

CENTRO DE ESTUDOS E SISTEMAS AVANÇADOS DO RECIFE

CESAR SCHOOL

CURSO DE CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO

PEDRO HENRIQUE ARAGÃO VILAS BÔAS

ANÁLISE DE COMPORTAMENTO E CLASSIFICAÇÃO DE JOGADORES: UMA ABORDAGEM HÍBRIDA COM DADOSQUANTITATIVOS E QUALITATIVOS

RECIFE

2026

PEDRO HENRIQUE ARAGÃO VILAS BÔAS

ANÁLISE DE COMPORTAMENTO E CLASSIFICAÇÃO DE JOGADORES: UMA ABORDAGEM HÍBRIDA COM DADOS QUANTITATIVOS E QUALITATIVOS

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao curso de Bacharelado em Ciência da Computação do Centro de Estudos e Sistemas Avançados do Recife – CESAR School, como requisito para a obtenção do título de Bacharel em Ciência da Computação.

Orientadora: Pamela Thays Lins Bezerra

Coorientador: Erick Simões de Matos

RECIFE

2026

Permito a reprodução, total ou parcial, deste trabalho por quaisquer meios físicos, ou digitais, exclusivamente para fins de estudo e pesquisa, desde que a fonte seja devidamente referenciada.

V695a Vilas Bôas, Pedro Henrique Aragão
Análise de comportamento e classificação de jogadores: uma abordagem híbrida com dados quantitativos e qualitativos Pedro Henrique Aragão Vilas Bôas ; orientação Pamela Thays Lins Bezerra ; coorientação Erick Simões de Matos. -- Recife : CESAR School, 2026.
102 p. il.

TCC (Graduação) - Centro de Estudos e Sistemas Avançados do Recife – CESAR School Recife. Bacharelado em Ciência da Computação.

1. Classificação - jogadores. 2. Tipologia de Bartle. 3. Modelagem de jogadores. 4. Adaptação dinâmica. 5. Análise de comportamento I.Bezerra, Pamela Thays Lins. II.Matos, Erick Simões de. III.Silva, Tatyane Souza Calixto da. IV.Advincula, Maria Fernanda Poletine. V. Título.

Catalogação da Publicação na Fonte (CIP)
Centro de Estudos e Sistemas Avançados do Recife - CESAR School
Bibliotecária Ana Clara Amorim, CRB-2145.



PEDRO HENRIQUE ARAGÃOVILASBÔAS

ANÁLISE DE COMPORTAMENTO E CLASSIFICAÇÃO DE JOGADORES: UMA ABORDAGEM HÍBRIDA COM DADOSQUANTITATIVOS E QUALITATIVOS

Trabalho aprovado em Recife: **07/07/2026.**

Pamela ThaysLins Bezerra
(CESARSCHOOL)
Orientador.

Erick Simões deMatos
(CESAR SCHOOL)
Coorientador.

Tatyane Souza Calixto da Silva
(CESAR SCHOOL)
Avaliador Interno.

Maria Fernanda Poletine Advincula
(KokkuGames)
Avaliador Externo.

RECIFE
2026

Ao meu irmão, pelo apoio incondicional, e a todos que me acompanharam e incentivaram ao longo desta aventura.

AGRADECIMENTOS

Este trabalho é o primeiro passo, e não chegaria até aqui sem todos que estiveram ao meu lado ao longo desta jornada. A todos, o meu mais sincero obrigado.

À minha orientadora, Pamela, por me orientar, guiar e ensinar em cada etapa deste trabalho e, acima de tudo, por toda a sua paciência.

Ao meu coorientador, professor e grande amigo, Erick, por, desde o início, ter acreditado em mim e no meu potencial, mesmo nos dias mais sombrios, em que nem eu mesmo acreditei.

Aos demais professores, o meu agradecimento por me ensinarem, mais do que qualquer conteúdo, a ensinar a mim mesmo.

À minha família, pelos conselhos que segui e deram certo, pelos conselhos que não segui e deram errado e com os quais, ainda assim, fui aprendendo. Obrigado pelo amor incondicional.

Ao meu irmão, Júlio César, por estar sempre presente quando precisei, por chorar quando eu também chorei e por nunca me deixar só. Obrigado por ser o melhor irmão que eu poderia ter.

Aos meus amigos e amigas, obrigado pelos abraços nos dias mais cinzas e pelos risos nos dias mais azuis.

À minha filha de quatro patas, Eevee, pelo seu amor puro e incondicional e pela companhia em cada uma das noites que passei acordado.

Por fim, aos desenvolvedores e designers do jogo Ragnarok Online, obrigado por criarem o jogo que deu início ao meu sonho.

"What kind of story is going to make the gameplay come alive? Likewise, what kind of gameplay is necessary to advance the story? I think "game design" is the practical work of reconciling and combining these two elements in a game."

(Kojima)

RESUMO

Os sistemas de adaptação dinâmica em jogos digitais, em especial o Ajuste Dinâmico de Dificuldade (DDA), ajustam a experiência com base no desempenho do jogador, mas ignoram suas motivações intrínsecas — uma limitação aqui denominada cegueira psicográfica. Este trabalho propõe um modelo híbrido de coleta e processamento de dados para a classificação de perfis motivacionais de jogadores e a orientação da adaptação da experiência em tempo real, integrando a tipologia de Bartle a dados comportamentais e de desempenho. Metodologicamente, a pesquisa caracteriza-se como aplicada, de abordagem quali-quantitativa e natureza exploratório-descritiva, e adota a modelagem conceitual como procedimento técnico, ilustrada por uma proposta de jogo (cenário de aplicação), o Void Protocol, concebida como prova de conceito. O modelo coleta evidências por meio de eventos discretos datados e as organiza em quatro métodos de observação — autorrelato, seleção de conteúdo, telemetria de desempenho e dinâmica de engajamento —, dos quais os três primeiros alimentam um vetor de tipo de Bartle e o quarto modula a confiança da classificação. As fórmulas produzem pontuações interpretáveis na escala [0, 1], tratam a evidência esparsa por suavização estatística e operam em cadência híbrida, combinando uma leitura responsiva por setor a uma leitura canônica por run. Como contribuições, o trabalho adapta e estende a tipologia de Bartle, incorpora perguntas de interação com NPCs para compor um perfil mais completo do jogador e formaliza um framework potencialmente generalizável, independente de um jogo específico.

Palavras-chave: Classificação de jogadores; Tipologia de Bartle; Modelagem de jogadores; Adaptação dinâmica;Análise de comportamento.

ABSTRACT

Dynamic adaptation systems in digital games, particularly Dynamic Difficulty Adjustment (DDA), tailor the experience to player performance but overlook players' intrinsic motivations — a limitation here termed psychographic blindness. This work proposes a hybrid data collection and processing model for classifying players' motivational profiles and guiding the real-time adaptation of the game experience, integrating Bartle's typology with behavioral and performance data. Methodologically, the research is applied, mixed (qualitative-quantitative) in approach and exploratory-descriptive in nature, adopting conceptual modeling as its technical procedure, illustrated by a game proposal (application scenario), Void Protocol, conceived as a proof of concept. The model gathers evidence through discrete, timestamped events organized into four observation methods — self-report, content selection, performance telemetry and engagement dynamics — the first three feeding a Bartle type vector and the fourth modulating classification confidence. The formulas yield scores that are interpretable on the [0, 1] scale, handle sparse evidence through statistical smoothing, and run on a hybrid cadence combining a responsive per-sector reading with a canonical per-run reading. Its contributions include extending Bartle's typology, incorporating NPC-interaction questions to build a more complete player profile, and formalizing a potentially generalizable, game-independent framework.

Keywords: Player classification; Bartle typology; Player modeling; Dynamic adaptation; Player behavior analysis.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura1 – Visualização do *AI Director* em *Left 4 Dead* 35

Figura2 – Hierarquia de capitães e chefes orcs no Sistema Nêmesis (*Shadow of War*) 36

Figura3 – Mapa de setores de *FTL: Faster Than Light* 46

Figura4 – Mapa de faróis (*beacons*) de *FTL: Faster Than Light* 46

Figura5 – A androide Chloe em *Detroit: Become Human*, inspiração para a personagem Droid de *Void Protocol* 47

Figura 6 – Exemplo de escolha narrativa em *Detroit: Become Human* 47

Figura 7 – Jogabilidade de *The Binding of Isaac: Repentance* 48

Figura 8 – Protótipo de *Void Protocol*: combate 48

Figura 9 – Protótipo de *Void Protocol*: combate contra chefe 49

Figura 10 – Protótipo de *Void Protocol*: tela de aprimoramentos 49

Figura 11 – Fluxo do jogo e pontos de coleta de dados do *Void Protocol* 52

Figura 12 – Vetor da tipologia de Bartle 57

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

DDA–Ajuste Dinâmico de Dificuldade (Dynamic Difficulty Adjustment)

DGB–Balanceamento Dinâmico de Jogo (Dynamic Game Balancing)

IA –Inteligência Artificial

MHC–Modelo Híbrido de Classificação de Jogadores

RPG–Jogo de Interpretação de Papéis (Role Playing Game)

MMORPG – Jogo de RPG Online Multi Jogador Massivo (Massively Multiplayer Online Role-Playing Game)

MUD–Masmorra Multi-Usuário (Multi-User Dungeon)

NPC–Personagens Não Jogadores (Non-Player Character)

PvP–Jogador contra Jogador (Player versus Player)

PRÓLOGO

Antes dos capítulos que seguem, cabe uma breve apresentação de quem escreve e de onde partiu esta pesquisa. Estudo, leio, jogo, pesquiso e desenvolvo jogos — como hobby ou profissionalmente — há pelo menos oito anos. Nesse percurso, trabalhei em duas empresas de jogos, em uma das quais atuo até hoje, publiquei três jogos e co-fundei, ao lado do professor Erick Simões, a FORJA[1], iniciativa de desenvolvimento de jogos de minha faculdade, na qual incentivamos e ensinamos — por meio de palestras e *workshops* — aqueles que desejam ingressar na indústria de jogos, mas não sabem por onde começar.

Tudo isso começou quando eu era muito pequeno, na casa da minha avó. Subi a escadinha que levava ao primeiro andar, atravessei a sala e segui pelo corredor que dava para os quartos. Em um deles, meu primo estava sentado no computador, jogando algo que eu nunca tinha visto — eu nunca tinha visto um jogo. Jogos não eram comuns naquela época: consoles eram raros e jogos de computador, mais ainda. Ele jogava *Ragnarok Online*, que se tornaria também o meu primeiro jogo e o motivo pelo qual pedi um computador. Aquilo me encantou de uma forma difícil de descrever: era um mundo novo, cheio de possibilidades, onde eu podia ser quem eu quisesse e fazer o que eu quisesse.

O motivador desta pesquisa nasce do encontro dessas duas trajetórias — a do jogador que um dia se encantou e a do desenvolvedor que hoje conhece os bastidores. O engajamento, nos jogos atuais, é medido sobretudo pelo tempo que o jogador dedica a um mesmo título, e as métricas da indústria empurram os jogos a disputar cada hora de atenção disponível. Se o jogador vai dedicar o seu tempo — um recurso que não volta —

a um jogo, o mínimo que ele merece em troca é que esse jogo seja divertido para ele. O propósito deste trabalho é, portanto, melhorar os jogos em termos técnicos, mas também naquilo que os justifica: torná-los mais divertidos para todos os que decidem jogá-los. Esta monografia é a minha tentativa de capturar o sentimento daquele dia na casa da minha avó e de trazê-lo para as pessoas que jogam hoje. Se um jogo é capaz de reconhecer quem o joga — o que busca, o que o move, o que o diverte —, ele pode se

[1] **FORJA.** Iniciativa de desenvolvimento de jogos. Disponível em: https://forjagame.com/. Acesso em: 19 jul. 2026.

moldar a cada jogador assim como aquele mundo pareceu, um dia, moldar-se a mim. As páginas que seguem traduzem esse desejo em um problema de pesquisa, um modelo de classificação e uma proposta de jogo.

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO.....12
1.1 Motivação.....12
1.2 Justificativa.....14
1.3 Objetivos.....15
1.3.1 Objetivo geral.....15
1.3.2 Objetivos específicos.....16
1.4 Estrutura do Trabalho.....16

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....17

2.1 Análisede Comportamento deJogadores(PlayerBehaviorAnalysis)....17
2.2 Modelagem de Jogadores (Player Modeling).....18
2.3 Tipologias de Jogadores (Player Typologies).....19
2.3.1 Taxonomia de Bartle.....20
2.3.2 Motivações de Yee.....22
2.3.3 Outras Tipologias e Abordagens.....26
2.4 Dados Quantitativos e Qualitativos na Análise de Jogadores.....27
2.4.1 Dados Quantitativos.....27
2.4.2 Dados Qualitativos.....28
2.4.3 Abordagem Híbrida (Métodos Mistos).....30
2.5 Jogabilidade Adaptativa e AjusteDinâmicodeDificuldade.....31

3 ESTADO DA ARTE.....34

3.1 Soluções de MercadoExistentes.....34
3.1.1 The AI Director.....34
3.1.2 O Sistema Nemesis (Shadow of Mordor).....36
3.1.3 The Bartle Test of Gamer Psychology.....38
3.1.4 Discussão.....39
3.2 Trabalhos Relacionados.....39
3.2.1 Frameworks conceituais de modelagem dinâmica.....40

5.1 Métodos de observação.....59
5.2 Tratamento de evidência esparsa.....67
5.3 Síntese: variáveis e equação final.....67
5.4 Discussão dos Resultados Conceituais.....70
5.5 Limitações da pesquisa.....72
5.6 Aplicabilidade do modelo a outros gêneros de jogos.....72
6 CONSIDERAÇÕESFINAIS.....74
REFERÊNCIAS.....75
APÊNDICE A – Perguntas de classificação adaptadas (Droid).....79
APÊNDICE B – Perguntas dos planetas (NPCs).....88
ANEXO A – Teste de Bartle (ANDREASEN; DOWNEY, 2000).....95

1INTRODUÇÃO

A presente monografia investiga a intersecção entre a psicologia do jogador e os sistemas de adaptação dinâmica em jogos, propondo um modelo híbrido para a classificação de perfis de jogadores e a personalização da experiência de jogo em tempo real. O problema central reside na lacuna entre os sistemas de classificação de jogadores, majoritariamente estáticos, e os sistemas de adaptação dinâmica, que reagem ao desempenho e ignoram a motivação intrínseca do jogador. Para enfrentá-la, propõe-se um modelo de coleta e processamento de dados que integra a tipologia de Bartle a dados comportamentais e de desempenho, inferindo o perfil motivacional do jogador em tempo real e orientando a adaptação da experiência. A proposta é ilustrada por um cenário de aplicação, o jogo *Void Protocol*, concebido como prova de conceito do modelo. Ressalta-se, desde já, que a tipologia de Bartle adotada nesta pesquisa é a clássica, composta por quatro tipos de jogadores (*Achiever, Explorer, Socializer* e *Killer*), conforme detalhado na Seção 2.3.1.

1.1 Motivação

Os sistemas de jogos adaptativos são estruturas concebidas para ajustar parâmetros de jogabilidade em resposta ao desempenho do jogador, com o objetivo de manter o equilíbrio entre desafio e diversão. Essa abordagem, conhecida como **Ajuste Dinâmico de Dificuldade** (*Dynamic Difficulty Adjustment - DDA*), baseia-se na análise de métricas de desempenho, como precisão, tempo de reação e gestão de recursos, para modificar, em tempo real, a intensidade dos desafios (MEEGLE, 2024).

Títulos como *Crash Bandicoot*[2] e *Resident Evil 4*[3] fazem uso desses mecanismos para garantir uma experiência acessível, tornando-se ferramentas valiosas para a retenção de jogadores e a inclusão de diferentes níveis de habilidade (MEEGLE, 2024). A sua relevância é inegável, pois promove experiências mais equilibradas. No entanto, esses sistemas, ainda que eficazes, operam sob uma premissa restritiva e fundamentalmente incompleta: tratam o

[2] **Naughty Dog; Sony Computer Entertainment.** *Crash Bandicoot* [Jogo eletrônico]. Tóquio: Sony Computer Entertainment, 1996. Disponível em: https://www.crashbandicoot.com/. Acesso em: 20 mar. 2026.

[3] **Capcom.** Resident Evil 4 [Jogo eletrônico]. Osaka: Capcom, 2005. Disponível em: https://www.residentevil.com/4/. Acesso em: 20 mar. 2026.

jogador como uma entidade monolítica, cuja única variável relevante é a sua competência mecânica (KIRCHLEITNER, 2020).

O problema central desta pesquisa é que esta abordagem ignora uma dimensão fundamental e mais complexa da experiência do jogador: a sua **motivação intrínseca**. Pessoas diferentes procuram e obtêm satisfação de fontes distintas em qualquer forma de entretenimento, um fenômeno que a simples medição de performance não consegue capturar (BARTLE, 1996; YEE, 2006). Considere-se, por exemplo, o comportamento de espectadores numa plataforma de *streaming*: dois usuários podem abandonar a mesma série pelo mesmo motivo aparente, a falta de interesse. No entanto, um pode fazê-lo por considerar a trama demasiado lenta e desejar mais ação, enquanto o outro pode desistir por achar os diálogos superficiais e procurar um maior desenvolvimento de personagens.

Um sistema que mede apenas o tempo de visualização é, portanto, incapaz de distinguir estas motivações antagônicas. De forma análoga, os sistemas de DDA atuais em jogos são psicograficamente cegos; são incapazes de detectar ou reagir a estas nuances motivacionais, pois as suas métricas de entrada não foram projetadas para capturar este tipo de informação (KIRCHLEITNER, 2020).

Exemplos clássicos e influentes da indústria, como o *AI Director* de *Left 4 Dead*[4] e o *Sistema Nemesis* de *Shadow of Mordor*[5], ilustram perfeitamente esta limitação (BOOTH, 2009; DE PLATER et al., 2016). O primeiro regula a intensidade do jogo com base no *stress* e no dano sofrido pela equipe de jogadores, criando um ritmo dramático, mas sem saber se os jogadores preferem mais exploração ou mais combate. O segundo ajusta a narrativa e os inimigos com base no sucesso e fracasso do jogador em batalhas, gerando rivalidades pessoais, mas sem compreender se o jogador valoriza mais a mestria do combate ou a imersão na história. Ambos são modelos reativos ao desempenho, mas ignoram o *porquê* dos comportamentos, tratando todos os jogadores como homogêneos. As tipologias de jogador (modelos que agrupam os jogadores segundo suas motivações e estilos de jogo predominantes, como a taxonomia de Bartle detalhada no Capítulo 2) oferecem justamente uma linguagem para descrever esse "porquê". Embora o uso de DDA e de tipologias de

[4] **Valve Corporation.** *Left 4 Dead* [Jogo eletrônico]. Bellevue: Valve, 2008. Disponível em: https://store.steampowered.com/app/500/Left_4_Dead/

[5] **Monolith Productions; Warner Bros. Interactive Entertainment**. *Middle-earth: Shadow ofMordor* [Jogo eletrônico]. Burbank: Warner Bros., 2014. Disponível em: https://www.warnerbros.com/games-and-apps/middle-earth-shadow-mordor

jogador seja amplamente discutido na literatura (KIRCHLEITNER, 2020), a sua integração prática permanece superficial. Esta limitação levanta questões cruciais: como pode um sistema distinguir entre um jogador que falha por inexperiência, mas se diverte a aprender, e um que falha por frustração? As soluções existentes oferecem ou uma classificação estática (questionários) ou uma adaptação focada em desempenho, mas carecem de um modelo que integre ambos dinamicamente, criando uma lacuna clara entre a teoria da psicologia do jogador e a sua aplicação prática em tempo real.

Portanto, o problema de pesquisa pode ser sintetizado na seguinte pergunta:

Como é possível propor um modelo de coleta e processamento de dados que, através de uma abordagem híbrida, identifique dinamicamente o perfil motivacional de um jogador e oriente a adaptação da experiência de jogo em tempo real para se alinhar a esse perfil, indo além do mero ajuste de dificuldade?

1.2 Justificativa

A realização desta pesquisa justifica-se por seu potencial de relevância e potencial de contribuição para as áreas de desenvolvimento de jogos, design de jogos, análise e visualização de dados, inteligência artificial e interação humano-computador. Diante do problema da personalização superficial em jogos adaptativos, este trabalho propõe uma solução inovadora com o potencial de gerar avanços significativos tanto no âmbito acadêmico quanto no industrial.

Do ponto de vista científico, a principal contribuição reside no desenvolvimento de um framework para a modelagem de jogador com uma abordagem híbrida, enfrentando diretamente o problema da "cegueira psicográfica" identificada nos sistemas atuais. Ao projetar um sistema que integra a coleta de dados quantitativos (telemetria de comportamento) com dados qualitativos (escolhas deliberadas do jogador que refletem a sua motivação), a pesquisa oferece um método prático para superar a limitação dos modelos puramente comportamentais. O próprio framework constitui, além de uma proposta metodológica, uma ferramenta de investigação: oferece uma estrutura de coleta e processamento de dados que pode ser usada para validar e refinar as teorias de tipologia de jogadores em contextos dinâmicos.

Tecnicamente, o trabalho avança o estado da arte dos sistemas adaptativos ao focar-se na adaptação motivacional. Diferentemente de soluções como o já mencionado AI Director, que se limitam ao ajuste de dificuldade, o projeto de uma arquitetura de software capaz de classificar um jogador em tempo real e reconfigurar dinamicamente os componentes do jogo (como tipos de missões, sistemas de recompensa e apresentação de informação) representa um desafio de engenharia complexo e uma contribuição tangível para o avanço de técnicas de adaptação dinâmica aplicadas a jogos.

No contexto de mercado, os resultados esperados são de grande relevância uma vez que, em um mercado global em maturação, onde a retenção de jogadores é um fator chave, a capacidade de criar experiências genuinamente personalizadas é um diferencial competitivo poderoso. Um modelo como o proposto tem o potencial de aumentar significativamente o engajamento, a satisfação e a longevidade do ciclo de vida de um produto, métricas cruciais para o sucesso econômico. Além disso, ao projetar experiências que apelam a um espectro mais amplo de motivações, a indústria pode tornar os seus produtos mais inclusivos e atrativos para novos públicos. Em suma, esta pesquisa é importante porque procura transformar a forma como os jogos compreendem e respondem aos seus jogadores, passando de um modelo reativo baseado em habilidade para um modelo proativo e empático baseado na motivação.

1.3 Objetivos

Para sistematizar a investigação e garantir que o problema de pesquisa seja adequadamente endereçado, foram definidos um objetivo geral e um conjunto de objetivos específicos que detalham as etapas necessárias para a sua execução.

1.3.1 Objetivo geral

Propor e especificar um modelo adaptativo de classificação de jogadores que integre a tipologia de Bartle a dados de comportamento e de desempenho, por meio de um modelo híbrido de coleta e processamento de dados capaz de, em tempo real, inferir o perfil motivacional do jogador e orientar a adaptação da experiência de jogo.

1.3.2 Objetivos específicos

- **OE1**: Analisar a literatura científica e as soluções de mercado existentes sobre tipologias de jogadores e sistemas de jogos adaptativos, a fim de estabelecer o estado da arte e fundamentar teoricamente a abordagem proposta.

- **OE2: Projetar um modelo de classificação de jogador híbrido que combine a análise de dados comportamentais quantitativos (telemetria) com eventos de escolha qualitativos, de modo a inferir o perfil motivacional do jogador em tempo real.**

- **OE3: Adaptar e estender a tipologia de Bartle para aplicação gamificada e diegética, ajustando as perguntas do teste de Bartle ao contexto narrativo do jogo e incorporando, como contribuição própria, perguntas de interação com *NPCs*, de modo a compor um perfil mais completo do jogador.**

- **OE4: Projetar a proposta de um jogo que sirva como prova de conceito do modelo de classificação, definindo as mecânicas de coleta de dados de jogabilidade e de interação do jogador.**

1.4 Estrutura do Trabalho

Este trabalho está organizado em seis capítulos. Além desta Introdução, o Capítulo 2 (Fundamentação Teórica) reúne os conceitos que embasam o trabalho; o Capítulo 3 (Estado da Arte) discute as soluções de mercado existentes e os trabalhos relacionados; o Capítulo 4 (Metodologia) descreve a caracterização da pesquisa e o cenário de aplicação adotado; o Capítulo 5 (Solução Proposta) apresenta o modelo de classificação de jogadores, sua arquitetura de dados e suas fórmulas; e o Capítulo 6 (Considerações Finais) sintetiza as contribuições e aponta possibilidades de pesquisa futura.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Este capítulo apresenta os conceitos e fundamentos teóricos que embasam a pesquisa sobre análise e classificação do comportamento de jogadores, utilizando uma abordagem híbrida com dados quantitativos e qualitativos. A exposição baseia-se em obras relevantes da literatura, apresentando as ideias de forma objetiva e organizada, conforme as normas acadêmicas.

