostra estatisticamente pouco confiável na amostra recolhida, o que pode ameaçar a confiabilidade da mecânica em cumprir sua função proposta, ao mesmo tempo que a alta ocorrência de *Titanforging* em todos os grupos da amostra sugere um desvio significativo do fluxo de progressão proposto por Rogers (2014) para o engajamento de jogadores.

Partindo exclusivamente dos dados coletados, não é possível fazer afirmações seguras sobre a retenção de jogadores ou sobre suas experiências. Dentro da amostra coletada, não houve diferença significativa entre o número de jogadores que se tornaram inativos dentro do período de observação em cada grupo, não viabilizando inferências sobre a correlação de períodos prolongados de escassez de recompensa e o abandono do jogo. Da mesma forma, os dados não trazem indicativo sobre qual faixa de nível de poder de personagem estaria mais propensa a abandonar o jogo ou os motivos do abandono.

Unindo um acompanhamento dos usuários aos dados coletados da maneira descrita neste trabalho, seria possível identificar ocorrências não refletidas puramente pelos

dados, incluindo porém não limitado à propensão dos jogadores a abandonarem o jogo por uma escassez prolongada de recompensas e em qual ou quais faixas de nível de poder e dedicação dos jogadores o impacto da escassez é mais forte.

Propõe-se, em um trabalho futuro, realização de uma coleta semelhante com uma amostra mais significativa do total de jogadores durante o período completo de uma temporada (*raid tier*), em conjunto com o acompanhamento dos usuários a fim de determinar a eficácia de sistemas de recompensa baseados em aleatoriedade na retenção de jogadores.

A metodologia de coleta utilizada também permite que seja feito um estudo comparativo entre diversas regiões de distribuição do jogo, estabelecendo um comparativo do perfil de jogadores das diferentes regiões, permitindo a identificação de fatores comuns nos perfis, que poderiam ser explorados em uma ação global pela desenvolvedora, assim como fatores regionais, que poderiam ser usados para atribuir foco a eventos e ações realizados regionalmente.

## Referências

- Activision (2010). *Activision Blizzard Announces Better-Than-Expected Third Quarter 2010 Financial Results*. Disponível em: <https://investor.activision.com/static-files/dbbb3ecc-48d4-4ed6-872d-ba9014732309>. Acessado em: 21 de abril de 2018.
- Activision (2015). *Activision Blizzard Announces Agreement to Acquire King Digital Entertainment and Better-Than-Expected Third Quarter 2015 Financial Results*. Disponível em: <https://investor.activision.com/news-releases/news-release-details/activision-blizzard-announces-agreement-acquire-king-digital?ReleaseID=939963>. Acessado em: 26 de abril de 2018.
- Anderson, T., Blank, M., Daniels, B., and Lebling, D. (2014). *Zork - Play online at textadventures.co.uk*. Disponível em: [http://textadventures.co.uk/games/view/5zyoqrsugeopel3ffhz\\_vq/zork](http://textadventures.co.uk/games/view/5zyoqrsugeopel3ffhz_vq/zork). Acessado em: 28 de maio de 2018.
- Blizzard (2018). *World of Warcraft: Legion*. Disponível em: <http://us.battle.net/wow/pt/legion/>. Acessado em: 02 de setembro de 2018.
- CSIKSZENTMIHALYI, M. (1975). *Beyond Boredom and Anxiety*. Jossey-Bass Publishers.
- DAVIDOVICI-NORA, M. (2014). Paid and free digital business models innovations in the video game industry. *Digiworld Economic Journal*, (94).
- Ferster, C. B. and Skinner, B. F. (1957). Schedules of reinforcement.
- Frota, L. S. and Moreira, L. O. (2017). Uma metodologia para extração e análise de dados do jogo world of warcraft: Legion. In *II Workshop G2: Games na Graduação do XVI Simpósio Brasileiro de Games e Entretenimento Digital (SBGames)*, pages 1–5, Curitiba. SBC.
- Gil, A. C. (2002). *Como elaborar projetos de pesquisa*. Editora Atlas, São Paulo, 4 edition.
- Isbister, K. (2006). *Better game characters by design: A psychological approach*. Elsevier San Francisco.

- Lazzaro, N. (2004). Why we play games: Four keys to more emotion without story.
- Portelli, J.-L. and Khaled, R. (2016). Spectrum: Exploring the effects of player experience on game design. In *DiGRA/FDG*.
- Ritterfeld, U. and Weber, R. (2006). Video games for entertainment and education. *Playing video games: Motives, responses, and consequences*, pages 399–413.
- Rogers, S. (2014). *Level Up! The Guide to Great Video Game Design*. Wiley.
- Safko, L. (2010). *The Social Media Bible: Tactics, Tools, and Strategies for Business Success*. Wiley Publishing, 2nd edition.
- Sutton-Smith, B. (2001). *The Ambiguity of Play*. Harvard University Press.
- Sweetser, P. and Wyeth, P. (2005). Gameflow: a model for evaluating player enjoyment in games. *Computers in Entertainment (CIE)*, 3(3):3–3.