

# Aprimorando a Experiência Ótima em Jogos da Indústria via Inteligência Artificial: Cenários e Proposições

## *Enhancing the Optimal Experience in the Gaming Industry via Artificial Intelligence: Scenarios and Proposals*

Fábio Phillip Rocha Marques, Leonardo Cunha de Miranda,  
Erica Esteves Cunha de Miranda

Departamento de Informática e Matemática Aplicada  
Universidade Federal do Rio Grande do Norte (UFRN)  
59078-900 – Natal, RN – Brasil

fabioPhillip@hotmail.com, leonardo@dimap.ufrn.br,  
erica.miranda@ufrn.br

**Abstract. Introduction:** This investigation analyses the role of Artificial Intelligence (AI) in the flow experience in response to the increasing complexity of modern ludic systems. **Objective:** The development of AI strategies focused on experience adaptation is presented, aiming to sustain the optimal experience. **Methodology:** The research is based on a mapping between optimal experience dimensions and four AI pillars, structuring scenarios that articulate modeling and intervention techniques. **Results:** As a result, a set of intervention strategies are presented, aimed at mitigating cognitive overload and barriers to immersion in AAA titles and independent (indie) productions. These strategies serve as a foundation for development teams and researchers in fostering the flow state within games.

**Keywords:** AI, Flow Theory, Flow Experience, Player Experience.

**Resumo. Introdução:** Este trabalho investiga a convergência da Inteligência Artificial (IA) na experiência de fluxo em resposta à complexidade dos sistemas lúdicos modernos. **Objetivo:** Apresenta-se o desenvolvimento de estratégias de IA voltadas à adaptação da experiência, visando sustentação da experiência ótima. **Metodologia:** A pesquisa fundamenta-se no mapeamento entre as dimensões da experiência ótima e quatro pilares de IA, estruturando cenários que articulam modelagem e técnicas de intervenção. **Resultados:** Como resultado, apresenta-se um conjunto de estratégias de intervenção voltadas a mitigar a sobrecarga cognitiva e barreiras à imersão em títulos de grande porte (AAA) e produções independentes (indie). Estas estratégias servem como base para equipes de desenvolvimento e pesquisadores no estímulo ao estado de fluxo em jogos.

**Palavras-chave:** IA, Teoria do Fluxo, Experiência de Fluxo, Experiência de Jogador.

## 1. Introdução

A indústria de jogos atravessa transformações marcadas por um aumento progressivo na escala dos ambientes e na complexidade das mecânicas [Zhao et al. 2024]. Embora

busquem proporcionar imersão, tais inovações podem sobrecarregar a memória de trabalho do jogador. Segundo Kalyuga e Plass (2009), o processamento informativo é limitado por uma arquitetura cognitiva que se torna ineficiente quando submetida a estímulos simultâneos e mal estruturados. Tais cenários manifestam-se, por exemplo, na exaustão em mundos abertos [Wolf 2021] ou a rigidez temporal das sessões de jogo.

Este trabalho fundamenta-se na Teoria do Fluxo [Csikszentmihalyi 1990]. Fluxo é descrito como um estado consciente de satisfação e concentração plena, também denominado de “experiência ótima”. Este estado decorre de atividades desafiadoras e orientadas a objetivos, nas quais a dificuldade é percebida como adequada à habilidade do indivíduo. Segundo Chen (2007), a indústria de jogos passou a projetar experiências que utilizam as nove dimensões da Teoria para induzir o jogador ao fluxo. Entretanto, embora consolidada em jogos digitais (p. ex., [Silva e Farbiarz 2025, D’Andrea et al. 2025]), a manutenção desse estado enfrenta novos desafios diante da crescente complexidade sistêmica dos jogos eletrônicos contemporâneos.

Nos últimos anos, a Inteligência Artificial (IA) tem transformado o desenvolvimento de jogos [Yannakakis e Togelius 2018, Zhang et al. 2022]. Todavia, seu emprego ainda é pouco explorado na sustentação dinâmica da experiência ótima. Frequentemente, experiências lúdicas operam sob paradigmas de adaptação limitados, com dificuldade em se ajustar dinamicamente às flutuações de habilidade dos jogadores. Neste contexto, este trabalho explora como métodos de IA podem ser coordenados para reduzir a sobrecarga informativa e adaptar o ritmo da experiência, favorecendo a manutenção de dimensões do fluxo em sistemas lúdicos da indústria.

Este artigo está organizado da seguinte maneira: a Seção 2 descreve a fundamentação teórica do trabalho; a Seção 3 apresenta cenários de uso de IA para a promoção da experiência ótima; a Seção 4 delineia proposições para o emprego de IA em jogos; a Seção 5 discute os resultados deste trabalho; e a Seção 6 conclui o artigo.