2.1 Análise de Comportamento de Jogadores (Player Behavior Analysis)

A análise do comportamento dos jogadores se tornou uma ferramenta essencial na indústria de jogos digitais, motivada pela demanda de entender as interações dos usuários para melhorar a experiência de jogo, aumentar o engajamento e a retenção, além de orientar as escolhas de *design* e monetização (EL-NASR; DRACHEN; CANOSSA, 2013). Essa análise baseia-se fortemente na coleta e no processamento de dados produzidos durante o jogo, um processo conhecido como telemetria ou *Game Analytics*.

> *Game Analytics* envolve a coleta remota de informações sobre as interações entre jogador e jogo, as quais são transmitidas digitalmente para análise (ODIERNA; SILVEIRA, 2018; EL-NASR; DRACHEN; CANOSSA, 2013). Essas informações podem incluir uma ampla variedade de dados, como ações executadas (pulos, tiros, magias lançadas), tempo dedicado a tarefas específicas (resolução de enigmas, gerenciamento de inventário), itens coletados ou descartados, erros cometidos e suas consequências, padrões de movimento e navegação no ambiente virtual, interações sociais (*chat*, formação de grupos, trocas) e transações financeiras (compra de itens virtuais ou assinaturas) (EL-NASR; DRACHEN; CANOSSA, 2013; BICALHO; BAFFA; FEIJÓ, 2019). A análise dessas informações, geralmente conduzida por meio de técnicas de mineração de dados (*Game Data Mining*), tem como objetivo identificar padrões, tendências e *insights* ocultos no vasto volume de dados

gerados, convertendo dados brutos em inteligência sobre o jogador (DRACHEN et al., 2012; ODIERNA; SILVEIRA, 2018; HAN; KAMBER; PEI, 2012).

O principal objetivo da *Game Analytics* é oferecer insights a desenvolvedores e designers. Esses insights possibilitam, entre outras coisas: a identificação de pontos de atrito na jogabilidade (onde os jogadores ficam presos ou desistem), a compreensão de quais mecânicas são mais ou menos utilizadas, a avaliação da eficácia de tutoriais, o balanceamento da dificuldade de níveis ou inimigos, a segmentação de jogadores com base em seu comportamento para personalizar a experiência (oferecendo desafios ou recompensas adequados) e a otimização de estratégias de *marketing* e monetização, com o objetivo de melhorar a experiência do usuário e a sustentabilidade do jogo (ODIERNA; SILVEIRA, 2018; EL-NASR; DRACHEN; CANOSSA, 2013).

2.2 Modelagem de Jogadores (Player Modeling)

A Modelagem de Jogadores (*Player Modeling*) refere-se à criação e manutenção de uma representação abstrata de um conjunto de variáveis relativas ao jogador, tais como qualidades, estado atual, intenções, conhecimentos, preferências ou comportamentos de um jogador em um sistema interativo, como um jogo digital (VAN DEN HERIK; DONKERS; SPRONCK, 2005; MACHADO; FANTINI; CHAIMOWICZ, 2011). Em suma, trata-se da tentativa do sistema de "compreender" o jogador. O principal objetivo é que o sistema use esse modelo dinâmico para se ajustar às demandas individuais, preferências variadas ou ao grau de habilidade específico de cada jogador, oferecendo uma experiência mais personalizada, envolvente e eficiente (CHARLES; BLACK, 2004; HOULETTE, 2004; YANNAKAKIS; TOGELIUS, 2018).

Existem diferentes focos e granularidades na modelagem de jogadores. Alguns modelos focam no entendimento e conhecimento do jogador sobre o jogo (ou seja, o que ele conhece a respeito das regras, do mundo, das estratégias, das mecânicas do jogo), enquanto outros se concentram em sua posição ou movimentação no ambiente virtual (ou seja, aquilo que é útil para prever trajetórias ou analisar exploração), em suas estratégias de jogo (como ele enfrenta desafios, quais táticas prefere) ou em seu nível de satisfação e estado emocional (para identificar tédio, frustração, diversão) (MACHADO; FANTINI; CHAIMOWICZ, 2011; PEDERSEN; TOGELIUS; YANNAKAKIS, 2010). A modelagem pode ser **estática,**

utilizando informações previamente fornecidas pelo jogador (por exemplo, por meio de questionários ou seleção de perfil), ou, de maneira mais comum e eficaz, **dinâmica,** atualizando o modelo em tempo real com base nas ações, desempenho e interações do jogador ao longo do jogo (KIRCHLEITNER, 2020; CHARLES; BLACK, 2004). Modelos dinâmicos utilizam *Game Analytics* e algoritmos de aprendizado de máquina para inferir e atualizar as características do jogador.

A modelagem de jogadores é essencial para criar sistemas de jogo adaptativos e inteligentes. Suas aplicações abrangem o **Ajuste Dinâmico de Dificuldade** (DDA - *Dynamic Difficulty Adjustment*), também referido como **Balanceamento Dinâmico de Jogo** (DGB - *Dynamic Game Balancing*), em que o desafio se adapta à habilidade percebida do jogador (MISSURA, 2015); a personalização de conteúdo, como a geração procedural de níveis ou missões com base nas preferências do jogador (PEDERSEN; TOGELIUS; YANNAKAKIS, 2010); a criação de oponentes ou companheiros controlados por IA (*NPCs*[6]) que respondem de maneira mais realista e ajustada ao estilo do jogador; a oferta de assistência, dicas ou tutoriais contextualizados e personalizados; e até mesmo a adaptação da narrativa ou do ambiente para otimizar a imersão e o engajamento (CHARLES; BLACK, 2004; YANNAKAKIS; HALLAM, 2009; THUE et al., 2007). A eficácia de qualquer sistema adaptativo depende, portanto, da precisão do modelo do jogador.

2.3 Tipologias de Jogadores (Player Typologies)

Enquanto que a modelagem de jogadores se concentra na criação de um perfil individual dinâmico e computacional (MACHADO; FANTINI; CHAIMOWICZ, 2011), uma estratégia alternativa e complementar procura entender os jogadores por meio de tipologias ou taxonomias. Essa estratégia é fundamental para o desenvolvimento eficiente de jogos, uma vez que se concentra em entender as variadas motivações, preferências e estilos que fazem as pessoas jogarem, possibilitando a criação de experiências que se conectem com diferentes públicos (HAMARI; TUUNANEN, 2013). Nesse cenário, a literatura sugere diversas classificações para agrupar jogadores em categorias diferentes com base em seus comportamentos e interesses predominantes (BARTLE, 2004; YEE, 2006). Apesar de serem consideradas simplificações da complexa psicologia humana na literatura, essas tipologias

[6] Sigla para **Non-Player Characters** (*Personagens Não Jogadores*); são personagens controlados pelo sistema ou pelo desenvolvedor, e não pelo jogador, utilizados para povoar e dar interatividade ao ambiente do jogo.

funcionam como instrumentos heurísticos úteis para que os designers reflitam sobre seu público-alvo e ajustem as mecânicas e conteúdos.

2.3.1 Taxonomia de Bartle

A tipologia pioneira, persistente e mais influente é a Taxonomia de Bartle, proposta por Richard Bartle com base em suas observações sobre jogadores nos MUDs[7] (*Multi-User Dungeons*), precursores textuais dos MMORPGs[8] contemporâneos (BARTLE, 2004). Bartle sugeriu que os jogadores poderiam ser classificados de acordo com suas preferências em duas dimensões principais: a primeira contrastando um foco em agir sobre o ambiente (*Acting*) ou outros jogadores versus interagir com eles (*Interacting*); a segunda contrastando um foco nos outros jogadores (*Players*) versus um foco no mundo do jogo em si (*World*). A intersecção dessas dimensões resulta em quatro categorias principais de jogadores:

- **Conquistadores (*Achievers* - Agir sobre o Mundo)**: Esses jogadores são principalmente impulsionados por objetivos externos estabelecidos pelo próprio jogo. Seu prazer vem de dominar os sistemas do jogo para acumular status, níveis, equipamentos, pontos ou concluir todas as missões e colecionáveis. *Achievers* enxergam o mundo como um conjunto de obstáculos a serem vencidos e métricas a serem otimizadas (BARTLE, 2004; ODIERNA; SILVEIRA, 2018). Exemplos deste comportamento envolve: concentrar-se em classificações, buscar todas as conquistas (*achievements*) ou otimizar a evolução do personagem. Apreciam desafios bem definidos e recompensas concretas que evidenciem sua habilidade.
- **Exploradores (*Explorers* - Interagir com o Mundo):** a principal motivação dos *Explorers* é descobrir e entender profundamente o mundo virtual. Eles se divertem explorando geografias, descobrindo segredos ocultos, experimentando as mecânicas do jogo para compreender suas regras subjacentes (e possivelmente encontrar *bugs*[9] ou usos não planejados) e desvendando a história (*lore*[10]) do mundo (BARTLE, 2004; SCHNEIDER et al., 2016). Para os jogadores *Explorers*, o prazer está no processo de

[7] Sigla para **Multi-User Dungeons** (*Masmorras Multiusuário*); são jogos de aventura baseados em texto, precursores dos MMORPGs, que permitem a múltiplos jogadores explorar, interagir e colaborar em ambientes virtuais narrativos.

[8] Sigla para **Massively Multiplayer Online Role-Playing Games** (*Jogos de Interpretação de Papéis Multijogador em Massa*); são jogos online em que um grande número de jogadores interagem simultaneamente em um mundo virtual persistente.

[9] Termo usado para designar falhas, erros ou comportamentos inesperados em um software ou jogo, que podem afetar sua jogabilidade, desempenho ou aparência.

[10] Conjunto de narrativas, histórias, mitos e elementos de mundo que compõem o enredo e o contexto fictício de um jogo, série ou universo narrativo.

aprendizagem e na obtenção de conhecimento sobre o ambiente virtual. Jogadores que dedicam horas explorando cada parte do mapa ou que experimentam os limites da física do jogo são exemplos disso.

- **Socializadores (*Socializers* - Interagir com Jogadores)**: Para os *Socializers*, o jogo é, antes de tudo, uma plataforma social. A principal motivação é a interação com outros jogadores, como fazer amigos, conversar, fazer parte de guildas ou clãs, ajudar os demais e participar da vida comunitária no jogo (BARTLE, 2004; YEE, 2006). As relações e dinâmicas sociais que surgem podem ser mais importantes do que a jogabilidade em si. Essa secundarização da jogabilidade se evidencia, por exemplo, em jogadores que colocam as ferramentas de comunicação em primeiro plano em vez das mecânicas lúdicas. Outras expressões incluem a realização de eventos comunitários ou a preferência por atividades coletivas que fortaleçam os vínculos sociais, independentemente do avanço no jogo.

- **Assassinos (*Killers* - Agir sobre Jogadores):** Esses jogadores são movidos pela rivalidade, pelo anseio de controlar e dominar e pela necessidade de impor sua vontade sobre os outros. A satisfação do *Killer* vem de atitudes que reafirmam sua superioridade, seja vencendo outros em confrontos diretos (*PvP*[11]), subindo em *rankings* às custas dos outros ou causando perturbações na experiência alheia (*griefing*[12]) (BARTLE, 2004; YEE, 2006). Nesse caso, os demais jogadores não são percebidos como parceiros ou parte de uma comunidade, mas como oponentes ou simples ferramentas para alcançar suas metas.

Apesar de ter sido inicialmente criada para o contexto social e duradouro dos *MUDs*, a taxonomia de Bartle mostrou-se relevante e aplicável em diversos gêneros, como MMORPGs, jogos de estratégia e até jogos *singleplayer*[13], nos quais os "outros jogadores" podem ser substituídos por NPCs desafiadores ou sistemas de classificação online (SCHNEIDER et al., 2016; BICALHO; BAFFA; FEIJÓ, 2019). Ela inspirou uma variedade de questionários de perfil de jogador, incluindo o conhecido **Bartle Test of Gamer Psychology** (ANDREASEN; DOWNEY, 2000), que, embora não tenha sido criado por Bartle, é bastante popular.

---

[11] Sigla para **Player versus Player** (*Jogador contra Jogador*); refere-se a um tipo de interação ou modo de jogo em que os próprios jogadores competem diretamente entre si, em vez de enfrentarem inimigos controlados pelo sistema (NPCs).

[12] Prática em jogos online em que um jogador perturba intencionalmente a experiência de outros participantes, causando frustração ou prejuízo deliberado, geralmente por meio de comportamentos abusivos ou destrutivos dentro das regras do jogo.

[13] Jogos projetados para serem jogados por apenas um jogador, com foco em experiências individuais, geralmente controlando a história e o progresso sem interação direta com outros jogadores.

Contudo, a taxonomia não está isenta de críticas. Uma das principais é a sua natureza categórica, que tende a classificar jogadores em tipos fixos, enquanto a realidade sugere que os jogadores são mais fluidos, podendo exibir características de múltiplos tipos simultaneamente ou mudar seu foco motivacional dependendo do contexto, do momento ou do próprio jogo (HAMARI; TUUNANEN, 2013; YEE, 2005). Ao começar um novo jogo, um jogador pode ser majoritariamente um *Explorer*, porém, conforme procura dominar seus sistemas, pode se tornar mais *Achiever*. Bartle reconheceu essa complexidade e, posteriormente, sugeriu uma ampliação de seu modelo ao introduzir uma terceira dimensão. Essa nova dimensão distingue entre ações implícitas (intuitivas, sem planejamento consciente) e ações explícitas (planejadas, orientadas a objetivos). Como resultado, surgiram **oito tipos mais refinados**, como a diferenciação entre o *Griefer* implícito e o Político explícito na categoria *Killer* (BARTLE, 2004).

Nessa expansão, cada um dos quatro tipos originais desdobra-se em uma variante implícita e uma explícita, dando origem aos oito subtipos: o *Achiever* divide-se em Oportunista (*Opportunist*, implícito) e Planejador (*Planner*, explícito); o *Explorer*, em *Hacker* (implícito) e Cientista (*Scientist*, explícito); o *Socializer*, em Amigo (*Friend*, implícito) e *Networker* (explícito); e o *Killer*, em *Griefer* (implícito) e Político (*Politician*, explícito) (BARTLE, 2004).

Cabe destacar, contudo, que o presente trabalho adota exclusivamente a primeira tipologia de Bartle, composta pelos quatro tipos clássicos previamente mencionados (*Achiever, Explorer, Socializer* e *Killer*). A expansão em oito subtipos é apresentada aqui apenas como contexto teórico: sua terceira dimensão exigiria instrumentos de observação mais finos do que os quatro métodos propostos neste trabalho, e a versão de quatro tipos permanece a mais difundida, validada e operacionalizável da taxonomia. Assim, sempre que este texto mencionar a adaptação ou a extensão da tipologia de Bartle, a referência é a ajustes operacionais sobre o modelo clássico de quatro tipos, e não à adoção dos oito subtipos.

2.3.2 Motivações de Yee

Com o objetivo de adotar uma perspectiva mais empírica e dimensional para compreender as razões pelas quais as pessoas jogam, especialmente no contexto dos MMORPGs, Nick Yee, por meio de seu ***Daedalus Project***, utilizou métodos quantitativos, em particular a análise

fatorial, em relação aos dados de questionários respondidos por milhares de jogadores (YEE, 2006; YEE, 2007). Em vez de sugerir categorias a priori, Yee procurou identificar, por meio de métodos estatísticos, os agrupamentos subjacentes de motivações que surgiam dos dados. Seu modelo se desenvolveu ao longo do tempo, porém uma versão significativa destaca três componentes motivacionais centrais, cada um reunindo subfatores mais específicos (YEE, 2007):

- **Realização (*Achievement*):** Reflete o desejo de progredir, otimizar e competir dentro das regras do jogo.
    - **Progresso (*Advancement*):** Foco em ganhar níveis e poder, acumular riqueza e status rapidamente.
    - **Mecânicas (*Mechanics*):** Interesse profundo em compreender e manipular os sistemas do jogo para otimizar o desempenho.
    - **Competição(*Competition*):** Gosto por desafiar e dominar outros jogadores.
- **Social(*Social*):** Abrange o espectro das interações sociais dentro do jogo.
    - **Socialização(*Socializing*):** Prazer em interações casuais, conversas e fazer parte de uma comunidade.
    - **Relacionamento (*Relationship*):** Busca por conexões mais profundas e significativas.
    - **Trabalho em Equipe (*Teamwork*):** Satisfação derivada da colaboração para atingir objetivos comuns.
- **Imersão (*Immersion*):** Relaciona-se com o envolvimento no mundo virtual e na fantasia.
    - **Descoberta (*Discovery*):** Gosto por explorar, encontrar áreas secretas e desvendar a história (*lore*).
    - **Interpretação (*Role-Playing*):** Prazer em adotar a persona de um personagem e se envolver na narrativa.
    - **Customização (*Customization*):** Interesse em personalizar a aparência do avatar ou ambiente.
    - **Escapismo (*Escapism*):** Uso do jogo como um refúgio da vida real, para relaxar ou aliviar o estresse.

Uma característica crucial do modelo de Yee é a negação da noção de "tipos" mutuamente exclusivos (YEE, 2007). Ele defende que essas motivações são elementos que

coexistem em cada jogador com diferentes intensidades (YEE, 2005). Por exemplo, um jogador pode obter uma pontuação elevada tanto em Competição quanto em Trabalho em Equipe. Essa abordagem dimensional proporciona uma perspectiva mais detalhada e reconhece a complexidade das razões pelas quais as pessoas jogam, possibilitando perfis motivacionais mais sofisticados e personalizados do que as tipologias estritamente categóricas.

O projeto Daedalus não foi o único trabalho de Yee. Prosseguindo com sua pesquisa sob uma perspectiva comercial e analítica, Yee co-fundou a **Quantic Foundry**, uma empresa dedicada a estudos de mercado com foco na modelagem das motivações dos jogadores. A pesquisa atual de Yee, juntamente com Nic Ducheneaut, levou à criação do ***Gamer Motivation Model*** (QUANTIC FOUNDRY, 2024). Este modelo representa uma progressão direta de suas descobertas acadêmicas, sendo validado e aprimorado estatisticamente com dados psicométricos de mais de 1,25 milhões de jogadores ao redor do mundo.

O modelo da Quantic Foundry aprimora e amplia os componentes iniciais em doze motivações diferentes, vistas como os "ingredientes" essenciais para a motivação de jogar (QUANTIC FOUNDRY, 2024). Essas doze razões estão organizadas em seis pares de alto nível:

- **Ação (*Action*):**
    - **Destruição (*Destruction*):** O prazer do caos, explosões e desordem.
    - **Excitação (*Excitement*):** A busca por ritmo acelerado, adrenalina, surpresas e suspense.
- **Social (*Social*):**
    - **Competição (*Competition*):** O desejo de duelar, vencer outros jogadores e estar no topo dos rankings.
    - **Comunidade (*Community*):** A necessidade de interagir, conversar e colaborar com outros jogadores.
- **Maestria (*Mastery*):**
    - **Desafio(*Challenge*):** A preferência por jogos difíceis, que exigem prática e habilidade para serem dominados.
    - **Estratégia (*Strategy*):** O prazer de pensar à frente, tomar decisões complexas e planejar cuidadosamente.

- **Realização (*Achievement*):**
    - **Conclusão (Completion):** O impulso de coletar todos os itens, completar todas as missões e atingir 100%.
    - **Poder (*Power*):** O desejo de se tornar poderoso no contexto do jogo, seja através de níveis, equipamentos ou otimização.
- **Imersão (*Immersion*):**
    - **Fantasia (*Fantasy*):** O desejo de ser outra pessoa, em outro lugar; ser imerso em um mundo alternativo crível.
    - **História (*Story*):**Oenvolvimento com narrativas elaboradas, personagens interessantes e o loredo mundo.
- **Criatividade (*Creativity*):**
    - **Design (*Design*):** Anecessidade de se expressar através da customização de avatares, espaçosoujogabilidade.
    - **Descoberta (*Discovery*):** O impulso de explorar, experimentar, vasculhar e testar os limites do jogo.

Este modelo contemporâneo (QUANTIC FOUNDRY, 2024) também reconhece três categorias de nível superior: **Ação-Social** (voltada para a adrenalina e a interação imediata), **Maestria-Realização** (voltada para o progresso e planejamento a longo prazo) e **Imersão-Criatividade** (voltada para a exploração expansiva e expressividade).

A importância atual dessa progressão do trabalho de Yee é significativa, com o *Gamer Motivation Model* sendo caracterizado como um instrumento analítico sólido, comprovado empiricamente com um extenso conjunto de dados (QUANTIC FOUNDRY, 2024). O modelo é descrito como um provedor de "*insights* acionáveis", o que possibilita que desenvolvedores, designers e publicadoras usem os perfis motivacionais para aplicações práticas, como segmentação de mercado, entendimento do público-alvo, ajuste das mecânicas de jogo e suporte nas decisões de design (QUANTIC FOUNDRY, 2024). Essa metodologia reforça a principal contribuição de Yee para a taxonomia de jogadores: a mudança de "tipos" de jogadores (categorias fixas e mutuamente exclusivas) para "perfis" motivacionais (um espectro dimensional e coexistente), admitindo que cada jogador é uma combinação singular de diversos motivadores.

2.3.3 Outras Tipologias e Abordagens

A área de pesquisa sobre as tipologias de jogadores é ampla e em constante evolução. Além dos modelos fundamentais de Bartle e Yee, outras perspectivas tentaram aprimorar ou adicionar ao entendimento sobre os jogadores:

Demographic Game Design (DGD1 & DGD2): Pesquisas que buscam relacionar estilos de jogo com a Tipologia de Myers-Briggs (MBTI), analisando características como introversão/extroversão e pensamento/sentimento dentro do contexto do jogo (BATEMAN; LOWENHAUPT; NACKE, 2011). Apesar das correlações diretas terem se mostrado complexas, esses estudos levantaram questões sobre características como tolerância à frustração e necessidade de controle.

BrainHex: Um modelo que sugere sete arquétipos de jogadores (*Seeker*, *Survivor*, *Daredevil*, *Mastermind*, *Conqueror*, *Socializer*, *Achiever*) com base em achados da neurobiologia a respeito dos sistemas de recompensa e emoção no cérebro ligados ao jogo (NACKE; BATEMAN; MANDRYK, 2014). Busca relacionar as preferências de jogo aos mecanismos neurais subjacentes.

Meta-sínteses: Estudos como os de Hamari e Tuunanen (2013) conduziram meta-sínteses da literatura disponível, com o objetivo de identificar temas e dimensões comuns nas várias tipologias sugeridas. Eles reuniram conceitos que costumam aparecer juntos, como Intensidade/Habilidade (ligadas à distinção *casual*/*hardcore*), Realização, Exploração, Sociabilidade, Dominação, Imersão e até mesmo Demografia no Jogo (como classe de personagem ou associação a *guildas*[14], que podem indicar preferências). Essas sínteses contribuem para a organização do campo e para a identificação das dimensões mais sólidas e consensuais na classificação de jogadores.

> A principal crítica constante na literatura, conforme sintetizado em meta-análises como a de Hamari e Tuunanen (2013), é que as tipologias categóricas não conseguem refletir a fluidez do jogador, que raramente se encaixa perfeitamente em uma única "caixa" e cujas motivações podem variar. (BATEMAN; LOWENHAUPT; NACKE, 2011) também questionam a solidez das "teorias de tipo" (como o MBTI) quando usadas em jogos,

[14] Grupos ou associações formadas por jogadores dentro de jogos online, especialmente em MMORPGs, com o objetivo de cooperação, socialização e organização em atividades coletivas, como missões, batalhas ou comércio.

argumentando a favor de "teorias de traços" (*trait theories*) mais dimensionais e validadas empiricamente. Essa perspectiva é refletida na abordagem de componentes de (YEE, 2005; YEE, 2007).

Apesar dessas limitações, a literatura concorda amplamente sobre o valor heurístico desses modelos. Eles são descritos como "lentes valiosas" (BATEMAN; LOWENHAUPT; NACKE, 2011) ou ferramentas conceituais que auxiliam designers e pesquisadores a analisar e compreender a diversidade de motivações dos jogadores (NACKE; BATEMAN; MANDRYK, 2014; QUANTIC FOUNDRY, 2024). Conforme destacado por (HAMARI; TUUNANEN, 2013), essa compreensão da segmentação de jogadores é fundamental para informar o *design* de sistemas de jogo, mecânicas de monetização e, em última análise, viabilizar experiências mais personalizadas e eficazes (CHARLES; BLACK, 2004; PEDERSEN; TOGELIUS; YANNAKAKIS, 2010).

2.4 Dados Quantitativos e Qualitativos na Análise de Jogadores

A pesquisa e a prática em *Game Analytics* e modelagem de jogadores geralmente adotam uma abordagem de métodos mistos, combinando dados quantitativos e qualitativos para alcançar uma compreensão abrangente e sólida do comportamento do jogador (EL-NASR; DRACHEN; CANOSSA, 2013). Cada tipo de dado proporciona visões distintas e complementares da complexa relação entre o jogador e o jogo.

2.4.1 Dados Quantitativos

São dados numéricos, mensuráveis e objetivos, geralmente coletados em grande escala e de maneira automática por meio da telemetria do jogo. Englobam métricas como:

- **Métricas de Desempenho:** pontuações, tempo para finalizar níveis, taxas de sucesso e falha, *K/D/A ratio*[15], precisão de tiro, recursos coletados e utilizados.

[15] Sigla para **Kill/Death/Assist ratio** (*taxa de Abates/Mortes/Ajudas*); métrica usada em jogos competitivos para avaliar o desempenho de um jogador, indicando a proporção entre o número de inimigos abatidos, vezes que o jogador morreu e quantas assistências concedeu em combate.

- **Métricas de engajamento:** tempo total de jogo, frequência e duração das sessões, tempo gasto em menus em comparação com a jogabilidade ativa, taxa de retenção e abandono (*churn*[16]).
- **Métricas Comportamentais:** quantidade de cliques/ações por minuto, distâncias percorridas, áreas exploradas, uso de habilidades específicas, interações com *NPCs* e padrões de movimento (mapas de calor).
- **Métricas sociais:** quantidade de amigos, mensagens enviadas e recebidas, tempo em grupos e envolvimento em guildas.
- **Métricas de Monetização:** compras efetuadas, produtos adquiridos e valor desembolsado.

Essas informações são perfeitas para reconhecer padrões macroscópicos, tendências estatísticas, avaliar desempenho e eficiência de maneira objetiva, segmentar amplas populações de jogadores e treinar modelos computacionais (BICALHO; BAFFA; FEIJÓ, 2019; EL-NASR; DRACHEN; CANOSSA, 2013). Métodos estatísticos e de aprendizado de máquina, como *clustering* (para agrupar jogadores com comportamentos semelhantes, geralmente utilizando algoritmos como *K-means*), classificação (para determinar a qual grupo um jogador pertence), análise de sequências (para compreender a ordem das ações) e regressão (para estimar valores como tempo de jogo futuro), são frequentemente empregados nesses dados (DRACHEN et al., 2012; ODIERNA; SILVEIRA, 2018; MACHADO; FANTINI; CHAIMOWICZ, 2011).

2.4.2 Dados Qualitativos

Esses dados são descritivos, textuais ou observacionais e registram a experiência subjetiva do jogador, incluindo suas percepções, emoções, motivações, opiniões e o contexto de suas ações. Métodos de coleta frequentemente utilizados incluem:

- **Questionários e Inquéritos:** Isso abrange testes de tipologia (como o *Bartle Test*), escalas de motivação (como as de Yee), questionários sobre experiência de jogo (como

[16] Termo usado para indicar a taxa de evasão ou abandono de jogadores em um jogo (ou usuários em um serviço), representando a proporção de pessoas que deixam de jogar ou utilizar o produto em determinado período.

o GEQ - *Game Experience Questionnaire*[17]) ou perguntas abertas relacionadas à satisfação e aos desafios (BARTLE, 2004; YEE, 2006; SCHNEIDER et al., 2016).

- **Entrevistas:** diálogos detalhados com jogadores para investigar suas vivências, táticas e emoções.
- **Grupos Focais:** debates coletivos para reunir diferentes pontos de vista sobre um aspecto específico do jogo.
- **Observação Direta (*Playtesting*):** Consiste em observar jogadores enquanto eles interagem com o jogo, frequentemente combinada com a técnica de "pensar alto" (*think-aloud*), na qual o jogador expressa verbalmente seus pensamentos e processos de decisão.

- **Diários de Jogadores:** Solicitar aos jogadores que documentem suas vivências e pensamentos ao longo do período.
- **Análise de Conteúdo:** Avaliação de textos produzidos pelos jogadores, como publicações em fóruns, avaliações, comentários ou transcrições de conversas no chat do jogo.

Na literatura, os dados qualitativos, obtidos por meio de questionários, entrevistas ou observação direta, são vistos como instrumentos essenciais para dar contexto, profundidade e significado aos padrões numéricos encontrados nos dados quantitativos (SCHNEIDER et al., 2016). Como mostrado por (BICALHO; BAFFA; FEIJÓ, 2019), a abordagem qualitativa auxilia na compreensão do "porquê" dos comportamentos observados. Por exemplo, por que os jogadores abandonaram um determinado nível, por que escolhem uma classe de personagem específica ou o que os frustra ou diverte. Pesquisas que seguem essa metodologia, como a de Schneider, empregam informações de questionários (qualitativos) para confirmar ou esclarecer os comportamentos de jogo avaliados (quantitativos). Para interpretar as experiências subjetivas dos jogadores, costuma-se utilizar métodos como codificação temática, análise narrativa ou análise de discurso na análise de dados qualitativos.

[17] **Game Experience Questionnaire**. Questionário desenvolvido para avaliar diferentes dimensões da experiência do jogador, como imersão, desafio e prazer, por meio de medidas subjetivas. Disponível em: https://pure.tue.nl/ws/files/21666907/Game_Experience_Questionnaire_English.pdf

2.4.3 Abordagem Híbrida (Métodos Mistos)

A literatura aponta a combinação de dados quantitativos e qualitativos como a estratégia mais eficaz para uma análise abrangente do jogador (EL-NASR; DRACHEN; CANOSSA, 2013). Essa metodologia emprega a triangulação de dados, na qual os dados qualitativos (como questionários) são utilizados para oferecer contexto, sentido e confirmação aos padrões identificados nos dados quantitativos (telemetria). Na literatura, as principais utilizações dessa integração são:

- **Validação de Modelos:** A abordagem qualitativa é empregada para confirmar as classificações produzidas pelos dados quantitativos. Pesquisas como as de (BICALHO; BAFFA; FEIJÓ, 2019) e (SCHNEIDER et al., 2016) ilustram essa abordagem: inicialmente, dados de telemetria (quantitativos) são coletados e processados por meio de algoritmos (como K-means e Árvores de Decisão) para classificar de forma objetiva o comportamento do jogador; posteriormente, são aplicados questionários (qualitativos) aos mesmos jogadores para comparar a classificação automática (baseada nas ações do jogador) com o perfil motivacional auto-reportado (fundamentado nas percepções e preferências do jogador).

- **Interpretação de Clusters:** A análise qualitativa é empregada para interpretar os agrupamentos estatísticos. Estudos que examinam grandes volumes de dados de jogo, como os de (DRACHEN; CANOSSA; YANNAKAKIS, 2009; DRACHEN et al., 2012), empregam algoritmos de clustering (quantitativos) para reconhecer conjuntos de jogadores com métricas semelhantes. A interpretação subsequente (qualitativa) fornece rótulos descritivos a esses clusters (por exemplo, "Veteranos", "Pacifistas", "Elites"), tornando os dados brutos compreensíveis e utilizáveis para os designers (DRACHEN; CANOSSA; YANNAKAKIS, 2009; DRACHEN et al., 2012).

Em suma, essa integração possibilita que hipóteses formuladas a partir de dados qualitativos (como entrevistas) sejam testadas em grande escala por meio de telemetria (quantitativa). Além disso, permite que padrões quantitativos (como clusters de abandono) sejam compreendidos por meio de pesquisa qualitativa, o que viabiliza a validação, o aprimoramento e o enriquecimento dos resultados (SCHNEIDER et al., 2016; BICALHO; BAFFA; FEIJÓ, 2019). Esta abordagem híbrida, que combina a validação e a interpretação entre os dois tipos de dados, será a metodologia central utilizada na presente monografia.

2.5 Jogabilidade Adaptativa e Ajuste Dinâmico de Dificuldade

A jogabilidade adaptativa (*Adaptive Gameplay*) constitui um avanço importante no *design* de jogos, abandonando a estratégia "tamanho único" para desenvolver experiências que se ajustam de forma dinâmica a cada jogador (CHARLES; BLACK, 2004; YANNAKAKIS; HALLAM, 2009). Refere-se a sistemas de jogo que acompanham o jogador
e ajustam, seja em tempo real ou entre sessões, seus próprios parâmetros, conteúdo, mecânicas ou interface em função do comportamento inferido, nível de habilidade, estado emocional ou preferências do jogador (PEDERSEN; TOGELIUS; YANNAKAKIS, 2010; VASSILEVA; BONTCHEV, 2018). Conforme descrito na literatura, o principal objetivo é melhorar a experiência do usuário, aumentando o engajamento (MISSURA, 2015), a imersão,
a aprendizagem (em *serious games*[18]) e a satisfação geral (CHARLES; BLACK, 2004; YANNAKAKIS; TOGELIUS, 2018).

Uma das utilizações mais pesquisadas e aplicadas da jogabilidade adaptativa é o **Ajuste Dinâmico de Dificuldade** (DDA). A principal premissa do DDA é manter o jogador envolvido, prevenindo os extremos de tédio e frustração, ao ajustar constantemente o grau de dificuldade oferecido pelo jogo para que ele permaneça adequado ao nível de habilidade do jogador (HUNICKE; CHAPMAN, 2004; MISSURA, 2015). Esse conceito está intimamente relacionado à teoria do "fluxo" (*flow*) de (CSIKSZENTMIHALYI, 1990), que retrata um estado de imersão e concentração máximos que surge quando as habilidades de uma pessoa estão alinhadas com os desafios da tarefa. Quando o desafio ultrapassa significativamente a habilidade, surgem a ansiedade e a frustração; quando a habilidade supera consideravelmente
o desafio, surge o tédio (GILLEADE; DIX; ALLANSON, 2005). O DDA procura constantemente manter o jogador nessa zona de fluxo.

A implementação do DDA envolve tipicamente três componentes principais:

- **Monitoramento do Jogador:** o sistema recolhe informações acerca do rendimento e/ou condição do jogador. Métricas comuns incluem taxas de sucesso e falha em tarefas, tempo para completar objetivos, pontuação, uso de recursos (como munição,

[18] Jogos desenvolvidos com propósitos que vão além do entretenimento, como educação, treinamento, conscientização social ou simulação profissional, utilizando mecânicas lúdicas para promover aprendizado ou mudança de comportamento.

vida e mana[19]), número de mortes, frequência de pedidos de ajuda, além de dados biométricos (como frequência cardíaca e resposta galvânica da pele) ou análise de expressões faciais para determinar o estado emocional (HUNICKE; CHAPMAN, 2004; LIU et al., 2009; YANNAKAKIS; HALLAM, 2008).

- **Mecanismo de Decisão/Adaptação:** Um algoritmo determina se e como a dificuldade deve ser ajustada, levando em consideração os dados monitorados e o modelo do jogador (implícito ou explícito). Isso pode incluir regras heurísticas básicas, como "se o jogador morrer 3 vezes seguidas, reduza a vida do inimigo", modelos de aprendizado de máquina que entendem a relação entre desempenho e dificuldade ideal, ou sistemas baseados em lógica *fuzzy*[20] (VASSILEVA; BONTCHEV, 2018; FUENTES PÉREZ et al., 2015).

- **Ajuste de Parâmetros do Jogo:** o sistema ajusta variáveis específicas do jogo para mudar o nível de dificuldade. Exemplos incluem a modificação de características dos inimigos (como velocidade, vida, dano, precisão e frequência de *spawn*[21]), a alteração da disponibilidade de recursos (como *power-ups*[22], munição e vida), a mudança na complexidade de quebra-cabeças ou na disposição dos níveis, a oferta de mais ou menos assistência, ou a adaptação da agressividade da IA adversária (CHARLES; BLACK, 2004; MISSURA, 2015; SPRONCK et al., 2006).

O "*AI Director*", empregado no jogo *Left 4 Dead*, é um exemplo notável de sistema adaptativo complexo (BOOTH, 2009). Esse sistema não só ajusta a dificuldade convencional, como também o ritmo do jogo, regulando a frequência e a intensidade dos ataques dos inimigos (as "hordas" de zumbis e os "Infectados Especiais") com base em uma avaliação da "intensidade emocional" dos jogadores, que é inferida principalmente pelo dano recebido. O objetivo é proporcionar uma experiência dinâmica, com momentos de alta tensão e períodos de calma, o que aumenta a possibilidade de rejogar e a sensação de imprevisibilidade. Outros jogos, como a série *Resident Evil*, também são reconhecidos por usar DDA, ajustando

---

[19] **Mana**. Recurso comum em jogos de fantasia e RPGs que representa a energia mágica de um personagem, geralmente consumida ao lançar feitiços ou usar habilidades especiais.

[20] ***Fuzzy***. Ramo da lógica que permite trabalhar com valores de verdade graduais, em vez de apenas verdadeiro ou falso, sendo utilizada em jogos e sistemas inteligentes para lidar com incertezas e tomar decisões mais humanas ou imprecisas.

[21] ***Spawn***. Termo usado em jogos digitais para indicar o surgimento ou reaparecimento de personagens, inimigos ou objetos em um ponto específico do mapa, geralmente definido pelo sistema de jogo.

[22] ***Power-ups***. Itens ou bônus temporários presentes em jogos que concedem vantagens ao jogador, como aumento de velocidade, força, resistência ou habilidades especiais, geralmente obtidos ao coletar ou ativar determinados objetos durante a partida.

discretamente a oferta de recursos ou a agressividade dos inimigos de acordo com o desempenho do jogador (SAUNDERS, 2019).

Assim, a modelagem de jogador está intimamente relacionada à jogabilidade adaptativa e ao DDA. Decisões de adaptação podem ser mais informadas e eficazes quanto mais preciso e abrangente for o modelo do jogador que o sistema possui, seja esse modelo de habilidade, de preferências ou afetivo (CHARLES; BLACK, 2004; HOULETTE, 2004). No entanto, o design de sistemas DDA também enfrenta obstáculos, como assegurar que a adaptação seja discreta e não vista como "trapaça" pelo jogador, prevenir ciclos de *feedback* indesejados (por exemplo, facilitar tanto o jogo que o jogador nunca evolui) e equilibrar a adaptação com a exigência de consistência nas regras do jogo (MISSURA, 2015). A eficácia final da adaptação depende, em última análise, da precisão do acompanhamento e da representação do jogador, bem como da adequação e da delicadeza das regras e dos mecanismos de adaptação utilizados.

3 ESTADO DA ARTE

Neste capítulo, serão analisadas três soluções existentes e oito trabalhos relacionados que abordam a classificação, análise e adaptação do comportamento de jogadores. O campo de estudo da tipologia de jogadores foi fundamentalmente moldado por pesquisadores como Richard Bartle, que em 1996 propôs uma taxonomia seminal para jogadores em mundos virtuais (BARTLE, 1996).

O seu modelo classifica os jogadores em quatro arquétipos (*Achievers*, *Explorers*, *Socializers* e *Killers*), já detalhados no Capítulo 2. Este *framework* serve como ponto de partida para a análise que se segue.

3.1 Soluções de Mercado Existentes

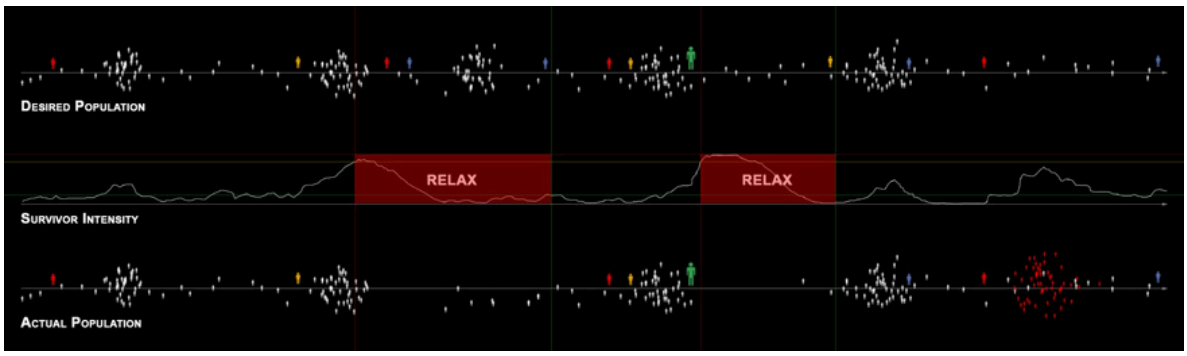
3.1.1 The AI Director

Desenvolvido pela Valve para o jogo *Left 4 Dead,* o sistema "*AI Director*" é uma das soluções existentes para a adaptação de jogos (BOOTH, 2009). O objetivo principal deste sistema não é classificar os jogadores em perfis motivacionais, mas sim gerir o ritmo dramático da experiência de jogo de forma procedural para garantir a rejogabilidade e a necessidade de cooperação. O *AI Director* monitora continuamente o "nível de intensidade emocional" da equipe de quatro jogadores, uma métrica simplificada que aumenta drasticamente quando um jogador sofre dano e decai lentamente em períodos de calma.

Com base nesse único indicador de desempenho, o sistema cria picos e vales de tensão: quando a intensidade está baixa, ele gera hordas de inimigos e desafios; quando a intensidade ultrapassa um certo limiar, ele entra num "modo relaxado", reduzindo as ameaças para dar à equipe um momento crucial para se recuperar, como pode ser observado na Figura 1.

Esta abordagem reativa atende com sucesso à necessidade de uma experiência que seja sempre desafiadora, mas raramente injusta, substituindo eventos pré-programados por um fluxo de desafios que se adapta dinamicamente ao estado atual dos jogadores.

Figura 1 – Visualização do AI Director em Left 4 Dead, mostrando a comparação entre população desejada, intensidade do jogador e população real de inimigos.



Fonte: Disponível em: https://cdn.fastly.steamstatic.com/apps/valve/2009/ai_systems_of_l4d_mike_booth.pdf. Acesso em: 17 set. 2025.

Apesar de seu sucesso e influência, o *AI Director*, quando analisado sob a ótica da classificação de comportamento, revela uma lacuna significativa. O sistema é um modelo de *desempenho*, não um modelo de *preferência* ou *motivação*. Ele opera sobre uma única dimensão quantitativa: o estresse coletivo da equipe, medido pelo dano sofrido. E é, por design, cego às motivações qualitativas que diferenciam os tipos de jogador, como os propostos por Bartle (BARTLE, 1996) ou Yee (YEE, 2006). O Director trata todos os jogadores de forma homogênea, como "Sobreviventes", incapaz de distinguir entre um jogador habilidoso que busca desafios de alto risco e um novato que está simplesmente a ter dificuldades, pois ambos os cenários resultam em dano e, portanto, num aumento da "intensidade". Consequentemente, o sistema não consegue adaptar-se a diferentes estilos de jogo: não pode oferecer um segredo a um *Explorer*, uma recompensa de colecionador a um *Achiever* ou um desafio de combate único a um *Killer*.

Em resumo, o *AI Director* é uma solução exemplar para o ajuste dinâmico de dificuldade, mas a sua própria eficácia expõe a necessidade de sistemas mais complexos, que possam modelar e se adaptar não apenas a "quão bem" os jogadores estão jogando, mas também ao "porquê" de estarem a jogar, justificando a busca por uma abordagem híbrida que integre dados quantitativos e qualitativos.

3.1.2 O Sistema Nemesis (Shadow of Mordor)

O Sistema *Nemesis*, patenteado pela *Monolith Productions* para o jogo *Middle-earth: Shadow of Mordor*, posteriormente expandido em sua sequencia, *Middle-earth: Shadow of War* (conforme ilustra a figura 2), representa uma solução para o problema de criar antagonistas e narrativas dinâmicas (DE PLATER et al., 2016). O sistema gera proceduralmente uma hierarquia de poder de inimigos não-jogáveis (*NPCs*), cada um com nome, aparência, forças e fraquezas únicas. A principal inovação reside na sua capacidade de reagir e evoluir com base nas interações do jogador.

Um soldado comum que derrota o jogador pode ser promovido a Capitão, ganhando uma identidade e recordando-se do seu feito em encontros futuros. Da mesma forma, um Capitão que sobrevive a um confronto com o jogador pode regressar mais tarde com cicatrizes visíveis e novas habilidades, alimentando uma rivalidade pessoal e orgânica. O sistema cria uma teia de eventos (exemplificado na Figura 2), como duelos, traições e emboscadas entre os próprios *NPCs*, que reestrutura constantemente a paisagem social do jogo, tanto em resposta às ações do jogador como de forma autônoma, dando ao mundo uma sensação de vida e persistência.

Figura 2 – Exemplo da hierarquia de capitães e chefes orcs no Sistema Nêmesis, em *Middle-Earth: Shadow of War*.



Fonte: Disponível em: https://steamcommunity.com/sharedfiles/filedetails/?id=1171673142. Acesso em: 17 set. 2025.

Esta solução aborda com enorme sucesso a necessidade de criar uma experiência de jogo pessoal e com consequências duradouras. Ao transformar inimigos genéricos em antagonistas com memória e identidade, o sistema gera narrativas emergentes que são únicas para cada jogador, aumentando drasticamente o investimento emocional. O fracasso do jogador deixa de ser um mero contratempo para se tornar um evento de construção de mundo:
a sua morte pode levar à promoção de um inimigo, que se torna mais forte e ganha notoriedade por causa da sua vitória. Este ciclo de feedback direto entre as ações do jogador e
a evolução do mundo dos *NPCs* atende com eficácia à necessidade de uma jogabilidade com elevada rejogabilidade e de momentos memoráveis que se sentem "ganhos" e pessoais.

No entanto, do ponto de vista da classificação de comportamento e motivação do jogador, o Sistema Nemesis apresenta limitações significativas. É um sistema de adaptação de *mundo*, não de adaptação de *jogador*. O seu modelo é puramente comportamental e reativo, respondendo a um conjunto limitado de ações do jogador, primariamente, ao sucesso ou ao fracasso em combate. O sistema não tenta inferir o perfil motivacional do jogador, tratando as ações de um *Achiever* (que procura derrotar todos os Capitães metodicamente) e as de um *Killer* (que se deleita com a rivalidade) da mesma forma: como interações de combate. Embora não distinga as suas motivações, o seu ciclo de jogabilidade principal, focado em criar e superar rivalidades, alinha-se de forma inerente com os desejos de ambos os perfis.

Por consequência, o sistema é excepcionalmente eficaz em satisfazer jogadores motivados pela competição e pela mestria (*Killers* e *Achievers* na taxonomia de Bartle), ainda que o faça de forma não intencional, como um subproduto do seu design. Esta mesma especialização, no entanto, faz com que o sistema falhe em reconhecer ou adaptar-se a outras motivações. Não existem mecanismos para identificar ou recompensar um *Explorer*, que poderia estar mais interessado em descobrir a história de um Orc do que em derrotá-lo, nem um *Socializer*, cuja motivação para interagir com outros é completamente desconsiderada neste sistema focado em conflito.

A solução, portanto, não é uma adaptação holística à diversidade de jogadores, mas sim uma especialização profunda num tipo particular de interação. Enquanto o *AI Director* de *Left 4 Dead* adapta a dificuldade com base no desempenho, o Sistema Nemesis adapta a narrativa com base no resultado do combate, mas ambos carecem da capacidade de se ajustar

ao "porquê" do jogador, reforçando a necessidade de uma abordagem híbrida que integre dados qualitativos para uma adaptação verdadeiramente centrada no jogador.

3.1.3 The Bartle Test of Gamer Psychology

O "Bartle *Test of Gamer Psychology*" (ANDREASEN; DOWNEY, 2000), desenvolvido por Erwin Andreasen e Brandon Downey, representa uma das primeiras e mais influentes soluções para o problema da classificação de jogadores. Baseado na taxonomia teórica de Richard Bartle (BARTLE, 1996), o teste consiste num questionário de trinta perguntas de escolha binária, onde o utilizador deve optar entre dois cenários ou preferências distintas, cada um associado a um dos quatro arquétipos: *Achiever* (Conquistador), *Explorer* (Explorador), *Socializer* (Socializador) e *Killer* (Assassino). O resultado é um "Quociente Bartle" que indica a percentagem de afinidade de um jogador com cada tipo.

Esta ferramenta atende com sucesso à necessidade de um método simples e acessível para a segmentação psicográfica, fornecendo a programadores e jogadores uma linguagem comum e um framework inicial para discutir e compreender as diferentes motivações que impulsionam o ato de jogar em ambientes multijogador online.

Apesar da sua importância histórica, o Bartle *Test* apresenta limitações significativas que comprometem a sua eficácia como uma ferramenta de análise de comportamento robusta. A sua principal falha reside na natureza dicotómica e redutora das suas questões. Ao forçar uma escolha binária, o teste não consegue captar a complexidade e a sobreposição das motivações dos jogadores, que raramente se enquadram numa única categoria. Mais criticamente, o teste falha em distinguir de forma fiável entre *comportamento* e a *motivação* subjacente.

Ao focar-se em cenários de ação simplificados e descontextualizados, a análise tende a classificar o comportamento observável (o "o quê"), sem a capacidade de inferir a sua verdadeira causa motivacional (o "porquê"). Esta lacuna demonstra a insuficiência de uma abordagem puramente baseada em questionários de autoavaliação, reforçando a necessidade de um modelo híbrido que integre dados qualitativos com a análise quantitativa do comportamento em jogo para gerar um perfil de jogador mais preciso e fidedigno.

3.1.4 Discussão

Dado o exposto, a Tabela 1 sintetiza as três soluções de mercado analisadas, contrastando o foco de adaptação, as vantagens e as limitações de cada uma quanto à classificação motivacional, e posiciona, frente a elas, o modelo proposto neste trabalho.

Tabela 1 – Comparação das soluções de mercado

Solução	Foco da adaptação	Vantagens	Limitação para a classificação motivacional
AI Director (Left 4 Dead)	Ajuste dinâmico de dificuldade e ritmo, a partir da intensidade emocional inferida pelo dano sofrido pela equipe.	Ritmo dramático dinâmico e imprevisível; alta rejogabilidade; experiência sempre desafiadora e raramente injusta.	É um modelo de desempenho, não de motivação; opera sobre uma única dimensão (o estresse da equipe) e é cego aos tipos de jogador.
Sistema Nemesis (Shadow of Mordor)	Adaptação da narrativa e dos inimigos (NPCs) com base no resultado do combate com o jogador.	Narrativas emergentes e personalizadas; rivalidades memoráveis; forte investimento emocional.	Adapta o mundo, não o jogador; modelo puramente reativo ao comportamental e ignora Explorer e Socializer.
Bartle Test of Gamer Psychology	Classificação do perfil do jogador por meio de perguntas binárias).	Simples e acessível; oferece uma linguagem comum para a comunidade; questionário de segmentação psicográfica.	Classificação estática, fora do jogo e em um único momento; escolhas binárias; mede o autoavaliação (trinta comportamento declarado, não o real.
Modelo proposto (este trabalho)	**Classificação motivacional dinâmica e diegética, a partir de dados híbridos (comportamento e desempenho) em tempo real.**	**Integra a profundidade das tipologias à riqueza comportamental telemetria; infere o porquê e quebrar a imersão; reporta a confiança junto à classificação.**	**Validação empírica ainda pendente (trabalho futuro); da proposta em nível conceitual (prova de conceito).**

Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

3.2 Trabalhos Relacionados

Os trabalhos relacionados a seguir são apresentados em ordem cronológica, o que permite acompanhar a evolução das abordagens de modelagem e classificação de jogadores ao longo do tempo, de propostas pioneiras, como a de Charles e Black (2004), a modelos mais recentes.

3.2.1 Frameworks conceituais de modelagem dinâmica

Um primeiro grupo de trabalhos propõe frameworks conceituais para modelar o jogador e adaptar a experiência em tempo real. Charles e Black (2004) apresentam um ciclo contínuo de quatro fases (modelagem, adaptação, medição de eficácia e remodelagem dinâmica) que antecipou em mais de uma década discussões centrais sobre personalização em tempo real; sua principal fragilidade é a ausência de uma base psicológica para os perfis, que se apoiam apenas em dados de desempenho. Kirchleitner (2020) conclui que a taxonomia de Bartle é a mais adequada para a detecção em tempo real e propõe três métodos para tanto (questionários embutidos na narrativa, recompensas específicas por arquétipo e análise contínua de ações), mas seu modelo é vulnerável à "otimização" por parte do jogador, que pode escolher a opção mais eficiente em vez da mais alinhada à sua preferência. Em comum, ambos oferecem arquiteturas promissoras de adaptação, porém carecem de um vínculo robusto entre o comportamento observado e a motivação subjacente.

3.2.2 Clusterização de comportamento a partir de telemetria

Um segundo grupo deriva perfis de jogador de forma bottom-up, aplicando técnicas de clusterização a grandes volumes de telemetria. Drachen, Canossa e Yannakakis (2009) empregaram mapas auto-organizáveis sobre os dados de 1.365 jogadores de *Tomb Raider: Underworld*[23], identificando quatro clusters comportamentais; Drachen et al. (2012) estenderam a abordagem a mais de 260 mil personagens de *TERA*[24] e *Battlefield*[25], comparando k-means e SIVM; e Odierna e Silveira (2018) aplicaram k-means à telemetria de *World of Warcraft*[26] para atribuir rótulos de Bartle sem o uso de questionários. A força desse grupo está no rigor metodológico e na coleta não intrusiva em larga escala. Sua limitação recorrente, contudo, é a desconexão entre os perfis encontrados e uma teoria motivacional: os dois primeiros geram perfis puramente descritivos (o "o quê", e não o "porquê"), enquanto o terceiro mapeia comportamento a Bartle por meio de pressupostos frágeis.

---

[23] **Crystal Dynamics; Square Enix.** *Tomb Raider: Underworld* [Jogo eletrônico]. Estados Unidos: Square Enix, 2008. Disponível em: https://www.tombraider.com/products/games/tomb-raider-underworld

[24] **Bluehole Studio; En Masse Entertainment.** *TERA* [Jogo eletrônico]. Estados Unidos: En Masse Entertainment, 2022. Disponível em: https://tera-console.com/home.

[25] **DICE; Electronic Arts.** *Battlefield: Bad Company 2* [Jogo eletrônico; serviços online encerrados]. Estados Unidos: Electronic Arts, 2010.

[26] **Blizzard Entertainment.** *World of Warcraft* [Jogo eletrônico]. Irvine: Blizzard Entertainment, 2004. Disponível em: https://worldofwarcraft.com

3.2.3 Tipologias de jogador e sua validação empírica

Um terceiro grupo dialoga diretamente com tipologias de jogador, propondo-as, validando-as ou estendendo-as. Nacke, Bateman e Mandryk (2014) introduzem o BrainHex, uma tipologia de sete arquétipos de base neurobiológica, cujas conexões com o cérebro permanecem hipotéticas e ainda sem validação empírica rigorosa. Schneider et al. (2016) buscam correlacionar os perfis de Bartle, auto-identificados por questionário, com o comportamento observado em um jogo próprio, esbarrando em uma amostra pequena e homogênea e em um design diretivo. Bicalho, Baffa e Feijó (2019) estendem a taxonomia de Bartle com um eixo de dedicação (casual/*hardcore*) e combinam *k-means* e árvore de decisão para classificação em tempo real, reportando acurácia de 75% a 80%, embora dependam de questionários e de uma amostra reduzida. Em comum, esses trabalhos avançam na descrição das motivações, mas permanecem ancorados em autorrelato ou em validações de escopo limitado.

3.2.4 Discussão

Em conjunto, os trabalhos analisados revelam uma lacuna consistente. Os frameworks conceituais oferecem motores de adaptação sem um mapa das motivações humanas; as abordagens de clusterização produzem perfis acionáveis, porém cegos ao “porquê” do comportamento; e os estudos de tipologia capturam a motivação, mas dependem majoritariamente de autorrelato fora do contexto de jogo. Nenhum deles integra, em tempo real, a riqueza comportamental da telemetria à profundidade motivacional das tipologias. É precisamente essa integração, um modelo híbrido que combina dados quantitativos e qualitativos coletados de forma diegética (integrada à própria ficção do jogo, sem recorrer a interfaces externas à narrativa) e os âncora na tipologia de Bartle estendida, que o presente trabalho propõe, conforme sintetizado na Tabela 2.

Tabela 2 – Comparação dos trabalhos relacionados e posicionamento deste trabalho

Trabalho	Proposta / Abordagem	Principal limitação
Charles & Black (2004)	Framework conceitual de modelagem dinâmica do jogador (ciclo de quatro fases).	Sem base psicológica/motivacional para os perfis.
Drachen, Canossa & Yannakakis (2009)	Clusters comportamentais via mapas auto-organizáveis em Tomb Raider: Underworld.	Perfis sem conexão a taxonomias psicológicas.
Drachen et al. (2012)	Clusterização (k-means e SIVM) de comportamento em larga escala (TERA, Battlefield).	Perfis descritivos, sem framework motivacional.
Nacke, Bateman & Mandryk (2014)	BrainHex: tipologia de jogador de base neurobiológica (sete arquétipos).	Conexões neurobiológicas hipotéticas, ainda sem validação empírica.
Schneider et al. (2016)	Correlaciona perfis de Bartle (questionário) com o comportamento em um jogo próprio.	Amostra pequena e homogênea; design diretivo.
Odierna & Silveira (2018)	Classificação de Bartle via k-means a partir de telemetria de WoW, sem questionário.	Pressupostos de mapeamento frágeis; dados de um ano atípico.
Bicalho, Baffa & Feijó (2019)	Estende Bartle com o eixo casual/hardcore; k-means e árvore de decisão em tempo real.	Validação por questionário; amostra reduzida.
Kirchleitner (2020)	Framework de detecção dinâmica dos tipos de Bartle em tempo real.	Vulnerável à “otimização” do jogador por escolhas explícitas.
Este trabalho	**Modelo híbrido que integra a tipologia de Bartle (estendida) a dados qualitativos e quantitativos, com classificação dinâmica e coleta diegética.**	**A validação empírica permanece como trabalho futuro.**

Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

4 METODOLOGIA

Este capítulo apresenta a metodologia da pesquisa. A Seção 4.1 caracteriza o estudo quanto à sua natureza, à forma de abordagem do problema, aos seus objetivos e aos procedimentos técnicos adotados; a Seção 4.2 descreve as atividades de pesquisa realizadas; e a Seção 4.3 apresenta o cenário de aplicação que ilustra o modelo, o jogo *Void Protocol*.

4.1 Caracterização da Pesquisa

A presente pesquisa classifica-se, quanto à sua natureza, **como aplicada**, uma vez que objetiva gerar conhecimentos para aplicação prática dirigidos à solução de um problema específico: a falta de adaptação dinâmica baseada em perfis motivacionais em jogos digitais. Diferentemente da pesquisa básica, que busca o avanço do conhecimento teórico sem uma aplicação imediata prevista, este estudo tem como foco a resolução de um desafio concreto enfrentado pela indústria de jogos: a criação de sistemas que compreendam e respondam às motivações intrínsecas dos jogadores em tempo real. O estudo busca desenvolver um modelo de coleta e processamento de dados (ou seja, um *framework* de classificação) que operacionalize teorias consolidadas de psicologia do jogador para a inferência de perfil em tempo real, demonstrando a viabilidade conceitual e o potencial de engajamento dessa abordagem.

Quanto à forma de abordagem do problema, a pesquisa adota um **método misto** (quali-quantitativo), integrando duas perspectivas complementares para uma compreensão mais holística do fenômeno estudado. A abordagem é qualitativa na etapa de concepção e adaptação da tipologia de Bartle, complementada por elementos das motivações de Yee, para o contexto narrativo do jogo, interpretando as motivações subjetivas do jogador e traduzindo conceitos abstratos de psicologia em elementos de design de jogo tangíveis e significativos. Simultaneamente, é quantitativa na coleta e processamento de dados de telemetria, onde ações e escolhas binárias são convertidas em valores numéricos para alimentar o algoritmo de classificação, permitindo a mensuração objetiva do comportamento do jogador e o tratamento estatístico das evidências que alimentam a classificação. Ressalta-se que a pesquisa apoia-se em procedimentos bibliográficos e de modelagem conceitual, e que o caráter quali-quantitativo refere-se aos tipos de dados previstos pelo modelo, e não a uma coleta empírica de dados realizada neste trabalho.

Em relação aos objetivos, a **pesquisa é exploratória e descritiva**, visando tanto a descoberta de novos *insights* quanto a caracterização detalhada do fenômeno. Exploratória, pois visa proporcionar maior familiaridade com o problema da "cegueira psicográfica", ou seja, a incapacidade de reconhecer, interpretar ou responder adequadamente às estratégias de personalização baseadas em perfis motivacionais, levando o sistema a falhas de adaptação ou a respostas comportamentais inesperadas por parte do jogador, construindo hipóteses sobre como a adaptação motivacional pode influenciar o engajamento e investigando a viabilidade de técnicas híbridas de classificação em tempo real. Descritiva, pois caracteriza o modelo proposto e especifica como ele relaciona, no plano conceitual, as variáveis de perfil motivacional às métricas de engajamento, detalhando como diferentes perfis de jogadores poderiam reagir às adaptações previstas. A mensuração desse impacto na experiência de jogo, com dados de jogadores reais, é apontada como trabalho futuro.

No que tange aos procedimentos técnicos, utiliza-se a **pesquisa bibliográfica** para fundamentação teórica, revisando a literatura existente sobre tipologias de jogadores, inteligência artificial em jogos e design adaptativo para construir uma base sólida para o estudo. Além disso, emprega-se a **modelagem conceitual**, caracterizada pela concepção e formalização de um modelo de classificação de jogadores, ilustrado por uma proposta de jogo (cenário de aplicação) que serve como prova de conceito. Nesse contexto, as variáveis de interesse (escolhas, padrões de interação e desempenho) são definidas e estruturadas pelo modelo proposto, estabelecendo as bases para uma futura avaliação empírica de seu impacto sobre o engajamento e a satisfação dos jogadores.

4.2 Atividades de Pesquisa

A execução da pesquisa está estruturada em cinco etapas sequenciais e inter-relacionadas, descritas a seguir:

- **Levantamento e Análise Bibliográfica:** Esta etapa inicial consiste na revisão bibliográfica narrativa para consolidar o entendimento sobre as taxonomias de jogadores (focando em Bartle e nas dimensões motivacionais de Nick Yee previamente mencionadas) e sistemas de adaptação dinâmica. O objetivo é mapear as mecânicas de jogo existentes que melhor se correlacionam com os quatro arquétipos principais

(*Achiever*, *Explorer*, *Socializer*, *Killer*) para fundamentar as regras do sistema de classificação.

- **Adaptação e Extensão da Tipologia de Bartle:** ajuste das perguntas do teste de Bartle ao contexto narrativo do jogo e criação de perguntas de interação com *NPCs*, estendendo a tipologia de modo a compor um perfil motivacional mais completo do jogador. Ressalta-se que a tipologia adotada em toda a pesquisa é a clássica, de quatro tipos (*Achiever*, *Explorer*, *Socializer* e *Killer*); a extensão aqui referida é de natureza operacional — novos instrumentos diegéticos de coleta —, e não a adoção dos oito subtipos posteriormente propostos por Bartle.
- **Concepção do Fluxo da Proposta de Jogo e Definição do Modelo:** Consiste na concepção do fluxo de uma proposta de jogo do gênero *2D*[27] *Top-Down*[28] *Sci-fi*[29] *Rogue-lite*[30] (detalhes na seção 4.3). A proposta serve como cenário de aplicação da pesquisa. O design da proposta é estruturado para oferecer ramificações claras que representam diferentes motivações:
    - **Mecânicas de Escolha de Caminho:** O sistema de mapa procedural prevê escolhas explícitas de planetas (Planeta de Batalha, Planeta de Ajuda, Planeta de Exploração, Planeta de Evento), onde cada escolha atua como um ponto de dados de telemetria associado a um perfil específico.
    - **Interface Diegética de Coleta:** Especificação de um sistema de diálogo integrado à narrativa (inspirado em interfaces diegéticas), onde um NPC (personagem não jogável), na forma de um *droid*, realiza perguntas adaptadas dos testes de Bartle e Yee diretamente ao jogador durante pausas naturais no *gameplay*, evitando a quebra de imersão típica de questionários externos.
- **Modelagem doAlgoritmo deClassificação:modelo de** Consiste no projeto de um **classificação baseado em pontuações ponderadas e em tratamento estatístico da evidência esparsa, detalhado no Capítulo 5** . O modelo opera em tempo real, atribuindo pontuações a quatro vetores correspondentes aos perfis de Bartle.

---

[27] **2D**. Abreviação de *two-dimensional*; refere-se a objetos, ambientes ou representações com largura e altura.
[28] ***Top-Down***. Perspectiva de visualização posicionada de cima para baixo, típica de certos estilos de jogos digitais ou mapas.
[29] ***Sci-fi***. Abreviação de *science fiction*; gênero narrativo que explora temas especulativos baseados em ciência e tecnologia.
[30] ***Rogue-lite***. Subgênero de jogos digitais que incorpora elementos característicos do *roguelike*, como progressão por partidas, morte permanente parcial e progressão não totalmente perdida.

- **Entrada de Dados:** O sistema recebe dois tipos de *inputs*: as respostas às perguntas diegéticas (dado qualitativo convertido em peso numérico) e a telemetria de escolha de planetas e ações de combate (dado quantitativo).
- **Processamento:** Cada ação incrementa o valor de um ou mais vetores. Por exemplo, uma escolha alinhada à exploração adiciona peso ao vetor *Explorer*; uma escolha alinhada ao combate adiciona peso ao vetor *Killer*.
- **Saída:** O sistema calcula periodicamente o vetor dominante, classificando o jogador no perfil de maior pontuação naquele momento.

- **Modelagem do Sistema de Adaptação Dinâmica:** Definição da lógica de adaptação que, a partir da saída do algoritmo de classificação, orienta a alteração das variáveis do jogo. O modelo prevê a capacidade de alterar a geração procedural dos próximos níveis, a frequência de tipos de inimigos, a disponibilidade de recursos e os textos de narrativa para se alinharem ao perfil dominante detectado, visando maximizar o fluxo e o interesse do jogador. Ressalta-se que essa lógica de adaptação é especificada apenas em nível conceitual, não tendo sido implementada nem testada integralmente neste trabalho.

4.3 Cenário de Aplicação

Antes do detalhamento técnico, convém apresentar o jogo como ele se apresentaria a qualquer pessoa, jogadora ou não. *Void Protocol* é um jogo bidimensional (2D) de ficção científica em que o jogador assume o papel de capitão de uma nave espacial. No comando de sua tripulação, o capitão parte em uma expedição por sistemas solares desconhecidos, saltando de planeta em planeta e tornando-se mais forte a cada parada, até o confronto contra o chefe final, que encerra a jornada. Cada partida — uma *run*, no vocabulário do gênero — é única: mapas, encontros e perguntas mudam a cada nova tentativa, e a derrota do capitão encerra a expedição, que recomeça do zero na partida seguinte.

O ciclo de jogo é simples: cada jogador começa escolhendo sua nave, seu capitão e sua tripulação, cada qual com atributos e itens iniciais próprios. Em seguida, seleciona o primeiro sistema estelar a explorar — o setor — e, dentro dele, navega por um mapa de planetas interligados. Ao chegar a um planeta, é recebido por seu habitante, um *NPC*, que lhe apresenta uma situação, que pode ser um torneio clandestino, um pedido de socorro, uma disputa entre colonos, ou uma loteria excêntrica. O jogador decide, primeiro, se deseja ou não se envolver — e recusar é sempre uma escolha legítima, que o jogo aceita e registra; se

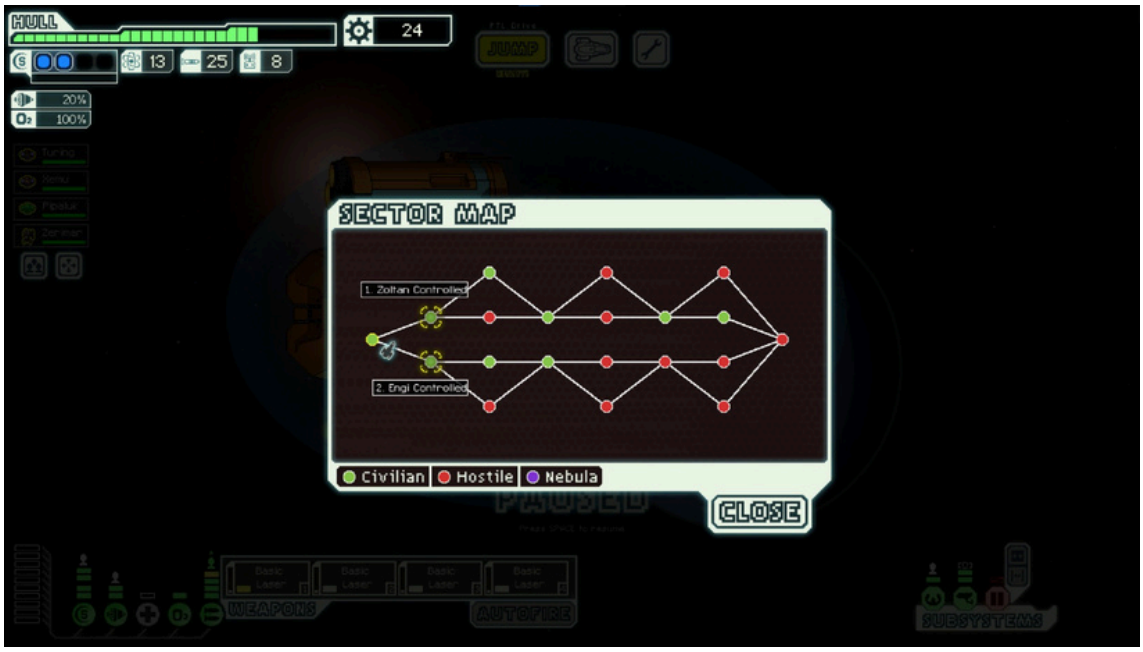
aceitar, faz escolhas que trazem recompensas e consequências. Ao deixar o setor rumo ao próximo, é abordado pela *Droid*, uma companheira robótica que conversa com o capitão e lhe faz uma pergunta sobre algo que acabou de acontecer no setor anterior — sem resposta certa ou errada. Esse ciclo — explorar planetas, decidir-se diante dos *NPCs*, conversar com a *Droid* — repete-se de setor em setor, até a vitória sobre o chefe final ou a derrota.

O que o jogador não percebe é que cada uma dessas interações alimentam, silenciosamente, o modelo de classificação proposto neste trabalho. As respostas dadas à *Droid*, as situações aceitas ou recusadas nos planetas, o desempenho em combate e a forma de conduzir cada expedição são as evidências com que o modelo infere, ao longo da própria partida e sem nenhum questionário externo, qual dos quatro perfis de Bartle melhor descreve aquele jogador. Cada resposta da *Droid*, por exemplo, mapeia-se de forma oculta a um dos quatro tipos, e cada tipo de planeta sinaliza uma preferência de conteúdo. Mesmo o jogador que recusa todas as interações é registrado pelo modelo — embora, nesse caso, tende a chegar ao chefe final sem itens e dificilmente sobreviva a ele.

Em resumo, define-se *Void Protocol* como um jogo fictício bidimensional (2D), do gênero rogue-lite e de natureza semi-procedural, concebido como prova de conceito para a ilustração conceitual do modelo proposto neste trabalho. Seu projeto inspira-se em títulos já consolidados no mercado de jogos digitais, dos quais incorpora mecânicas distintas. A principal referência é *FTL: Faster Than Light*[31], que fornece a estrutura central de exploração espacial por sistemas (Figuras 3 e 4).

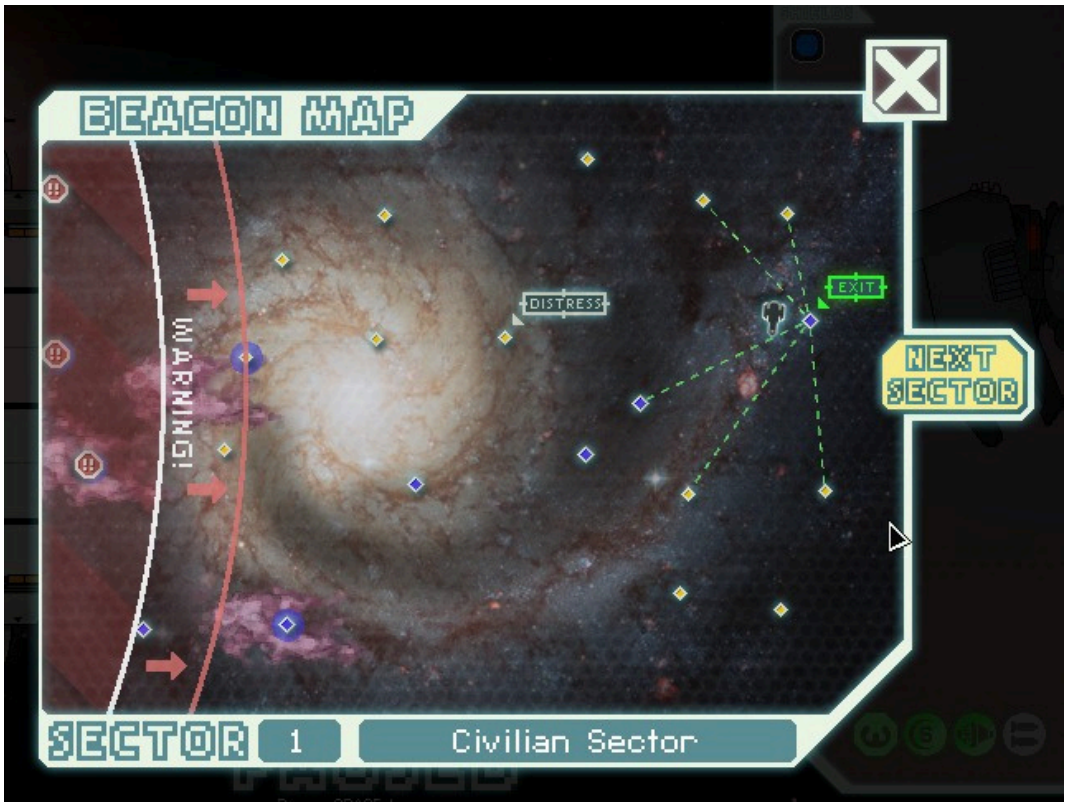
[31] **Subset Games.** *FTL: Faster Than Light* [Jogo eletrônico]. Xangai: Subset Games, 2012. Disponível em: https://subsetgames.com/ftl.html. Acesso em: 20 mar. 2026.

Figura 3 – Mapa de setores de FTL: Faster Than Light



Fonte: Disponível em: https://i.redd.it/63yjl5e886rb1.png. Acesso em: 20 jun. 2026.

Figura 4 – Mapa de faróis (beacons) de FTL: Faster Than Light



Fonte: Disponível em: https://i.sstatic.net/3Eiex.png. Acesso em: 20 jun. 2026.

A ela somam-se duas outras influências. A primeira é a interação com a personagem Chloe, de *Detroit: Become Human*[32], uma androide que aborda o jogador com questões existenciais e que inspira o personagem da *Droid* (Figuras 5 e 6).

Figura 5 – A androide Chloe em Detroit: Become Human, inspiração para a personagem Droid



Fonte: Disponível em: https://miro.medium.com/v2/resize:fit:640/format:webp/1*1wvA1zXyqItac6cc9mWLlA.gif. Acesso em: 20 jun. 2026.

Figura 6 – Exemplo de escolha narrativa em Detroit: Become Human



Fonte: Disponível em: https://miro.medium.com/v2/resize:fit:720/format:webp/1*A-xybo69knFxbotM1DLz-A.jpeg. Acesso em: 20 jun. 2026.

[32] **Quantic Dream; Sony Interactive Entertainment.** *Detroit: Become Human* [Jogo eletrônico]. Paris: Quantic Dream, 2018. Disponível em: https://www.quanticdream.com/en/detroit-become-human. Acesso em: 20 jun. 2026.

A segunda é a mecânica de itemização característica do gênero *rogue-lite*, exemplificada por *The BindingofIsaac* [33] (Figura 7).

Figura 7 – Jogabilidade de The Binding of Isaac: Repentance



Fonte: Disponível em: https://xboxwire.thesourcemediaassets.com/sites/2/2021/11/Repentance_A.jpg. Acesso em: 20 jun. 2026.

As Figuras 8, 9 e 10 apresentam telas conceituais do protótipo de *Void Protocol*, ilustrando, respectivamente, o combate, o combate contra um chefe e a tela de aprimoramentos do jogo. Cabe registrar que uma versão inicial do jogo já foi implementada — é dela que provêm as telas apresentadas nas Figuras 8 a 10. Essa versão inicial, contudo, ainda não incorpora os instrumentos de pergunta do modelo (as perguntas da *Droid* e as situações propostas pelos *NPCs* dos planetas), contemplando apenas a coleta de telemetria de jogabilidade. Trata-se, portanto, de um primeiro passo em direção à avaliação empírica apontada nas Considerações Finais, e não de uma implementação completa da proposta.

Figura 8 – Protótipo de *Void Protocol*: combate

[33] **Nicalis; Edmund McMillen.** *The Binding of Isaac: Repentance* [Jogo eletrônico]. Santa Ana: Nicalis, 2021. Disponível em: https://bindingofisaac.com/. Acesso em: 20 mar. 2026.



Fonte: Elaborado pelo autor (2025).

Figura 9 – Protótipo de *Void Protocol*: combate contra chefe



Fonte: Elaborado pelo autor (2025).

Figura 10 – Protótipo de *Void Protocol*: tela de aprimoramentos



Fonte: Elaborado pelo autor (2025).

4.3.1 Estrutura de menus

A interação do jogador organiza-se em torno de cinco menus principais:

- ***Ship & Crew Select*:** seleção da nave, de seu capitão e da tripulação que acompanhará o jogador ao longo da partida.
- ***Star System Map*:** seleção do próximo sistema estelar a ser explorado (Figura 3).
- ***Beacon Map*:** exibição do mapa de planetas do sistema atual, no qual o jogador escolhe seu próximo destino (Figura 4).
- ***Droid Question*:** momento em que a personagem fictícia Droid dirige uma pergunta ao jogador, que deve escolher uma entre quatro respostas possíveis. Não há resposta certa ou errada; o jogador seleciona a alternativa com a qual mais se identifica.
- ***NPC Planet Question*:** apresentação de uma situação ocorrida no planeta visitado, diante da qual o jogador escolhe a resposta com a qual mais se identifica ou que julga produzir o melhor resultado para si ou para o planeta. Diferentemente do contexto anterior, aqui há respostas mais ou menos acertadas no que diz respeito às recompensas ou consequências aplicadas ao jogador, determinadas pelo desfecho de suas escolhas perante a situação proposta pelo NPC.

4.3.2 Natureza semiprocedural

O caráter semiprocedural do jogo decorre da combinação de conteúdo predefinido com conteúdo gerado proceduralmente. Os diálogos e as respostas associadas aos *NPC Planets* são elaborados previamente, ao passo que o *Beacon Map*, a localização dos planetas, as perguntas da *Droid* e o *Star System Map* são gerados de forma procedural.

4.3.3 Objetivo e progressão

O objetivo principal do jogo é derrotar o *boss* final, localizado no último sistema estelar. Para tanto, o jogador deve explorar os planetas de cada *Star System Map* escolhido, coletando itens e tornando-se progressivamente mais forte.

A exploração não é exaustiva. O jogador não está obrigado a visitar todos os planetas de um sistema estelar, embora exista uma quantidade mínima de planetas a serem percorridos

antes que possa avançar para o sistema seguinte. Cabe esclarecer, desde já, dois termos centrais para o restante do trabalho: cada sistema estelar percorrido **constitui um setor**, e o conjunto de setores explorados desde o início da partida até a morte do jogador ou a derrota do boss final **constitui uma *run***[34] (uma partida completa, no sentido usual dos jogos rogue-lite). Setor e *run* são as unidades temporais sobre as quais o modelo de classificação opera.

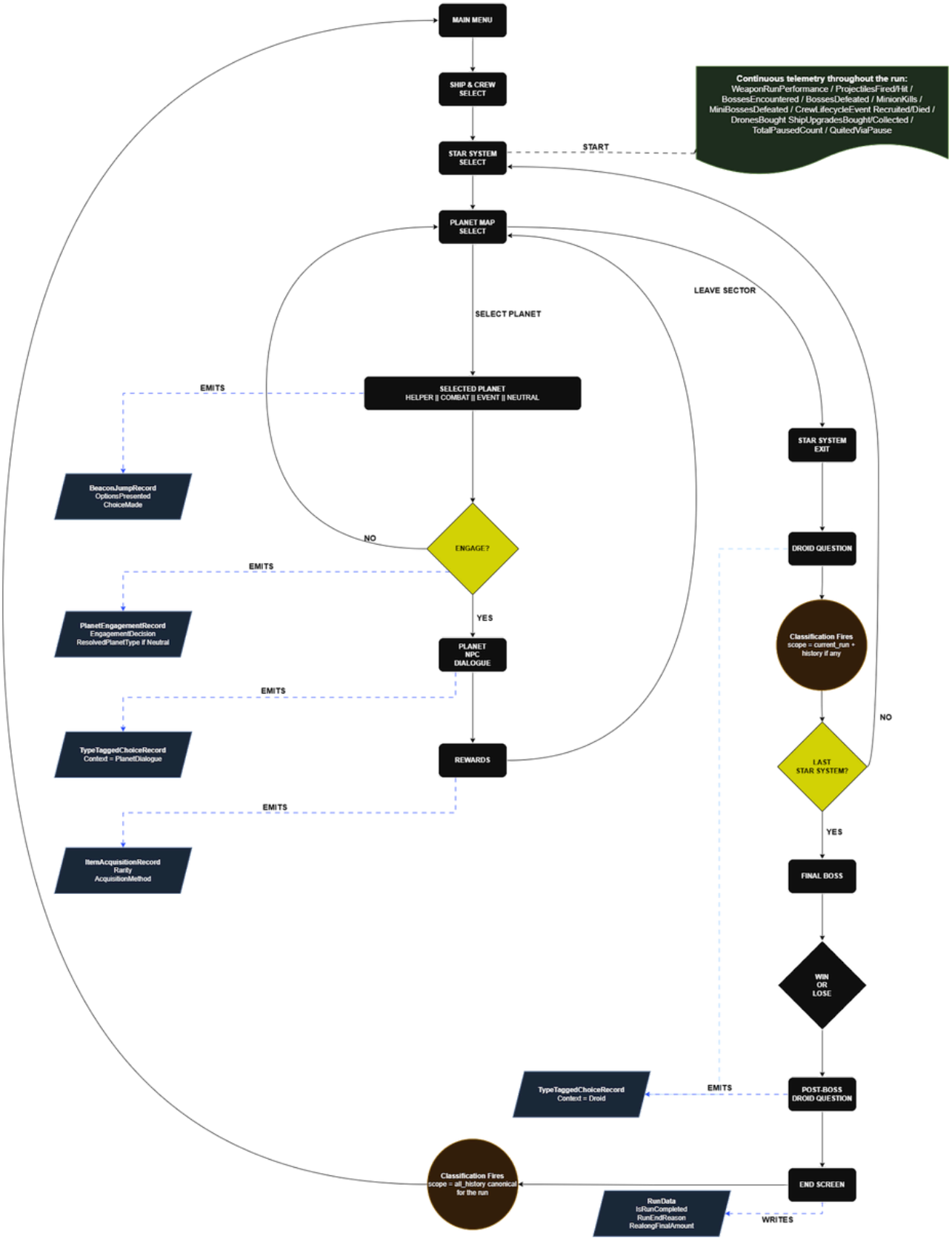
De modo análogo, o engajamento com as situações propostas pelos *NPCs* dos planetas é opcional. Antes da apresentação do problema e das respectivas alternativas, o jogador recebe apenas um *briefing* e a opção de engajar ou não. Caso opte por engajar, prossegue para o fluxo de perguntas; caso recuse, retorna ao *Beacon Map* para escolher o próximo destino. A *Droid* manifesta-se sempre que o jogador deixa um sistema estelar e retorna ao *Star System Map*, abordando-o com sua pergunta.

Por fim, a partida encerra-se em duas condições: quando o jogador perde todos os seus pontos de vida ou quando derrota o *boss* final. Essas duas condições, a derrota e a vitória, delimitam o ciclo de uma partida e definem o momento em que o modelo consolida sua leitura canônica ao final de cada partida.

Dado este contexto, a proposta organiza a coleta de dados em torno de quatro pontos, todos visíveis no fluxo da Figura 11 e detalhados no Capítulo 5: (i) as respostas às perguntas da *Droid* e dos *NPCs* de planeta, que funcionam como autorrelato do jogador; (ii) as escolhas de planeta no *Beacon Map*, que revelam preferência de conteúdo; (iii) a telemetria de desempenho coletada durante a exploração e o combate; e (iv) as decisões de engajamento e o desfecho de cada run, que sinalizam o engajamento do jogador. Cada um desses pontos corresponde a um dos quatro métodos de observação do modelo de classificação.

[34] No contexto dos jogos digitais, o termo ***run***, do inglês, designa uma partida completa, compreendida entre o início e o desfecho de uma tentativa de jogo, seja pela vitória, seja pela derrota do jogador. O conceito é central nos gêneros *rogue-like* e *rogue-lite*, marcados pela geração procedural de conteúdo e pela morte permanente (*permadeath*): a cada derrota, o jogador encerra a *run* e recomeça do início, em geral diante de um cenário diferente. Nos *rogue-lite*, parte do progresso pode ser mantida de uma *run* para outra.

Figura 11 – Fluxo do jogo e pontos de coleta de dados do *Void Protocol*.



Fonte: Elaborado pelo próprio autor (2026).

4.3.4 Exemplo

Para ilustrar, considere uma sessão típica. Ao deixar um sistema estelar e retornar ao *Star System Map*, o jogador é abordado pela *Droid*, que lhe dirige uma pergunta de identificação, por exemplo: "*Diante de uma nave à deriva, o que você faz primeiro?*", com quatro alternativas que sinalizam perfis distintos (a - investigar os destroços, b - resgatar a tripulação, c - saquear o que for útil, ou d - seguir viagem). Não há resposta certa ou errada: a alternativa escolhida apenas alimenta o vetor de tipo de Bartle do jogador.

Em seguida, ao abrir o *Beacon Map*, o jogador escolhe seu próximo destino; suponha que opte por um planeta de Combate quando também estavam disponíveis um de Auxílio e um de Evento; essa escolha, por descartar alternativas, registra uma preferência. Ao chegar ao planeta, ele recebe um breve *briefing* e decide se engaja ou não com a situação proposta por um *NPC*. Caso engaje, depara-se com uma decisão narrativa (por exemplo, mediar um conflito entre colonos ou impor sua força para tomar os recursos), cujas consequências afetam suas recompensas e o estado da *run* e, ao mesmo tempo, fornecem novas evidências sobre seu perfil. Esse ciclo (pergunta da *Droid*, escolha de planeta e decisão no planeta) repete-se a cada setor e é o que permite ao modelo classificar o jogador de forma progressiva, como sintetizado no fluxo da Figura 11.

5 SOLUÇÃO PROPOSTA

Este capítulo apresenta o **Modelo Híbrido de Classificação de Jogadores (MHC)**, a solução proposta neste trabalho. O MHC infere o perfil motivacional do jogador (expresso como um vetor de tipo de Bartle) e uma medida de confiança associada, a partir de evidências coletadas durante o jogo. O modelo distingue dois tipos de dados pela sua finalidade: os **dados de classificação**, que alimentam o vetor de tipo, e os **dados de adaptação**, que descrevem o estado momentâneo do jogador e orientam os ajustes do jogo. Apenas os dados de classificação são tratados neste capítulo; o estado momentâneo é mantido fora da fórmula de classificação, que assim depende somente de preferências e comportamentos observados ao longo do tempo.

Cabe reforçar que o vetor de tipo utilizado em todo este capítulo é o da tipologia clássica de Bartle, com quatro componentes — um para cadatipo de jogador: *Achiever*, *Explorer*, *Socializer* e *Killer* —, conforme delimitado nas Seções2.3.1 e 4.2.

Figura 12 – Vetor da tipologia de Bartle.



Fonte: Elaborado pelo próprio autor (2026).

A evidência é registrada como **eventos discretos datados** (por exemplo, uma pergunta respondida, um salto entre planetas, uma decisão de engajamento, uma run encerrada), cada

um associado a uma run e a um setor. Esse formato preserva, em cada decisão, as alternativas que estavam disponíveis (saber que o jogador escolheu combate só é informativo se ele poderia ter escolhido outra coisa) e permite reagregar o histórico em qualquer cadência. O modelo é executado em **cadência híbrida**: ao fim de cada setor, sobre a run em curso, produzindo uma leitura responsiva; e ao fim de cada *run*, sobre todo o histórico, produzindo a classificação canônica do jogador.

A classificação chega de quatro métodos de observação complementares. Os **Métodos 1 (autorrelato) e 2 (seleção de conteúdo) são fortemente correlacionados**: ambos capturam escolhas deliberadas do jogador: o Método 2 antes de entrar em um planeta, ao selecionar destinos no Beacon Map, e o Método 1 durante, ao responder às perguntas da *Droid* e dos *NPCs*. Por isso são aqui apresentados em sequência, do mais externo (a seleção) ao mais interno (a resposta). O **Método 3 (telemetria de desempenho)** acrescenta evidência comportamental implícita, e o **Método 4 (dinâmica de engajamento)** não contribui ao vetor de tipo, alimentando apenas a confiança. A Tabela 3 resume esses quatro métodos, os quais serão detalhados nas próximas seções.

Tabela 3 – Métodos de observação do modelo de classificação

Método	O que observa	Sinal (tipos informados)	Força	Tipo de dados
1: Autorrelato	As escolhas do jogador entre opções com tags ocultas	Todos os quatro diretamente	Mais alta, menor ruído	Classificação
2: Seleção de Conteúdo	Para qual conteúdo o jogador gravita quando há alternativas	Todos os quatro; Explorer via amplitude	Moderada; depende da preservação da alternativa preterida	Classificação
3: Telemetria de Desempenho	Como o jogador executa as mecânicas com que se engaja	Principalmente Achiever, secundariamente Killer / Explorer	Forte para Achiever; contextual para os demais	Classificação
4: Dinâmica de Engajamento	Metasinal sobre engajamento e conclusão	Nenhum tipo diretamente	Usado como peso de confiança	Confiança da classificação

Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

5.1 Métodos de observação

Método 2: Seleção de conteúdo. Mede a preferência do jogador pelo tipo de conteúdo que escolhe enfrentar. A cada oferta de planetas no *Beacon Map*, registra-se o que foi escolhido e o que foi recusado e, para cada tipo de planeta P, calcula-se uma razão de seleção
e uma razão de recusa, ambas suavizadas, combinadas em um sinal cru de preferência, detalhado na equação (1) abaixo, conforme a Equação 1:

$$RawSignal^{P} = max(0, RazãoSeleção^{P} - 0{,}5 \times RazãoRecusa^{P}) \quad (1)$$

Em que, para um tipo de planeta P (**Combat**, **Helper**, **Event** ou **Neutral**), cada termo da Equação 1 significa:

- **RawSignal[P]**: o sinal cru de preferência do jogador pelo conteúdo do tipo P, no intervalo [0, 1];
- **RazãoSeleção[P]**: a razão suavizada de seleção, igual a (selecionados[P] + 1) / (ofertados[P] + 2), em que selecionados[P] é o número de vezes em que o jogador

escolheu um planeta do tipo P no Beacon Map e ofertados[P] é o número de vezes em que esse tipo foi oferecido;

• **RazãoRecusa[P]**: a razão suavizada de recusa, igual a (recusados[P] + 1) / (encontrados[P] + 2), em que recusados[P] é o número de vezes em que o jogador, após o briefing, optou por não engajar com um planeta do tipo P e encontrados[P] é o número de vezes em que esse tipo foi encontrado;

• **0,5**: o peso de meia-recusa, que reduz o impacto da recusa por ela ser parcialmente situacional e, portanto, mais ruidosa do que a seleção positiva;

• **max()**: a função que toma o maior valor entre zero e o argumento, truncando resultados negativos em zero, de modo que uma recusa elevada não produza preferência negativa, apenas ausência de preferência.

Em termos práticos, a Equação 1 responde a uma pergunta simples: quando o jogo oferece um tipo de conteúdo, o jogador o abraça ou o evita? Um exemplo numérico ajuda a visualizar. Suponha que, ao longo de uma run, planetas de Combate tenham sido oferecidos 10 vezes no Beacon Map e que o jogador os tenha escolhido em 6 dessas ofertas: a razão de seleção suavizada vale (6 + 1) / (10 + 2) ≈ 0,58. Suponha ainda que, das 6 vezes em que chegou a um planeta de Combate, ele tenha recusado o engajamento em 1: a razão de recusa vale (1 + 1) / (6 + 2) = 0,25. O sinal cru resulta em max(0; 0,58 − 0,5 × 0,25) ≈ 0,46 — uma preferência moderada por combate, de um jogador que escolhe esse conteúdo com frequência e raramente o recusa. Se as recusas fossem tão frequentes a ponto de o desconto superar a seleção, o resultado seria truncado em zero, indicando apenas ausência de preferência, e não aversão.Em termos práticos, a Equação 1 responde a uma pergunta simples: **quando o jogo oferece um tipo de conteúdo, o jogador o abraça ou o evita?** Um exemplo numérico ajuda a visualizar. Suponha que, ao longo de uma *run*, planetas de Combate tenham sido oferecidos 10 vezes no *Beacon Map* e que o jogador os tenha escolhido em 6 dessas ofertas: a razão de seleção suavizada vale (6 + 1) / (10 + 2) ≈ 0,58. Suponha ainda que, das 6 vezes em que chegou a um planeta de Combate, ele tenha recusado o engajamento em 1: a razão de recusa vale (1 + 1) / (6 + 2) = 0,25. O sinal cru resulta em max(0; 0,58 − 0,5 × 0,25) ≈ 0,46 — uma preferência moderada por combate, de um jogador que escolhe esse conteúdo com frequência e raramente o recusa. Se as recusas fossem tão frequentes a ponto de o desconto superar a

seleção, o resultado seria truncado em zero, indicando apenas ausência de preferência, e não aversão.

Os tipos de planeta mapeiam-se a tipos de jogador conforme a Tabela 4 (por exemplo, Combate sinaliza Killer e Auxílio sinaliza Socializer), enquanto Explorer recebe ainda um sinal de amplitude de exploração. Os Planetas Neutros são curingas, ou seja, resolvidos em tempo de execução para o tipo líder do jogador, o que também serve de teste à classificação corrente.

Tabela 4 – Mapeamento de tipo de planeta para tipo de jogador (Método 2)

Tipo de Planeta	**Tipo de Jogador sinalizado**
Combat	*Killer* (peso 1,0); *Achiever* (peso 0,5)
Helper	*Socializer* (peso 1,0); *Achiever* (peso 0,5)
Event	*Explorer* (peso 0,5); *Killer* (peso 0,5, vertente *trickster*)
Neutral	*Explorer* (peso 1,0)

Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

O sinal cru **RawSignal[P]**, definido por tipo de planeta na Equação 1, é convertido na pontuação do Método 2 por tipo de jogador, **M2Score[T]**, agregando-se os sinais dos planetas segundo os pesos da Tabela 4:

$$M2Score[Killer] = \min(1;\ 1{,}0 \times RawSignal[Combat] + 0{,}5 \times RawSignal[Event])$$

$$M2Score[Socializer] = RawSignal[Helper]$$

$$M2Score[Achiever] = \min(1;\ 0{,}5 \times RawSignal[Combat] + 0{,}5 \times RawSignal[Helper])$$

$$M2Score[Explorer] = 0{,}5 \times RawSignal[Neutral] + 0{,}5 \times AmplitudeExploração$$

Cada **RawSignal[P]** contribui para os tipos de jogador indicados na Tabela 4, ponderado pelo peso ali listado (por exemplo, Combate sinaliza Killer com peso 1,0 e Achiever com peso 0,5), e a função $\min(1, \cdot)$ impede que a soma de dois planetas que reforçam o mesmo tipo ultrapasse 1,0. O Explorer recebe tratamento à parte: seu sinal primário não é a seleção de um tipo de planeta, mas a amplitude de exploração (a fração

suavizada de planetas distintos visitados por setor), combinada em pesos iguais à preferência por Planetas Neutros.

Método 1: Autorrelato. Mede o quanto, das oportunidades em que encontrou opções associadas a um tipo, o jogador de fato as escolheu. Cada resposta carrega tags de tipo ocultas, e as respostas da *Droid* pesam mais que as de planeta (proporção de seis para um), por serem introspectivas e mais raras. As perguntas adaptadas da *Droid* e as situações propostas pelos *NPCs* dos planetas são listadas, respectivamente, no Apêndice A e B deste documento. A pontuação do tipo T é a razão suavizada entre a massa de evidência obtida e a máxima possível, como descrito a seguir, conforme a Equação 2:

$$M1Score\ T = \frac{\sum massa(T) + 1}{\sum massa^{máx}(T) + 2} \quad (2)$$

Nesta razão, a massa de evidência é a quantidade de evidência que os registros de autorrelato acumulam para um tipo: cada resposta contribui com uma massa igual ao seu peso de contexto (seis para as respostas da Droid e um para as de planeta) multiplicado pela parcela da tag do tipo (1,0 quando a opção escolhida sinaliza apenas aquele tipo e 0,5 quando sinaliza dois tipos). Assim, massa(T) é a massa efetivamente obtida pelo jogador para o tipo T e massamáx(T) é a massa que ele teria obtido se houvesse escolhido, em todas as oportunidades, a opção mais favorável a T entre as oferecidas.

A soma de 1 ao numerador e de 2 ao denominador é devido a suavização de Beta-Binomial com prior uniforme, Beta(1, 1) (GELMAN et al., 2013), e não um ajuste arbitrário. Sem nenhuma evidência, a razão retorna 0,5, ou seja, ignorância uniforme, em vez de um valor indefinido (0/0) ou de uma certeza injustificada; à medida que a massa cresce, ela converge para a proporção empírica massa(T)/massamáx(T). Os valores 1 e 2 equivalem a um sucesso e a uma falha fictícios, de modo que um único registro favorável não eleve a pontuação a 1,0 e o modelo não se torne excessivamente confiante diante de evidência rala.

A normalização pela massa máxima corrige automaticamente o desbalanceamento de autoria: tipos sub-representados no conjunto de perguntas não são penalizados por sua menor frequência.

De forma intuitiva, a Equação 2 pode ser lida como uma nota de fidelidade: **de todas as oportunidades em que o jogador poderia ter sinalizado o tipo T, em quantas ele efetivamente o fez?** Vejamos como a fórmula ajuda a visualizar o cálculo. Suponha que, até certo ponto da *run*, o jogador tenha respondido a duas perguntas da *Droid* e a uma pergunta de planeta. Nas duas perguntas da *Droid*, escolheu respostas marcadas exclusivamente com a tag *Explorer*: cada uma contribui com 6 × 1,0 = 6 de massa, somando 12. Na pergunta de planeta, havia uma resposta exclusivamente *Explorer* disponível, mas ele escolheu uma alternativa de tag dupla *Explorer*/*Achiever*, que contribui com 1 × 0,5 = 0,5 de massa para cada um dos dois tipos. A massa obtida por *Explorer* é, portanto, 12,5, enquanto a massa máxima — se ele tivesse escolhido, nas três oportunidades, a opção mais favorável a *Explorer* — seria 6 + 6 + 1 = 13. A pontuação resulta em (12,5 + 1) / (13 + 2) = 0,90, um valor alto e coerente com um jogador que, podendo sinalizar *Explorer*, quase sempre o fez. No extremo oposto, se o jogador ainda não tivesse encontrado nenhuma opção do tipo T, a fórmula retornaria (0 + 1) / (0 + 2) = 0,5 — o valor da ignorância uniforme, e não uma falsa certeza de desinteresse.

Método 3: Telemetria de desempenho. Acrescenta evidência comportamental implícita (acurácia com armas, derrota de chefes, aquisição de itens, recrutamento, abates, entre outras). Cada derivação informa um ou mais tipos com um peso α (Tabela 5), e a pontuação é a média ponderada suavizada dessas derivações, em que d indexa cada uma delas
e α(d,T) é o peso com que a derivação d contribui para o tipo T, como descrito pela equação 3, conforme a Equação 3:

$$M3Score\ T = \frac{\sum \alpha(d,T) \times valor(d) + 1}{\sum \alpha(d,T) + 2} \quad (3)$$

Por ser o sinal mais facilmente confundível com diferenças de habilidade, e não de preferência, o Método 3 recebe o menor peso na agregação final (detalhes na Seção 5.3).

Tabela 5 – Derivações do Método 3 e seus pesos

Derivação	Valor	α(Achiever)	α(Explorer)	α(Socializer)	α(Killer)
WeaponAccuracy (média sobre armas usadas)	razão suavizada	1,0	0	0	0,3
BossDefeatRate	razão suavizada	1,0	0	0	0,5
MiniBossDefeatRate	razão suavizada	0,7	0	0	0,7
ActiveAcquisitionRatio	razão suavizada	1,0	0	0	0
HighRarityRatio	razão suavizada	0,5	0	0	0
ActiveInvestmentRatio	razão suavizada	1,0	0	0	0
SpendRatio	razão suavizada	0,4	0,4	0,2	0
RecruitmentRate	razão suavizada	0	0	1,0	0
RecruitmentSourceDiversity	razão direta	0	0,5	0,7	0
MinionKillsPerCombat	tanh-normalizado	0	0	0	1,0
CrewDeathPerRun	tanh-normalizado	0	0	0	0,7
MechanicalSystemBreadth	razão suavizada	0,3	1,0	0	0

Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

A coluna Valor da Tabela 5 indica como cada derivação é normalizada para o intervalo [0, 1] antes de entrar na média ponderada, e a forma escolhida depende da natureza matemática de cada métrica. As derivações que já são razões limitadas a [0, 1], como a acurácia com armas ou a taxa de derrota de chefes, recebem razão suavizada, isto é, a mesma suavização de Beta-Binomial da Seção 5.2, que evita excesso de confiança quando há poucas observações. As derivações que também são razões, mas calculadas sobre um conjunto e sem
o problema de esparsidade de uma razão binária, como a diversidade de fontes de recrutamento, usam razão direta, sem suavização adicional.

Já as derivações que são contagens sem um denominador natural, como os abates de minions por combate ou as mortes de tripulação por run, não podem ser expressas como uma razão em [0, 1]; para elas aplica-se a normalização tanh, na forma valor(d) = tanh(contagem / σ), que mapeia o intervalo [0, ∞) em [0, 1) de modo suave, sem o salto descontínuo de uma divisão pelo maior valor observado. As escalas σ são parâmetros calibráveis (provisoriamente, σ = 50 para abates e σ = 3 para mortes de tripulação), revisáveis a partir da mediana populacional após o lançamento.

é uma pista sobre o estilo do jogador (por exemplo, alta acurácia com armas sugere Killer; alta diversidade de fontes de recrutamento sugere Socializer), e o peso α(d, T) indica o quanto aquela pista é relevante para o tipo T. Multiplicar cada pista pelo seu peso e dividir pela soma dos pesos produz um valor entre 0 e 1 que resume o quanto o comportamento observado aponta para aquele tipo; o +1 no numerador e o +2 no denominador são a mesma suavização de Beta-Binomial da Equação 2, que evita conclusões precipitadas quando há poucas observações. Por exemplo, se apenas duas derivações informam o tipo Killer, uma com peso 1,0 e valor 0,8 e outra com peso 0,5 e valor 0,4, a pontuação é (1,0 × 0,8 + 0,5 × 0,4 + 1) / (1,0 + 0,5 + 2) = 2,0 / 3,5 ≈ 0,57.Em linguagem corrente, a Equação 3 é uma média ponderada de pistas comportamentais. Cada derivação d é uma pista sobre o estilo do jogador (por exemplo, alta acurácia com armas sugere *Killer*; alta diversidade de fontes de recrutamento sugere *Socializer*), e o peso α(d, T) indica o quanto aquela pista é relevante para o tipo T. Multiplicar cada pista pelo seu peso e dividir pela soma dos pesos produz um valor entre 0 e 1 que resume o quanto o comportamento observado aponta para aquele tipo; o +1 no numerador e o +2 no denominador são a mesma suavização de Beta-Binomial da Equação 2, que evita conclusões precipitadas quando há poucas observações. Por exemplo, se apenas

duas derivações informam o tipo *Killer*, uma com peso 1,0 e valor 0,8 e outra com peso 0,5 e valor 0,4, a pontuação é $(1{,}0 \times 0{,}8 + 0{,}5 \times 0{,}4 + 1) / (1{,}0 + 0{,}5 + 2) = 2{,}0 / 3{,}5 \approx 0{,}57$.

Método 4: Dinâmica de engajamento. Não contribui ao vetor de tipo uma vez que combina a taxa de recusa de planetas, a taxa de conclusão de *runs* e a validação dos Planetas Neutros (a confirmação ou não das apostas que o modelo faz ao resolver um planeta) em um sinal que alimenta exclusivamente a confiança da classificação. A confiança combina quatro fatores (Equação 5, seção 5.3): o volume de evidência, o engajamento agregado, a validação das apostas feitas em Planetas Neutros e a distintividade do vetor de tipo. Ela é alta quando o modelo dispõe de bastante evidência, ou seja, o jogador se engaja e conclui suas *runs*, as apostas do modelo se confirmam e o vetor de tipo é nítido; e é baixa quando a evidência é escassa, ou seja, o jogador recusa conteúdos ou abandona *runs*, as apostas falham, ou o vetor de tipo é ambíguo (próximo do uniforme).

5.2 Tratamento de evidência esparsa

Todas as razões do modelo são suavizadas por priors uniformes (suavização de Beta-Binomial para razões binárias e de Dirichlet para a distribuição entre os quatro tipos) (GELMAN et al., 2013). Assim, na ausência de evidência, o modelo retorna uma classificação próxima da uniforme, em vez de um valor indefinido ou falsamente confiante; à medida que os dados se acumulam, as razões convergem para as proporções empíricas. Essa escolha evita os saltos abruptos de classificação típicos de limiares rígidos de tamanho de amostra.

5.3 Síntese: variáveis e equação final

O Quadro 1 reúne as variáveis do modelo, agrupadas pelo método que as produz e pelo tipo de dado a que servem.

Quadro 1 – Variáveis do modelo de classificação

Método	Variável(is)	Tipo de dado	O que captura
Método 1 – Autorrelato	M1Score[T]	Classificação	Preferência declarada por tipo (respostas com tags ocultas da Droid e dos NPCs).
Método 2 – Seleção de conteúdo	RawSignal[P]; razões de seleção e recusa; amplitude de exploração	Classificação	Preferência pelo tipo de conteúdo escolhido no Beacon Map.

Método 3 – Telemetria de desempenho	M3Score[T] ponderadas por α)	(derivações	Classificação Comportamento implícito de desempenho.
Método 4 – Dinâmica de engajamento runs; validação	Taxa de recusa; conclusão de Neutros	Confiança de Planetas	Quão confiável é a evidência coletada.
Saídas do modelo	TypeScore[T]; Confiança	—	Vetor de tipo de Bartle e a confiança na classificação.

Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

A classificação final combina os três métodos classificadores em um único vetor de tipo, com pesos que refletem a força e o volume de evidência de cada um, conforme a Equação 4:

$$TypeScore^{T} = 0{,}50 \times M1Score^{T} + 0{,}30 \times M2Score^{T} + 0{,}20 \times M3Score^{T} \quad (4)$$

Os pesos da Equação 4 refletem a confiabilidade relativa de cada método: o autorrelato (Método 1) recebe o maior peso (0,50), por expressar uma escolha deliberada e introspectiva do jogador; a seleção de conteúdo (Método 2) recebe peso intermediário (0,30), por ser um sinal de preferência menos direto; e a telemetria de desempenho (Método 3) recebe o menor peso (0,20), por ser a evidência mais facilmente confundível com diferenças de habilidade. Os valores constituem uma calibragem inicial, assumida como ponto de partida a ser ajustado por calibração empírica em trabalhos futuros (detalhes no Capítulo 6).

Lida de forma direta, a Equação 4 diz que a pontuação final de cada tipo é uma média ponderada das três leituras: metade da nota vem do que o jogador diz sobre si (Método 1), pouco menos de um terço vem do que ele escolhe jogar (Método 2) e o restante vem de como ele joga (Método 3). Por exemplo, um jogador com M1Score[*Killer*] = 0,8, M2Score[*Killer*] = 0,6 e M3Score[*Killer*] = 0,5 teria TypeScore[*Killer*] = 0,50 × 0,8 + 0,30 × 0,6 + 0,20 × 0,5 = 0,68. O mesmo cálculo é repetido para os quatro tipos, e o vetor resultante — por exemplo, (*Killer*: 0,68; *Explorer*: 0,55; *Achiever*: 0,52; *Socializer*: 0,41) — é a classificação do jogador, na qual o tipo de maior pontuação é o dominante.

A confiança, por sua vez, é uma saída separada do vetor de tipo, calculada de forma multiplicativa a partir de quatro fatores (volume de evidência, engajamento agregado,

validação dos Planetas Neutros e distintividade do vetor), de modo que a fraqueza em qualquer um deles reduz a confiança final, conforme a Equação 5:

$$Confiança = VolumeEvidência \times Engajamento \times Validação \times Distintividade \quad (5)$$

Em que cada fator da Equação 5, todos no intervalo [0, 1], significa:

• **VolumeEvidência**: mede quanta evidência classificadora o modelo já viu. É dado por 1 − exp(−n / k), em que n é a contagem ponderada de registros classificadores (somando as respostas de autorrelato, com a Droid pesando seis, e as seleções e recusas de planeta) e k é uma escala de meia-saturação (provisoriamente k = 50); o fator cresce rapidamente em volumes baixos e satura em volumes altos, refletindo que os primeiros registros são mais informativos que os últimos;

• **Engajamento**: mede o quanto o jogador deixa o modelo aprender sobre ele. Combina, em pesos iguais, o complemento da taxa de recusa de planetas (1 menos a taxa de recusa) e a taxa de conclusão de runs, de forma que recusar muito conteúdo ou abandonar runs reduz a confiança, ainda que o número de registros seja alto;

• **Validação**: mede a acurácia preditiva do modelo nos Planetas Neutros. A cada Planeta Neutro resolvido para o tipo líder do jogador, a resposta dele confirma (+1), confirma parcialmente (+0,5, quando aponta para o segundo tipo) ou refuta (−1, por resposta fora da previsão ou por recusa) a aposta do modelo; o acúmulo dessas validações, normalizado para [0, 1], é este fator;

Distintividade: mede o quão nítido é o vetor de tipo. É dado por (máx(TypeScore) − média(TypeScore)) × 2, truncado em [0, 1], aproximando-se de 0 quando as quatro pontuações são semelhantes (perfil ambíguo) e de 1 quando um tipo se sobressai claramente.

A forma multiplicativa da Equação 5 tem uma leitura intuitiva: a confiança é uma corrente de quatro elos, e nenhum elo forte compensa um elo fraco. De nada adianta haver muita evidência (VolumeEvidência alto) se o vetor de tipo continua ambíguo (Distintividade baixa) — a confiança permanece baixa, e vice-versa. Em números: um jogador com VolumeEvidência = 0,9, Engajamento = 0,8, Validação = 0,7 e Distintividade = 0,6 tem confiança 0,9 × 0,8 × 0,7 × 0,6 ≈ 0,30; se a Distintividade cair para 0,1 (quatro pontuações

quase iguais), a confiança despenca para cerca de 0,05, ainda que os demais fatores permaneçam altos. É esse comportamento que impede o modelo de agir de forma assertiva sobre um perfil que ele ainda não enxerga com nitidez.A forma multiplicativa da Equação 5 tem uma leitura intuitiva: a confiança é uma corrente de quatro elos, e nenhum elo forte compensa um elo fraco. De nada adianta haver muita evidência (VolumeEvidência alto) se o vetor de tipo continua ambíguo (Distintividade baixa) — a confiança permanece baixa, e vice-versa. Em números: um jogador com VolumeEvidência = 0,9, Engajamento = 0,8, Validação = 0,7 e Distintividade = 0,6 tem confiança $0,9 \times 0,8 \times 0,7 \times 0,6 \approx 0,30$; se a Distintividade cair para 0,1 (quatro pontuações quase iguais), a confiança despenca para cerca de 0,05, ainda que os demais fatores permaneçam altos. É esse comportamento que impede o modelo de agir de forma assertiva sobre um perfil que ele ainda não enxerga com nitidez.

A camada de adaptação lê as duas saídas e as integra: uma classificação de *Killer* com baixa confiança, por exemplo, é tratada de modo distinto de uma classificação de *Killer* com alta confiança, ainda que o vetor de tipo seja idêntico.

5.4 Discussão dos Resultados Conceituais

Por se tratar de uma pesquisa de modelagem conceitual, os resultados deste trabalho não são dados empíricos de uso, mas os artefatos produzidos: o modelo híbrido de classificação descrito neste capítulo, a proposta de jogo *Void Protocol* que o instância e a adaptação e extensão da tipologia de Bartle que o fundamenta. Esta seção examina como esses resultados se articulam com a solução proposta e quais contribuições eles atestam frente às soluções de mercado mapeadas no Capítulo 3.

Os resultados materializam diretamente os objetivos específicos da pesquisa. O modelo de quatro métodos de observação (autorrelato, seleção de conteúdo, telemetria de desempenho e dinâmica de engajamento) operacionaliza a abordagem híbrida proposta, combinando dados qualitativos (escolhas deliberadas do jogador) e quantitativos (telemetria de comportamento e desempenho) em um único vetor de tipo de Bartle, acompanhado de uma medida de confiança independente. A separação entre dados de classificação e de adaptação, a coleta por eventos discretos datados e a cadência híbrida por setor e por run são as decisões de projeto que tornam o modelo, ao mesmo tempo, responsivo dentro de uma partida e estável ao longo do histórico do jogador. A proposta *Void Protocol* confirma a viabilidade conceitual

desse desenho ao demonstrar, num fluxo de jogo concreto, onde cada um dos quatro métodos coleta evidência sem recorrer a questionários externos que quebrem a imersão.

Frente às soluções de mercado mapeadas, os resultados evidenciam o avanço pretendido. O *AI Director* de *Left 4 Dead* e o Sistema Nemesis de *Shadow of Mordor* adaptam a experiência reagindo ao desempenho e ao estado do jogador, mas permanecem psicograficamente cegos, isto é, não inferem por que o jogador se comporta como se comporta. Instrumentos de tipologia, como o Bartle *Test*, capturam essa motivação, mas o fazem de forma estática, fora do jogo e em um único momento. O modelo proposto situa-se precisamente na lacuna entre esses dois grupos: classifica o perfil motivacional do jogador, como as tipologias, mas o faz de forma dinâmica e diegética, a partir do comportamento em tempo real, como os sistemas adaptativos. A comparação consolidada na Tabela 2 (Capítulo 3) posiciona este trabalho em relação aos demais estudos analisados, destacando a combinação de classificação motivacional, coleta híbrida e atualização contínua como seu diferencial.

Classificar o jogador é apenas o primeiro passo: o vetor de tipo e a confiança são lidos por uma camada de adaptação, responsável por ajustar a experiência ao perfil reconhecido. Embora a especificação detalhada dessa camada seja apontada como trabalho futuro, o modelo já define os pontos em que a adaptação atua no Void Protocol. O mecanismo mais concreto são os Planetas Neutros: sempre que o jogador encontra um, o jogo o resolve, em tempo de execução, para o tipo de conteúdo mais associado ao seu tipo líder no momento, um planeta de Combate para um perfil Killer ou Achiever, de Auxílio para um Socializer e de Evento para um Explorer, entregando a cada jogador mais do conteúdo que ele tende a valorizar.

De forma análoga, o perfil dominante pode orientar a geração procedural dos setores seguintes, ajustando a frequência de tipos de inimigos, a disponibilidade de recursos e o enquadramento das situações narrativas, por exemplo, intensificando combates e chefes para um Killer, ampliando ramificações e segredos para um Explorer ou enfatizando interações com NPCs e recompensas cooperativas para um Socializer. A confiança modula a intensidade dessas intervenções: sob alta confiança, o jogo adapta-se de forma mais assertiva ao perfil; sob baixa confiança, mantém uma experiência mais equilibrada, evitando especializar-se prematuramente em um perfil ainda incerto. Dessa forma, a classificação não é um fim em si,

mas a entrada de um laço em que o jogo observa, infere e responde ao jogador de modo contínuo e diegético.

5.5 Limitações da pesquisa

Cabe delimitar o alcance desses resultados. Dado que não houve coleta de dados com jogadores reais, o trabalho atesta a coerência e a viabilidade conceitual do modelo (sua capacidade de transformar evidência em classificação de maneira interpretável, robusta à esparsidade e potencialmente generalizável a outros jogos), mas não sua eficácia empírica. A verificação de que a adaptação motivacional efetivamente amplia o engajamento e a satisfação depende de avaliação futura, conforme retomado nas Considerações Finais.

Além da ausência de validação empírica, registram-se três limitações adicionais. Primeiro, os pesos atribuídos aos métodos de observação e às derivações de telemetria não foram calibrados nem validados com dados reais, sendo assumidos como valores iniciais que podem não refletir a importância relativa efetiva de cada sinal. Segundo, por depender em parte de escolhas declaradas pelo jogador, o modelo está sujeito ao risco de otimização estratégica das respostas (*meta-gaming*), em que o jogador seleciona opções para induzir uma classificação desejada ou obter recompensas, em vez de expressar sua motivação genuína. Terceiro, o modelo foi concebido e ilustrado no contexto de um único gênero, o *rogue-lite*, de modo que sua portabilidade para outros gêneros e temáticas permanece uma hipótese a ser verificada empiricamente. Em conjunto, essas limitações delimitam o escopo das contribuições e orientam as frentes de validação retomadas nas Considerações Finais.

5.6 Aplicabilidade do modelo a outros gêneros de jogos

Uma questão natural diante do modelo proposto é a de sua aplicabilidade: a classificação baseada na tipologia de Bartle seria facilmente adaptável a outros gêneros de jogos e a outras mecânicas, ou existem jogos mais adequados a essa classificação? Como registrado na Seção 5.5, o modelo não foi testado em outros gêneros, de modo que qualquer resposta é, por ora, uma hipótese fundamentada. Ainda assim, o modelo foi projetado, desde o início, para ser portável: seus quatro métodos de observação (autorrelato, seleção de conteúdo, telemetria de desempenho e dinâmica de engajamento) descrevem categorias de evidência, e não mecânicas específicas do *Void Protocol*. Contribui para essa expectativa o próprio gênero do cenário de aplicação: o *roguelike* é notoriamente versátil e combina-se a praticamente

qualquer outro gênero ou subgênero — de jogos de plataforma a jogos de cartas —, o que sugere que a estrutura de coleta aqui ilustrada admite transposição.

A adaptação[35], contudo, não é automática: ela depende, sobretudo, de como o desenvolvedor instancia, em seu próprio jogo, os pontos de observação que permitem identificar os tipos de jogadores. Um exemplo ilustra essa transposição para um gênero radicalmente distinto. *Doki Doki Literature Club!* é uma *visual novel* em que as personagens conversam diretamente com o jogador, que responde por meio de escolhas ao longo de cada dia da narrativa; à primeira vista um simulador de encontros afável, o jogo subverte por completo essa impressão no decorrer do tempo, revelando-se uma experiência de terror psicológico completamente diferente da primeira impressão que provoca. Imagine-se, nesse contexto, que as escolhas do jogador junto a cada personagem estivessem indiretamente associadas aos quatro tipos de Bartle: em vez de conduzir todos os jogadores ao mesmo desfecho, o jogo poderia ramificar caminhos e finais de acordo com o perfil inferido — mais segredos e metanarrativa para um *Explorer*, mais vínculo com as personagens para um *Socializer*, mais confronto para um *Killer*, mais conclusão e colecionáveis para um *Achiever*. O exemplo evidencia que a tipologia não exige combate, progressão numérica ou mundo aberto: exige apenas que o jogo ofereça escolhas significativas cujas alternativas possam ser mapeadas, ainda que de forma oculta, às quatro motivações.

Há, naturalmente, gêneros mais e menos convidativos. Jogos estruturados em torno de escolhas frequentes e de conteúdo variado — *roguelikes*, RPGs, jogos narrativos, *immersive sims* — oferecem pontos de coleta abundantes e diegéticos; já gêneros de mecânica única e repetitiva, como um quebra-cabeça abstrato ou um jogo de corrida puro, oferecem menos oportunidades de observar preferências distintas e exigem maior criatividade do designer para instanciar os métodos de observação. Em síntese, avalia-se que o modelo de Bartle — e o *framework* aqui proposto — pode, sim, ser aplicado a outros gêneros e subgêneros de jogos, desde que o desenvolvedor assuma o trabalho de projetar, para o seu contexto, os equivalentes dos instrumentos de coleta demonstrados no *Void Protocol*; a verificação empírica dessa portabilidade permanece, comojá apontado, uma frente de trabalho futuro.

[35] **Team Salvato. Doki Doki Literature Club!** [Jogo eletrônico]. Estados Unidos: Team Salvato, 2017. Disponível em: https://ddlc.moe/. Acesso em: 15 jul. 2026.

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este trabalho partiu de uma limitação concreta dos sistemas de adaptação dinâmica em jogos digitais: ao ajustarem a experiência apenas com base no desempenho, eles ignoram as motivações intrínsecas do jogador. Para enfrentar essa cegueira psicográfica, propôs-se um modelo híbrido de coleta e processamento de dados que classifica o perfil motivacional do jogador e orienta a adaptação da experiência em tempo real, integrando a tipologia de Bartle a dados de comportamento e de desempenho.

As principais contribuições do trabalho concentram-se em **três frentes**. A primeira é o próprio modelo de classificação, estruturado em quatro métodos de observação que combinam autorrelato, seleção de conteúdo, telemetria de desempenho e dinâmica de engajamento, produzindo um vetor de tipo interpretável acompanhado de uma medida de confiança separada. A segunda é a **adaptação e a extensão da tipologia de Bartle**, com o ajuste de suas perguntas ao contexto narrativo e a incorporação de perguntas de interação com NPCs, de modo a compor um perfil mais completo do jogador. A terceira é a **proposta de jogo *Void Protocol***, concebida como prova de conceito que ilustra, em um fluxo concreto, como os dados podem ser coletados de forma diegética. Em conjunto, esses resultados constituem um framework potencialmente generalizável, cujo desenho não depende das particularidades de um jogo específico.

Os limites deste trabalho apontam diretamente para as oportunidades de pesquisa futura. Como o modelo foi desenvolvido no plano conceitual, a continuidade natural é sua avaliação empírica: a implementação do jogo proposto, a coleta de dados com jogadores reais
e a verificação de se a adaptação motivacional efetivamente amplia o engajamento e a satisfação. A partir dessa validação, abrem-se outras frentes, como a calibração empírica dos parâmetros documentados no modelo, a substituição dos *priors* uniformes por *priors* derivados de dados populacionais, a investigação de outras tipologias além de Bartle e a aplicação do *framework* a jogos de gêneros e temáticas distintos, testando sua portabilidade. Espera-se, com isso, contribuir para uma transição dos sistemas de jogo reativos, baseados em habilidade, para sistemas proativos e sensíveis à motivação do jogador.

REFERÊNCIAS

ANDREASEN, Erwin S.; DOWNEY,Brandon. **The Bartle test of gamer psychology**. 1999-2000. Disponível em: https://psytests.org/cyber/bartleen.html. Acesso em:28ago. 2025.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DAS DESENVOLVEDORAS DE JOGOS ELETRÔNICOS (ABRAGAMES). **2ª pesquisa nacional da indústria de games**. São Paulo: Abragames, 2024. Realização: Brazil Games. Pesquisa e relatório: GA Consulting. Disponível em: https://www.abragames.org/uploads/5/6/8/0/56805537/2023_relat%C3%B3rio_final_v4.3.3_ptbr.pdf. Acesso em: 15 set. 2025.

BARTLE, Richard. **Hearts, clubs, diamonds, spades**: players who suit MUDs. 1996. Disponível em: http://mud.co.uk/richard/hcds.htm. Acesso em: 25 ago. 2025.

BARTLE, Richard. **Virtual worlds**: why people play. [S. l.]: Richard Bartle, 2004. Disponível em: https://mud.co.uk/richard/VWWPP.pdf. Acesso em: 28 ago. 2025.

BATEMAN, Chris; LOWENHAUPT, Rebecca; NACKE, Lennart E. Player typology in theory and practice. In: INTERNATIONAL CONFERENCE OF THE DIGITAL RESEARCH ASSOCIATION (DIGRA), 5., 2011, Hilversum. **Anais** [...]. Hilversum: DiGRA, 2011. p. 1-16.

BICALHO, L. F.; BAFFA, A.; FEIJO, B. A game analytics model to identify player profiles in singleplayer games. In: BRAZILIAN SYMPOSIUM ON GAMES AND DIGITAL ENTERTAINMENT (SBGAMES), 18., 2019, Rio de Janeiro. **Anais** [...]. Rio de Janeiro: SBGames, 2019. p. 11-20.

BOOTH, Mike. **The AI systems of Left 4 Dead**. [S. l.]: Valve, 2009. Disponível em: https://cdn.fastly.steamstatic.com/apps/valve/2009/ai_systems_of_l4d_mike_booth.pdf. Acesso em: 17 set. 2025.

CHARLES, D. K.; BLACK, M. Dynamic player modelling: a framework for player-centred digital games. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMPUTER GAMES: ARTIFICIAL INTELLIGENCE, DESIGN AND EDUCATION, 2004, Wolverhampton. **Anais** [...]. Wolverhampton: [s. n.], 2004. p. 29-35.

CSIKSZENTMIHALYI, Mihaly. **Flow**: the psychology of optimal experience. New York: Harper & Row, 1990.

DE PLATER, Michael et al. **Nemesis characters, nemesis forts, social vendettas and followers in computer games**. United States patent US 20160279522 A1. Depósito: 25 mar. 2016. Publicação: 29 set. 2016.

DRACHEN, Anders et al. Guns, swords and data: clustering of player behavior in computer games in the wild. In: IEEE CONFERENCE ON COMPUTATIONAL INTELLIGENCE AND GAMES (CIG), 2012, Granada. **Proceedings** [...]. [S. l.]: IEEE, 2012. p. 163-170.

DRACHEN, Anders; CANOSSA, Alessandro; YANNAKAKIS, Georgios N. Player modeling using self-organization in Tomb Raider: Underworld. In: IEEE SYMPOSIUM ON

COMPUTATIONAL INTELLIGENCE AND GAMES (CIG), 2009, Milão. **Proceedings** [...]. New York: IEEE, 2009. p. 1-8.

EL-NASR, Magy Seif; DRACHEN, Anders; CANOSSA, Alessandro (ed.). **Game analytics**: maximizing the value of player data. London: Springer, 2013.

FUENTES PÉREZ, Lizeth Joseline et al. Dynamic game difficulty balancing in real time using Evolutionary Fuzzy Cognitive Maps. In: BRAZILIAN SYMPOSIUM ON COMPUTER GAMES AND DIGITAL ENTERTAINMENT (SBGAMES), 14., 2015, Teresina. **Anais** [...]. [S. l.]: IEEE, 2015. p. 24-32.

GELMAN, Andrew et al. **Bayesian data analysis**. 3. ed. Boca Raton: CRC Press, 2013.
GILLEADE, Kiel Mark; DIX, Alan; ALLANSON, Jen. Affective videogames and modes of affective gaming: assist me, challenge me, emote me. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON ADVANCES IN COMPUTER ENTERTAINMENT TECHNOLOGY (ACE), 2005, Valencia. **Proceedings** [...]. New York: ACM, 2005. p. 226-229.

HAMARI, Juho; TUUNANEN, Janne. Player types: a meta-synthesis. **Transactions of the Digital Games Research Association**, [S. l.], v. 1, n. 2, 2013.

HAN, Jiawei; KAMBER, Micheline; PEI, Jian. **Data mining**: concepts and techniques. 3. ed. Waltham: Morgan Kaufmann, 2012.

HOULETTE, Ryan. Player modeling for adaptive games. In: ALBA, G. (ed.). **AI game programming wisdom 2**. Hingham: Charles River Media, 2004. p. 557-566.

HUNICKE, Robin; CHAPMAN, Vernell. AI for dynamic difficulty adjustment in games. In: AAAI WORKSHOP ON CHALLENGES IN GAME ARTIFICIAL INTELLIGENCE, 2004, San Jose. **Proceedings** [...]. San Jose: AAAI Press, 2004. p. 91-96.

KIRCHLEITNER, Viktoria. **Dynamic detection of player types and adaption of game components for optimal user experience**. 2020. 39 f. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Engenharia de Jogos) – Departamento de Informática, Universidade Técnica de Munique, Munique, 2020.

LIU, Changchun et al. Dynamic difficulty adjustment in computer games through real-time anxiety-based affective feedback. **International Journal of Human-Computer Interaction**, [S. l.], v. 25, n. 6, p. 506-529, 2009.

MACHADO, Marlos C.; FANTINI, Eduardo P. C.; CHAIMOWICZ, Luiz. Player modeling: what is it? How to do it? In: BRAZILIAN SYMPOSIUM ON COMPUTER GAMES AND DIGITAL ENTERTAINMENT (SBGAMES), 10., 2011, Salvador. **Anais** [...]. Salvador: SBGames, 2011. p. 1-8.

MEEGLE. **Dynamic difficulty adjustment**. 2024. Disponível em: https://www.meegle.com/en_us/topics/game-design/dynamic-difficulty-adjustment. Acesso em: 12 set. 2025.

MISSURA, Olana. **Dynamic difficulty adjustment**. 2015. 112 f. Tese (Doutorado em Ciências Naturais) – Faculdade de Matemática e Ciências Naturais, Rheinischen Friedrich-Wilhelms-Universität Bonn, Bonn, 2015.

NACKE, Lennart E.; BATEMAN, Chris; MANDRYK, Regan L. BrainHex: a neurobiological gamer typology survey. **Entertainment Computing**, Amsterdam, v. 5, n. 1, p. 55-62, 2014.

ODIERNA, Bruno Almeida; SILVEIRA, Ismar Frango. Player game data mining for player classification. In: BRAZILIAN SYMPOSIUM ON GAMES AND DIGITAL ENTERTAINMENT (SBGAMES), 17., 2018, Foz do Iguaçu. **Anais** [...]. Foz do Iguaçu: SBGames, 2018.

PEDERSEN, Christopher; TOGELIUS, Julian; YANNAKAKIS, Georgios N. Modeling player experience for content creation. **IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games**, [S. l.], v. 2, n. 1, p. 54-67, abr. 2010.

QUANTIC FOUNDRY. **Gamer motivation model**: reference sheets & details. [S. l.]: Quantic Foundry, 2024. Disponível em: https://quanticfoundry.com/. Acesso em: 14 out. 2025.

SAUNDERS, T. **Resident Evil 2 adaptive difficulty**: how does it work? GameRevolution, fev. 2019. Disponível em: https://www.gamerevolution.com/guides/491409-resident-evil-2-adaptive-difficulty-zombies-ammo. Acesso em: 16 out. 2025.

SCHNEIDER, M. O. et al. Analysis of player profiles in electronic games applying Bartle's taxonomy. In: BRAZILIAN SYMPOSIUM ON GAMES AND DIGITAL ENTERTAINMENT (SBGAMES), 15., 2016, São Paulo. **Anais** [...]. São Paulo: SBGames, 2016.

SPRONCK, Pieter et al. Adaptive game AI with dynamic scripting. **Machine Learning**, [S. l.], v. 63, n. 3, p. 217-248, 2006.

THUE, David et al. Interactive storytelling: a player modelling approach. In: CONFERENCE ON ARTIFICIAL INTELLIGENCE AND INTERACTIVE DIGITAL ENTERTAINMENT (AIIDE), 3., 2007, Stanford. **Proceedings** [...]. Stanford: AAAI Press, 2007. p. 43-48.

VAN DEN HERIK, H. Jaap; DONKERS, H. H. L. M.; SPRONCK, Pieter H. M. Opponent modelling and commercial games. In: IEEE 2005 SYMPOSIUM ON COMPUTATIONAL INTELLIGENCE AND GAMES (CIG'05), 2005, Essex. **Proceedings** [...]. [S. l.]: IEEE, 2005. p. 15-25.

VASSILEVA, Dessislava; BONTCHEV, Boyan. Dynamic game adaptation based on detection of behavioral patterns in the player learning curve. In: INTERNATIONAL TECHNOLOGY, EDUCATION AND DEVELOPMENT CONFERENCE (INTED), 12., 2018, Valencia. **Proceedings** [...]. Valencia: IATED, 2018.

YANNAKAKIS, Georgios N.; HALLAM, John. Entertainment modeling through physiology in physical play. **International Journal of Human-Computer Studies**, [S. l.], v. 66, n. 10, p. 741-755, 2008.

YANNAKAKIS, Georgios N.; HALLAM, John. Real-time game adaptation for optimizing player satisfaction. **IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games**, [S. l.], v. 1, n. 2, p. 121-133, jun. 2009.
YANNAKAKIS, Georgios N.; TOGELIUS, Julian. **Artificial intelligence and games**. 1. ed. New York: Springer, 2018.

YEE, Nick. Motivations of play in online games. **Journal of CyberPsychology and Behavior**, [S. l.], v. 9, n. 6, p. 772-775, 2007.

YEE, Nick. **The Daedalus project**: a model of player motivations. 2005. Disponível em: http://www.nickyee.com/daedalus/archives/001298.php. Acesso em: 10 out. 2025.

YEE, Nick. The demographics, motivations, and derived experiences of users of massively multiplayer online graphical environments. **Presence**: Teleoperators and Virtual Environments, v. 15, n. 3, p. 309-329, jun. 2006. DOI: 10.1162/pres.15.3.309.

APÊNDICE A – Perguntas de classificação adaptadas (Droid)

Este apêndice apresenta o conjunto completo das perguntas de classificação adaptadas da tipologia de Bartle, formuladas no contexto narrativo do jogo e apresentadas ao jogador pela personagem Droid (Método 1). Cada pergunta oferece quatro respostas, uma associada a cada arquétipo de Bartle.

A escolha de trinta perguntas não é arbitrária: ela espelha, deliberadamente, a extensão do *Bartle Test of Gamer Psychology* (ANDREASEN; DOWNEY, 2000), o teste online que popularizou a tipologia e cuja aplicação também se dá em trinta questões (o Anexo A reproduz o conjunto de questões do teste original). Trata-se, portanto, de uma decisão simultaneamente metodológica e de *game design*. Metodológica porque mantém o banco de itens com a mesma ordem de grandeza do instrumento de referência, preservando a comparabilidade de escala entre a adaptação proposta e o teste que lhe serve de base. De *game design* porque esse volume se distribui naturalmente pela estrutura do jogo: com uma pergunta da *Droid* entre um setor e outro, o banco de trinta itens cobre múltiplas *runs* sem repetição excessiva e sem saturar o jogador com questionários.

Se a quantidade aproxima os dois instrumentos, o formato deliberadamente os afasta. O teste original é binário: cada questão força a escolha entre duas alternativas cujas redações tornam evidente o tipo de jogador associado a cada resposta — transparência que, como discutido na Seção 3.1.3, convida à autoidealização e ao enviesamento das respostas. Aqui, seguiu-se o caminho oposto, mais lúdico: cada pergunta da *Droid* oferece quatro respostas, uma mapeada para cada tipo de Bartle, mas esse mapeamento é oculto para o jogador (uma *hidden tag*), e as redações são intencionalmente ambientadas no universo ficcional — algumas respostas, de propósito, assemelham-se entre si, para que o jogador escolha pelo que de fato faria, e não pelo rótulo que gostaria de receber. O Quadro A.1 explicita, para fins de documentação, o mapeamento completo entre cada resposta e o tipo de jogador correspondente.

Quadro A.1 – Perguntas da *Droid* e mapeamento das respostas para os tipos de jogador de Bartle

Pergunta da Droid	Perfil	Resposta
A.1 – On What Drives You	Achiever	"Every objective completed. Nothing half-done, nothing left behind."

Pergunta da Droid	Perfil	Resposta
"I've been logging your decisions since we launched. I'm still building a picture of you, Captain. What would make this mission feel like it meant something?"	Explorer	"Understanding something about this conflict that nobody else bothered to ask."
	Socializer	"Knowing the people we crossed paths with are still out there, alive."
	Killer	"Being the one people remember when they talk about this war."
A.2 – On the Unknown "We're passing through a system that isn't in any chart. Scans picked up something - unusual energy signature, no tactical value. We could investigate, or hold course. Your call."	Achiever	"Hold course. If it's not on the charts, it's probably not worth the fuel."
	Explorer	"We stop. That's exactly the kind of thing you'd regret skipping."
	Socializer	"Ask the crew. If they're curious, we take a look."
	Killer	"Only if it gives us an edge somewhere down the line."
A.3 – On a Retreating Enemy "The hostile ship is disengaging. They're too damaged to be a threat. They're running."	Achiever	"Let them go. We got what we came for."
	Explorer	"Hail them before they're out of range - I want to know why they were here."
	Socializer	"Hail them. If they're willing to stand down, so are we."
	Killer	"Finish it. Retreating enemies come back."
A.4 – On Reputation "I've been intercepting comms about us. Word travels fast out here. What do you want people to say when they talk about this ship?"	Achiever	"That we delivered. Every time."
	Explorer	"That we went places nobody else would, and came back with answers."
	Socializer	"That we were fair. That you could trust us."
	Killer	"That running into us was a mistake they won't repeat."
A.5 – On Downtime "We have a gap - no active threats, no pending objectives. How do you spend it?"	Achiever	"Upgrade what needs upgrading. Optimize what we can."

Pergunta da Droid	Perfil	Resposta
	Explorer	"Go through the logs and charts we haven't had time to read."
	Socializer	"Walk the ship. Check in on the crew."
	Killer	"Combat simulations. You get soft when you stop pushing."
A.6 – On Losing Someone "We lost a crew member in that engagement. I notice you haven't logged a report yet."	Achiever	"I'll get to it. We need to assess what role needs filling."
	Explorer	"I'm still going over what happened. There had to be a moment we could have changed."
	Socializer	"They weren't just a role on this ship. Give me a minute."
	Killer	"We won the engagement. That's what I'm focused on."
A.7 – On a Stranger Hailing "Unaffiliated vessel hailing us. No threat signature. They might just be passing through, or they might want something."	Achiever	"Respond if they have something to trade or offer. Otherwise, ignore."
	Explorer	"Always respond. You never know what someone drifting out here has seen."
	Socializer	"Answer them. Being alone in deep space is hard enough."
	Killer	"What do they want? That determines everything."
A.8 – On Another Captain "There's a captain posting sector clear times - fastest this cycle by a wide margin. You'd need to rush your next run to come close."	Achiever	"I'm aware of it. I'll do my run properly and see where it lands."
	Explorer	"Leaderboards don't interest me. You miss too much if you're racing."
	Socializer	"Might be worth reaching out - compare notes on the route."
	Killer	"Already thinking about how to break that record."
A.9 – On an Open Hour	Achiever	"The contract. Guaranteed pay beats a vague dinner."

Pergunta da Droid	Perfil	Resposta
"Two opportunities just came in at this station. First is a straightforward cargo contract - solid pay, two hours of work, clean exit. Second is a dinner with a faction liaison who wants to discuss 'future arrangements.' Nothing guaranteed on paper."	Explorer	"The dinner. 'Future arrangements' could mean anything - I want to know what."
	Socializer	"The dinner. That kind of relationship is worth more than a single contract if it goes well."
	Killer	"Depends which faction. Some tables aren't worth sitting at."
A.10 – On Being Paid "The faction we just helped is offering a choice for payment. A substantial credit transfer, settled now. Or a public endorsement broadcast across their entire communication network, naming this ship specifically."	Achiever	"The credits. Endorsements don't pay for repairs."
	Explorer	"The endorsement - but I want to read exactly what it says first."
	Socializer	"The endorsement. Credits come and go. A reputation travels further."
	Killer	"The credits. The last thing I need is my name broadcast across a faction network."
A.11 – On What Gets Upgraded "One upgrade slot left before we leave port. Two options on the table. Enhanced crew quarters - better rest, better morale, better retention. Or an automated cargo optimizer that improves run efficiency by roughly twelve percent."	Achiever	"The optimizer. Efficiency compounds across every run we do."
	Explorer	"Is there anything in that budget for the scanning array instead?"
	Socializer	"The quarters module. The crew performs better when they're not sleeping in rotation."
	Killer	"Neither improves our combat capability. What else is available?"
A.12 – On a Job That Doesn't Add Up "Halfway through the contract, something doesn't add up. The mission parameters are clear, but what we're seeing on the ground suggests the briefing left things out. We can finish the job as specified and get paid, or keep pulling on this thread."	Achiever	"Finish the job. We were hired for a specific task, not an investigation."
	Explorer	"Keep pulling. If the briefing was incomplete, I want to know why."
	Socializer	"Depends on who gets hurt if we just walk away."
	Killer	"Only worth investigating if what we find changes our position."

Pergunta da Droid	Perfil	Resposta
A.13 – On Getting There First "The blockade on Kerrion's Reach lifted this morning. First ship in gets to set terms for the next six months. What are you actually looking for when we get there?"	Achiever	"Whatever gives us exclusive claim to the most valuable resources before anyone else arrives."
	Explorer	"Why the blockade held for three years, and what that tells us about what's in there."
	Socializer	"Who's already there. Someone has been inside this whole time."
	Killer	"Any remaining hostile presence. I want the sector clean before anyone tries to follow us in."
A.14 – On a Captain Worth Avoiding "There's a captain in the next sector that everyone seems to go out of their way to avoid. Some say it's the ship - the loadout is exceptional. Others say it's because they've run that sector for eight years and know every patrol route, every shortcut, every dead end. Which one gives you more pause?"	Achiever	"The loadout. Superior equipment is a quantifiable disadvantage for whoever faces them."
	Explorer	"The experience. Eight years in one sector - that person sees you before you see them."
	Socializer	"Honestly, neither. The more dangerous captain is the one whose crew would die for them."
	Killer	"The loadout. In a direct engagement, what you're carrying is what decides it."
A.15 – On Who You Bring Aboard "Two specialists are available before the next run. First candidate - fast track, three promotions in two years, excellent operational record. Second candidate - slower career, unremarkable on paper, but has a reputation for knowing things nobody else does."	Achiever	"The first. A track record of advancement is a track record of performance."
	Explorer	"The second. Someone who knows things nobody else does is worth more than a clean service record."
	Socializer	"I'd want to talk to both of them before I decided anything."
	Killer	"The second. People who move up fast have enemies. People with unusual knowledge have leverage."
A.16 – On Incomplete Intelligence "Two pieces of intelligence came in at the same time. The first gives exact coordinates for what we're after - confirmed, precise. The second maps every viable extraction route from that location under any conditions, but you'd still need to locate the target yourself. You can only act on one."	Achiever	"The extraction method. Knowing where something is means nothing if you can't secure it."
	Explorer	"The location. I'll work out the extraction when I can actually see what we're dealing with."
	Socializer	"Which one gets more of the crew home?"

Pergunta da Droid	Perfil	Resposta
	Killer	"The extraction method. Getting out clean is what separates a professional from an amateur."
A.17 – On an Unsolved Signal "We're passing a relay station that's been broadcasting an unsolved signal for eleven months. Six crews have spent time on it and given up. Running it down would cost us two days off our current route."	Achiever	"We keep moving. Two days off route is two days of lost contracts and fuel."
	Explorer	"We stop. Eleven months with no solution means nobody's asked the right question yet."
	Socializer	"Hail the station first. Find out if someone there is still waiting on a response."
	Killer	"Only if the signal has tactical value. Two days is a long bet on something unconfirmed."
A.18 – On a Free Week "Open week - no contracts, no obligations. You could push into a region we've never charted, or spend it at a major hub where every faction, trader, and independent crew passes through. What do you actually do?"	Achiever	"Check the mission board at the hub. Open time is still time that can be productive."
	Explorer	"The unmapped region. An open week in unknown space - that's rare."
	Socializer	"The hub. A week at a crossroads station and you end up knowing everyone who matters."
	Killer	"The hub - not for the company. It's the best place to find out who's moving what and why."
A.19 – On Expanding the Operation "Budget to expand the operation, but only one option. Double the crew capacity, or double the range of our navigation system."	Achiever	"Navigation range. Wider operational coverage means more contracts, more options."
	Explorer	"Navigation range. There are entire sectors we haven't touched yet."
	Socializer	"The crew. A bigger team changes what we're capable of in ways that equipment can't."
	Killer	"Crew - but only combat crew. More range doesn't help if you can't hold what you reach."
A.20 – On Choosing a Contract "Two contracts, similar parameters. First puts us in the middle of a factional dispute - old grudges, conflicting loyalties, no clean answers. Second takes us to a region with genuinely unusual physics - something in the local star system is behaving in ways nobody has fully explained."	Achiever	"Whichever pays better and has a cleaner exit."
	Explorer	"The physics anomaly. Political disputes resolve eventually. A genuine unexplained phenomenon is rarer."

Pergunta da Droid	Perfil	Resposta
	Socializer	"The factional dispute. People with conflicting loyalties are always more interesting than unusual stars."
	Killer	"The factional dispute. Physics doesn't fight back."
A.21 – On a Long Haul "Long haul ahead - two weeks minimum, no contact. One additional crew member available. Someone you've run with before: good in a crisis, easy to be around, you trust them completely. Or a specialist you've never met, but their technical knowledge would genuinely change what we're capable of on this run."	Achiever	"The specialist. This is a professional context."
	Explorer	"The specialist. Two weeks alongside someone that capable - I'll come out of it knowing more."
	Socializer	"The person I know. Two weeks in deep space with someone I trust is worth more than a technical edge."
	Killer	"Depends what kind of specialist. Tactical, I take them. Otherwise, the one I know."
A.22 – On Two Introductions "Two introductions came in from the same contact. First is someone who's been everywhere and knows everyone in this sector - not a specialist in anything, but an extraordinary connector. Second is a data analyst who's spent five years building the most complete private intelligence map of this region that exists."	Achiever	"The analyst. Actionable intelligence is more useful than a contact network."
	Explorer	"The analyst. Five years of private mapping - that's knowledge nobody else has access to."
	Socializer	"The connector. Someone who knows everyone in the sector is worth more than any single piece of intelligence."
	Killer	"The analyst. Information is leverage. Connections are just people who know your name."
A.23 – On a Rival Who Won't Stop "A rival crew has been undercutting our contracts and spreading bad word for three months. You've tracked down their captain. You could confront them publicly in a way that damages their reputation permanently, or sit down with them privately and find out if there's a deal to be made."	Achiever	"Find out what they want. If there's a deal that costs less than a prolonged conflict, take it."
	Explorer	"Sit down. I want to understand why they targeted us specifically."
	Socializer	"Sit down. Public confrontations tend to end badly for everyone in the room."
	Killer	"The public route. I'd rather people know what happens when you make an enemy of this ship."
A.24 – On Going It Alone	Achiever	"The alliance. A permanent seat at that table is a long-term asset."

Pergunta da Droid	Perfil	Resposta
"Two opportunities came in at the same time. A solo contract - high risk, high reward, and the kind of reputation that follows you for years. Or an alliance with three other crews - shared resources, shared risk, and a permanent seat at a table that controls most of the contracts in this sector."	Explorer	"The solo contract. I want to know what we're actually capable of without a safety net."
	Socializer	"The alliance. What four crews can build together is more interesting than what one does alone."
	Killer	"The solo contract. Alliances mean sharing. I'd rather own the outcome."
A.25 – On a Signal With No Name "Faint distress signal - could be days old, could be weeks. Course takes us close enough to check it, but it adds half a day to the route. No identification on the signal."	Achiever	"How much does half a day actually cost us? If it's marginal, we check it. If not, we log it."
	Explorer	"We check it. A signal that old with no identification - I want to know the end of that story."
	Socializer	"We check it. That's not a question."
	Killer	"Distress signals are also how you get ambushed. We scan from distance first."
A.26 – On Two Factions Knocking "Two faction offers this morning. First is a research collective - access to their archive, their contacts, their discoveries, in exchange for occasional survey runs. Second is a privateering outfit - serious money, serious firepower, a cut of every joint operation."	Achiever	"The privateers. The financial structure is clearer and the returns are more predictable."
	Explorer	"The collective. Access to an archive and a network of people finding things out - that's the better offer."
	Socializer	"The collective. I'd rather be part of something that builds than something that takes."
	Killer	"The privateers. Backed by money and firepower - that's an organization that actually controls something."
A.27 – On Two Contacts, One Direction "Next node has two contacts. A derelict - old hull, no power signature, no obvious threat. And a ship running without its transponder in a sector where that's required. Both are roughly in the same direction."	Achiever	"Assess both and act on whichever has more value."
	Explorer	"The derelict. A powered-down hull in this sector - I want to know what ship that was."
	Socializer	"Hail the dark ship first. Running without a transponder usually means someone's in trouble or trouble is coming."

Pergunta da Droid	Perfil	Resposta
	Killer	"The dark ship. Running without a transponder is either a threat or a target."
A.28 – On a Reputation That Precedes "New crew member boarding at the next port. Before they arrive, you hear two things from people who've worked with them. One says they ask too many questions about everything. The other says they're unpredictable in a fight - hard to read, which makes them difficult to be around."	Achiever	"I'd talk to them directly. Secondhand descriptions only tell you so much."
	Explorer	"The one who asks questions. That's not a flaw - that's how you understand things."
	Socializer	"I'd want to know more about both before I made a call."
	Killer	"The unpredictable one. Hard to read in a fight means hard to fight against."
A.29 – On One Upgrade Left "Two upgrades available, budget for one. First significantly improves operational endurance - longer runs, better fuel efficiency, more redundancy in critical systems. Second upgrades the weapons array - every engagement from here becomes faster and more decisive."	Achiever	"The endurance package. Sustained capability wins over the long term."
	Explorer	"Is there a scanning upgrade in that tech tree? Between these two - endurance."
	Socializer	"Endurance. I'd rather come home intact."
	Killer	"Weapons. Every problem out here eventually comes down to force or the threat of it."
A.30 – On the Way Back "Debrief after the hardest contract of this campaign. Two things come out of it. This run ranked highest in sector efficiency for the entire quarter. And the only crew that came anywhere close to your time was one you've been running against since the start. Which one do you actually think about on the way back?"	Achiever	"The sector ranking. That's the number that affects the next contract offer."
	Explorer	"Neither. I want to see the full after-action data - what went well, what nearly didn't."
	Socializer	"How the crew is doing. They did the actual work."
	Killer	"The rival. The sector ranking is just a number. Beating that specific crew means something."

Fonte: Elaborado pelo autor.

APÊNDICE B – Perguntas dos planetas (*NPCs*)

Este apêndice apresenta o conjunto completo das situações propostas pelos *NPCs* dos planetas (Método 1). Cada situação oferece de quatro a cinco respostas, que podem estar associadas a um arquétipo de Bartle, a dois arquétipos simultaneamente ou a nenhum deles (respostas neutras), conforme o mapeamento documentado no Quadro B.1.

O critério de definição dessas situações partiu da própria taxonomia de planetas do jogo (Seção 4.3): para cada tipo de planeta, foram escritos cenários que dramatizassem o seu tema central. Nos planetas de Combate, dilemas de força, risco e confronto; nos planetas de Auxílio (*Helper*), pedidos de mediação, transporte, testemunho e socorro; nos planetas de Evento, apostas, sorteios e desafios excêntricos, voltados a distrair e recompensar o jogador; e nos Planetas Neutros, mistérios e ofertas ambíguas, que não induzem nenhum tipo específico
e servem de teste à classificação corrente (Seção 5.1). Cada cenário foi concebido como uma situação autocontida, apresentada pela voz do *NPC* local, de modo que a coleta permaneça diegética: o jogador percebe uma história, e não um questionário.
O desenho das respostas segue o mesmo princípio das perguntas da *Droid* — não deixar óbvio qual tipo de jogador está sendo mapeado —, mas com uma liberdade adicional, e
é nesse ponto que as duas coletas deliberadamente se diferenciam. Enquanto na *Droid* cada uma das quatro respostas mapeia exatamente um tipo, nas situações de planeta o mapeamento
é intencionalmente menos regular: há respostas associadas a um único tipo, respostas com tag dupla (por exemplo, *Achiever*/*Killer*), que contribuem com meia massa para cada um dos dois tipos (Seção 5.1), e respostas neutras, sem tipo associado; algumas situações, por concepção, sequer oferecem alternativa neutra — casos em que o próprio ato de engajar já exige uma tomada de posição. Essa irregularidade é proposital: respostas que se assemelham entre si, ou que não separam os tipos de forma límpida, dificultam que o jogador reconheça o rótulo embutido em cada alternativa. Como as respostas do planeta pesam menos que as da *Droid* na composição do autorrelato (proporção de um para seis), elas podem se permitir essa ambiguidade, funcionando como evidência complementar, colhida no calor da ação, e não como instrumento de medida isolado. O Quadro B.1 documenta o mapeamento completo.

Quadro B.1 – Situações dos planetas e mapeamento das respostas para os tipos de jogador de Bartle

Situação proposta pelo NPC	Perfil	Resposta
B.1 – The Last Round (Planeta Combat) A word before you go further, Captain. There's a fighting ring operating out of the lower hangar bay, which has been running underground for years. Tonight's their main event: Voss, six months undefeated, fighting her final match before retirement. The promoter heard a new ship was in dock and sent word. They're offering an open entry slot, ringside betting, or just a seat in the crowd. What's it going to be?	Killer	Enter the fight personally.
	Achiever	Put a bet on the underdog.
	Explorer	Take a seat and study how Voss fights.
	Socializer	Ask if any of your crew want to sign up.
	N/A	Decline and move on.
B.2 – Controlled Burn (Planeta Combat) Captain, I'll keep it short. There's a fuel depot three kilometers from here that a rival gang has been using as a weapons cache. Local enforcement can't touch it. Jurisdiction issues, politics, you know how it goes. They want it gone. Quietly. They're offering a payout and no questions asked about how your ship got here. But there are workers inside that depot. Shifts change in two hours.	Achiever	Wait two hours, then destroy the depot after the workers leave.
	Socializer	Go in now and force the workers to evacuate before destroying it.
	Killer	Destroy it now. The contract didn't mention workers.
	Achiever / Killer	Demand more credits for the risk, then wait for the shift change.
B.3 – Signal Flare (Planeta Combat) Captain. Scout drone picked up a distress flare about forty minutes out. Civilian colors, but it came from inside a disputed combat zone: a region two factions have been contesting for months. No active firefight right now, but that changes fast out here. The flare was single-pulse. Could be a trap. Could be someone genuinely stranded. Your call.	Killer	Move in with weapons hot and shields up. Rescue first, ask questions later.
	Achiever	Scan the area thoroughly before committing.
	Socializer	Hail the location and wait for a response before moving in.
	N/A	Mark the coordinates and loop back after clearing the sector.
	Killer	Ignore it. A single-pulse flare in a combat zone is a textbook ambush setup.
B.4 – The Price of the Gate (Planeta Combat) Before you pass through to the next zone, Captain, you should know: there's a checkpoint up ahead controlled by a private military outfit. They're levying a crossing tax. Non-negotiable, they say. Some captains have paid it. Some have gone around the long way. A few tried to run it. Word is one made it through without paying. The soldiers here look like they mean it.	Achiever	Pay the tax. It's not worth the risk.
	Socializer	Try to negotiate the rate down.
	Killer	Run the checkpoint at full speed.
	Explorer	Find the long way around.

Situação proposta pelo NPC	Perfil	Resposta
	Achiever / Explorer	Hail the checkpoint commander and ask who gave them the authority.
B.5 – Borrowed Time (Planeta Combat) Captain, there's a situation. A local arms dealer has been running supplies to both sides of an ongoing conflict on this planet. One side just found out. They've got him cornered in a warehouse district and they're not in a patient mood. He's offering his entire remaining weapons inventory to whoever gets him out alive. The other faction is also moving. You've got a small window.	Killer	Move in and extract him before either faction closes the net.
	Socializer	Negotiate remotely. Offer to broker a deal between the dealer and the faction.
	N/A	Let the situation play out and pick up the inventory from whoever's left standing.
	Killer / Achiever	Tip off the second faction to buy more time for your own extraction plan.
B.6 – The Arbitration (Planeta Helper) Captain, I'm glad you stopped. We have something of a deadlock here. Two settlements have been sharing a water reclamation system for eleven years. It broke down last month. Both claim ownership of the repair parts. Both claim priority access. They've been talking in circles for three weeks and they've asked for an outside party to listen. You don't have to weigh in, but if you did, it would mean something to both of them.	Explorer / Socializer	Listen to both sides fully before saying a word.
	Achiever	Propose a shared maintenance schedule and split the parts proportionally.
	Achiever	Ask which settlement has more people depending on it, and prioritize them.
	Explorer	Suggest they jointly apply to a regional authority for a replacement system instead of fighting over a broken one.
	N/A	Tell them you're not a diplomat and move on.
B.7 – The Transfer (Planeta Helper) Captain. I've been waiting for a ship I could trust with this. There's a data package: medical research, early-stage, nothing classified. That needs to reach the research collective at Harven Station before the next cycle. The researcher carrying it is stuck here with engine trouble. She can't legally forward it without her physical signature. She can't get to Harven in time. She's asking if you'd carry it, take her as a temporary passenger to Harven, and then she figures out her own way back. It's a detour.	Socializer	Agree. A passenger and a detour, but the research matters.
	Achiever	Agree, but only if they compensate for the fuel cost.
	Achiever	Carry only the data package. No passenger, no detour. Figure out the signature problem later.
	Explorer	Ask her more about the research before deciding.
B.8 – The Testimony (Planeta Helper) Captain, this is an unusual request and I understand if you refuse. A local tribunal is trying a corporate officer for environmental violations: contaminated water, sick workers, the usual story. Their key	Achiever	Submit the flight logs and nothing else. Let the data speak.
	Socializer	Submit the logs and offer a brief statement in person.

Situação proposta pelo NPC	Perfil	Resposta
witness won't testify in person out of fear. But if an independent captain with no stake in the outcome corroborated the chain of events publicly, it would change the weight of the case.You were near the affected relay station three cycles ago. You didn't see anything directly, but your flight logs did.	Achiever / Killer	Ask what protection is offered if the corporation pushes back.
	Explorer	Ask to review the full case file before deciding.
	N/A	Decline. You're not a participant in local politics.
B.9 – The Inheritance (Planeta Helper) Captain. An old man here, retired freight operator, lived on this rock his whole life. Passed away two weeks ago. He left behind a will with no family contacts on file. Just a ship ID: yours. No connection to you that anyone here can explain. His estate: one functioning short-range shuttle, a crate of miscellaneous cargo, and a sealed letter addressed to 'whoever's flying that ship. The tribunal is waiting on your decision.	Achiever	Accept the shuttle and cargo. Figure out the letter later.
	Explorer	Read the letter first.
	Socializer	Donate the estate to the local settlement and leave the letter sealed.
	Socializer / Explorer	Accept everything and ask the tribunal what they know about the man.
	N/A	Decline the inheritance entirely.
B.10 – The Negotiator (Planeta Helper) Captain. There's a faction representative here who's been trying to broker a supply agreement between this planet and a neighboring station for four months. Every time they get close, the station authority introduces a new condition. The representative thinks the other side is negotiating in bad faith but can't prove it. They're asking if you'd attend the next session, not to negotiate, just to be present. Your reputation as an independent operator might change the dynamic.	Achiever	Attend and say nothing. Your presence is the point.
	Killer / Achiever	Attend and ask one pointed question when the new condition appears.
	Socializer	Decline attendance but offer to carry a message between parties independently.
	Explorer	Ask the representative to brief you fully before agreeing to show up.
	N/A	Stay out of it entirely. Political theater isn't your business.
B.11 – The Long Shot (Planeta Event) Captain! Great timing. You just landed during the Velthuran Grand Sweep, happens every three cycles, never the same day twice, that's the tradition. Everyone on the planet throws in one credit, one item, or one favor into a communal pool. Winner drawn by a machine that nobody's managed to inspect because the engineer who built it died before writing the documentation. Current pool: eleven thousand credits, a vintage racing skiff, and fourteen outstanding favors from people ranging from a cook to a local magistrate. Entry's one credit. You in?	Explorer	Put in the one credit. This is exactly the kind of thing you don't skip.
	Achiever	Enter, but contribute an item instead of a credit. You prefer to keep liquid.
	Explorer / Achiever	Ask the locals who's won before and whether there's a pattern.

Situação proposta pelo NPC	Perfil	Resposta
	Explorer	Skip the entry and offer to inspect the machine instead.
	N/A	Pass. One credit isn't worth the paperwork if you win those favors.
B.12 – The Duel of Fools (Planeta Event) Captain! hold on. Before you walk past, let me explain the situation. Every ten days this settlement holds what they call the Duel of Fools. Two people, one ridiculous challenge decided by random draw, winner gets a prize from the community stockpile, loser buys drinks for an hour. Today's challenge, already drawn: identifying the correct weight of a sealed cargo container, blindfolded, using only one hand and a lot of confidence. The last opponent just pulled out. You interested?	Killer / Achiever	Enter. How hard can it be.
	Socializer	Send a crew member who looks confident.
	Achiever	Ask if you can inspect the container first.
	Explorer	Watch from the back and study how the locals interact.
	N/A	Decline politely and keep walking.
B.13 – The Auction of Unknowns (Planeta Event) Captain, you've wandered in at the right time. Twice a cycle, we run the Auction of Unknowns. Everything is sealed. No descriptions, no manifest, no previews. Twelve crates on the floor. You bid on any of them blind. Prices start at fifty credits. One rule: if the contents are worth less than you paid, we refund half your bid. If they're worth more, you pay a ten percent surplus. Interested in a slot?	Achiever	Bid on the heaviest crate. Weight implies value.
	Explorer / Achiever	Bid on the smallest crate. Small means dense, dense means something valuable.
	Achiever	Bid on two crates to improve your odds.
	Socializer	Ask the auctioneer which crate nobody else has bid on yet.
	N/A	Decline. Blind spending isn't how you operate.
B.14 – The Forecast (Planeta Event) Captain! You look like someone who appreciates a calculated risk. We've got a forecasting pool running, not gambling, technically, because we're predicting a natural event. The central storm system here has been building for a week. Everyone bets how many hours until it peaks. Closest guess without going over wins the pool. Current prize: four hundred and twenty credits and a crate of medical supplies someone didn't want. Entry: twenty-five credits and your best guess. This storm has a history.	Explorer / Achiever	Ask to see the historical storm data before guessing.
	Achiever	Guess based on what your ship's sensors read right now.
	Socializer	Ask the oldest local for their gut feeling and guess accordingly.
	Killer	Put in a wild guess and see what happens.
	N/A	Skip it. You don't gamble on weather.
B.15 – The Wheel of Sectors (Planeta Event)	Killer	Spin. You've run worse odds than a wheel.

Situação proposta pelo NPC	Perfil	Resposta
Captain! The Wheel's spinning tonight. One spin, random prize: could be credits, could be supplies, could be a task, could be nothing. The catch is we've added what they call the Ripple. If your spin lands on a task, it affects your whole ship for the next sector. Last week a captain landed 'No weapons upgrades allowed for the run'. The week before, someone got 'Every crew member earns double XP for one sector'. Fifty credits to spin. You in?	Achiever / Explorer	Ask for the full list of possible outcomes before deciding.
	Explorer	Watch someone else spin first, then decide.
	Achiever	Negotiate to spin twice for seventy-five credits.
	N/A	Pass. Anything that could affect the next sector is too much of a wildcard.
B.16 – Dead Signal (Planeta Neutral) Captain. Before you dock, you should know: this station's been broadcasting a looping distress call for nineteen months. It's automated. No one aboard triggered it manually, at least not recently. The signal's technically valid, technically unresolved, and technically the responsibility of whoever responds to it first. Three ships have landed here in the last year and none of them filed a report. Station's not abandoned, people live here. But nobody will talk about the signal.	Socializer	Ask the first person you see about the signal directly.
	Explorer / Achiever	Find the broadcast equipment and trace the signal's origin manually.
	N/A	Ignore it and conduct your business here.
	Achiever	Ask the station administrator about it formally.
	Explorer	Document everything you can observe and leave. Someone else will resolve it.
B.17 – The Cartographer (Planeta Neutral) Captain. This planet doesn't get many ships. I'm glad yours came in. I've been mapping this system for six years. Atmospheric layers, gravitational anomalies, surface composition. My equipment broke eight months ago. I have six complete maps and three partial ones I can't finish. I'm not asking for charity. I can pay, or trade. But what I actually need is someone willing to take one short survey pass over the southern continent before you leave. Takes about forty minutes.	Explorer	Agree and take the survey pass. It's forty minutes.
	Achiever	Agree, but only in exchange for the six complete maps upfront.
	Socializer / Explorer	Ask why her equipment broke and whether you can fix it instead of flying the pass.
	Achiever	Decline the pass but offer to buy one or two finished maps outright.
	N/A	Tell her you'll think about it and move on.
B.18 – The Holdover (Planeta Neutral) Captain, I'll be straight with you. This planet's been on administrative hold for fourteen months, some kind of jurisdictional dispute between two factions that both claim governance rights. Nothing moves in or out officially. But people still live here. About eighty of them. They've been managing, but supplies are running thin and they can't formally request aid without triggering the dispute. They're not asking	Socializer	Share a portion of your current supplies without conditions.
	Achiever	Trade for what they have instead of donating. Keep it transactional.
	Explorer / Achiever	Ask which faction is actually in the right before deciding anything.

Situação proposta pelo NPC	Perfil	Resposta
you to take sides. They're asking if you have anything to spare.	Socializer / Achiever	Agree to carry a message to a neutral authority about the administrative hold, separately from the supply question.
	N/A	Decline. You can't fix administrative disputes and you can't spare supplies.
B.19 – The Colony That Isn't (Planeta Neutral) Captain. There's a colony registered on this planet and has been for twenty-two years, full records, tax filings, everything. But when you land, there are only three people here. They say the others left. When you ask where, they change the subject. The colony's facilities are intact, maintained, and powered. These three people are healthy, calm, and completely unwilling to explain what happened to the other forty-seven registered residents. Nobody's asking you to dig into it. But you're here.	Killer / Explorer	Ask directly: what happened to the other colonists?
	Socializer / Explorer	Spend time here and let the conversation come naturally.
	Achiever / Explorer	Cross-reference the colony's records against what you can observe on-site.
	Socializer	Offer to help with whatever they actually need. Don't ask about the missing colonists.
	Achiever	Note the situation, file a brief report, and leave.
B.20 – The Offer (Planeta Neutral) Captain. I'll be unusual and get straight to it. I've watched twelve ships land on this planet in the last four months. I know what most of them were looking for and whether they found it. I have information about this sector. Not rumors, documented patterns. Supply caches, patrol rhythms, which stations are actually neutral and which ones report to factions. I'm not selling it. I'm offering it in exchange for one thing: you tell me, honestly, why you're out here. That's it.	Socializer / Explorer	Answer honestly and see what you get.
	Achiever / Killer	Give a partial truth. The broad strokes, nothing operational.
	Explorer	Ask who they are and why they're collecting answers before you say anything.
	Killer	Decline. You don't trade in personal information.
	Killer	Give a false answer and take the information.

Fonte: Elaborado pelo autor.

ANEXO A – Teste de Bartle (ANDREASEN; DOWNEY, 2000)

Este anexo reproduz o teste original de Bartle, no qual se baseou a adaptação apresentada no Apêndice A. Cada questão apresenta duas alternativas, cada uma associada a um tipo de jogador.

A.1 Are you more comfortable, as a player on a MUD:

- **Socializer:** Talking with friends in a tavern?
- **Achiever:** Out hunting orcs by yourself for experience?

A.2 Which is more enjoyable to you?

1. **Achiever:** Killing a big monster
2. **Socializer:** Bragging about it to your friends?

A.3 Which do you enjoy more in MUD quests:

- **Socializer:** Getting involved in the storyline
- **Achiever:** Getting the rewards at the end?

A.4 Which would you rather be noticed for on a MUD?:

- **Achiever:** Your equipment
- **Socializer:** Your personality

A.5 Would you rather be:

- **Socializer:** Popular
- **Achiever:** Wealthy

A.6 Which do you enjoy more on a MUD?:

- **Socializer:** Getting the latest gossip
- **Achiever:** Getting a new item

A.7 Which would you rather have, as a player on a MUD?:

- **Socializer:** Aprivatechannel,overwhichyouandyourfriends can communicate
- **Achiever:** Your own house, worth millions of gold coins

A.8 Which would you enjoy more as a MUD player?

- **Socializer:** Running your own tavern?
- **Explorer:** Making your own maps of the world, then selling them?

A.9 What's more important in a MUD to you?

- **Socializer:** The number of people
- **Explorer:** The number of areas to explore

A.10 What's more important to you:

- **Socializer:** The quality of roleplaying in a mud
- **Explorer:** The uniqueness of the features, and game mechanic

A.11 You are being chased by a monster on a MUD.

- **Socializer:** Ask a friend for help in killing it
- **Explorer:** Hide somewhere you know the monster won't follow

A.12 You're a player on a mud, and you want to fight a really tough dragon. How would you approach this problem?

- **Socializer:** Get a big group of players to kill it.
- **Explorer:** Try a variety of weapons and magic against it, until you find its weakness.

A.13 You're a player on a mud, and about to go into an unknown dungeon. You have your choice of one more person for your party. Do you bring:

- **Socializer:** A bard, who's a good friend of yours and who's great for entertaining you and your friends
- **Explorer:** Awizard, to identify the items that you find there

A.14 Is it better to be:

- **Killer:** Feared
- **Socializer:** Loved

A.15 Someone has PK'ed you. Do you want to:

- **Socializer:** Find out why, and try to convince them not to do it again
- **Killer:** Plot your revenge

A.16 Which is more exciting?

- **Socializer:** A well-roleplayed scenario
- **Killer:** A deadly battle

A.17 Which would you enjoy more?

- **Killer:** Winning a duel with another player
- **Socializer:** Getting accepted by a clan

A.18 Would you rather

- **Killer:** Vanquish your enemies
- **Socializer:** Convince your enemies to work for you, not against you

A.19 What's worse:

- **Killer:** To be without power
- **Socializer:** To be without friends

A.20 Would you rather:

- **Socializer:** Hear what someone has to say
- **Killer:** Show them the sharp blade of your axe

A.21 On a MUD, a new area opens up. Which do you look forward to more?

- **Explorer:** Exploring the new area, and finding out its history
- **Achiever:** Being the first to get the new equipment from the area

A.22 On a MUD, would you rather be known as:

- **Explorer:** Someonewhocanrunfromanytwopointsintheworld,andreally knows their way around.
- **Achiever:** The person with the best, most unique equipment in the game

A.23 Would you rather:

- **Achiever:** Becomeaherofasterthanyourfriends
- **Explorer:** Knowmoresecretsthanyourfriends?

A.24 Would you rather:

- **Explorer:** Know where to find things
- **Achiever:** Know how to get things?

A.25 Which would you rather do:

- **Explorer:** ●Solveariddlenooneelsehasgotten

Achiever: Gettingtoacertainexperiencelevel faster than anyone else

A.26 Do you tend to:

- **Explorer:** Know things no one else does
- **Achiever:** Have items no one else does

A.27 On a MUD, would rather join a clan of:

- **Explorer:** Scholars
- **Killer:** Assassins

A.28 Would you rather win:

- **Explorer:** A trivia contest
- **Killer:** An arena battle

A.29 If you're alone in an area, do you think:

- **Explorer:** It's safe to explore
- **Killer:** You'llhavetolookelsewhereforprey

A.30 On a MUD, would rather be known for

- **Explorer:** Knowledge
- **Killer:** Power

A.31 Would you rather:

- **Killer:** Defeat an enemy
- **Explorer:** Explore a new area

A.32 You learn that another player is planning your demise. Do you:

- **Explorer:** Gotoanareayouropponentisunfamiliarwithandprepare there
- **Killer:** Attack him before he attacks you

A.33 You meet a new player. Do you think of him as:

- **Explorer:** Someonewhocanappreciateyourknowledgeofthegame
- **Killer:** As potential prey

A.34 On a mud, would you rather:

- **Achiever:** Haveaswordtwiceaspowerfulasanyotherinthegame
- **Killer:** Be the most feared person in the game

A.35 On a mud, would you be more prone to brag about:

- **Killer:** How many other players you've killed
- **Achiever:**Your equipment

A.36 Would you rather have:

- **Killer:** A spell to damage other players
- **Achiever:** Aspellthatincreasestherateatwhichyougainexperience points?

A.37 Would you rather have:

- **Achiever:** Two levels of experience
- **Killer:** Anamuletthatincreasesthedamageyoudoagainstotherplayers by 10%.

A.38 Would you rather receive as a quest reward:

- **Achiever:** Experience points
- **Killer:** A wand with3chargesofaspellthatletsyoucontrolother players, against their will. (charm person)

A.39 When playing a video game, is it more fun to:

- **Achiever:** Have the highest score on the list?
- **Killer:** Beat your best friend one-on-one