## 2. Fundamentação

Esta seção fundamenta a proposta deste trabalho em dois eixos. Inicialmente, uma síntese da Teoria do Fluxo e das dimensões da experiência ótima são apresentadas. Em seguida, são descritas técnicas de IA para jogos, provendo a base tecnológica necessária para as proposições feitas e discutidas nas seções subsequentes.

### 2.1. Teoria do Fluxo

A Teoria do Fluxo conceitua fluxo como um estado de experiência ótima, marcado por elevada concentração e satisfação [Csikszentmihalyi 1997]. O estado de fluxo caracteriza-se pelo envolvimento profundo no qual corpo e mente são levados ao limite em tarefas complexas e significativas. A atividade torna-se tão imersiva que fatores externos perdem a relevância, e o indivíduo persiste na tarefa pela pura satisfação intrínseca. Após a ocorrência de fluxo, é comum sentir um crescimento em sua autopercepção e o desejo de repetir a experiência. Csikszentmihalyi (1990) sistematizou tal experiência em nove dimensões e cada uma delas é referenciada neste trabalho por  $D_i$ . As dimensões da experiência ótima são sintetizadas a seguir.

- **Equilíbrio de desafio e habilidade ( $D_1$ ):** Percepção de que a dificuldade da tarefa está em harmonia com as competências do indivíduo, tornando-a possível de completar;

- **Junção de ação e percepção (D<sub>2</sub>):** Realização de ações de forma fluida e quase instintiva, reduzindo a necessidade de esforço cognitivo consciente;
- **Objetivos claros (D<sub>3</sub>):** Definição explícita de objetivos que servem como oportunidade para o refinamento de habilidades;
- **Feedback não-ambíguo (D<sub>4</sub>):** Sensação constante de progresso que possibilita validar a adequação das ações em tempo real;
- **Concentração na tarefa em mãos (D<sub>5</sub>):** Foco absoluto na atividade, com o bloqueio de distrações ou preocupações irrelevantes ao contexto imediato;
- **Sensação de controle (D<sub>6</sub>):** Sensação de controle sobre a situação e consciência de que as decisões tomadas influenciam diretamente os resultados;
- **Perda de autoconsciência (D<sub>7</sub>):** Abstração de preocupações pessoais e do ambiente social, impedindo reflexões críticas sobre o “eu” durante a tarefa;
- **Transformação temporal (D<sub>8</sub>):** Alteração na percepção subjetiva da passagem do tempo, que pode parecer transcorrer mais rápido ou mais devagar que o real;
- **Experiência autotélica (D<sub>9</sub>):** Percepção da atividade como um fim em si mesma, na qual a própria prática constitui a recompensa.

Compreender essas dimensões é essencial, pois cada uma atua como um diferente indicador de qualidade da experiência ótima. Tais fatores fundamentam este trabalho, orientando o emprego de IA para sustentar o estado de fluxo em jogos.

## 2.2. Inteligência Artificial em Jogos

Segundo Yannakakis e Togelius (2018), a Inteligência Artificial (IA) em jogos é baseada em quatro pilares, ou seja, modelagem, tomada de decisão, geração de conteúdo, e sistemas de recomendação. Estes pilares são sintetizados a seguir.

A **modelagem** interpreta o estado do jogador para criar sistemas adaptativos via **player modeling (PM)**. Este engloba a **behavioral modeling (BM)**, que infere tendências das interações para antecipar necessidades [Bakkes et al. 2012, Hooshyar et al. 2018], e a **experience modeling (EM)**, que mapeia estados subjetivos do jogador durante a interação [Pedersen et al. 2010]. Já a **cognitive player modeling (CPM)** estima processos como a atenção e a carga cognitiva, permitindo regular a densidade de informações para evitar a sobrecarga e sustentar o foco absoluto [Bohil e Biocca 2010].

O pilar da **tomada de decisão** abrange a lógica de agentes não-jogáveis (NPCs, do inglês, *non-player characters*) e orquestração da experiência. No nível de agente, destaca-se a **utility-based AI (UBAI)**, na qual o agente avalia opções através de notas de utilidade (i.e., de 0 a 100) para selecionar a ação mais adequada ao contexto [Donskikh et al. 2021]. De modo complementar, o **case-based reasoning (CBR)** permite que o sistema resolva problemas consultando uma biblioteca de casos prévios para oferecer sugestões em tempo real [Wender e Watson 2014]. No nível sistêmico, a coordenação de eventos ocorre via **scheduling algorithms** e técnicas de **adaptive pacing**, abordagem consolidada pelo termo *AI director* [Kristen et al. 2024]. Enquanto os primeiros organizam eventos em linhas do tempo dinâmicas, o segundo regula a densidade desses encontros para evitar saturação ou tédio [Azad et al. 2017]. No âmbito da progressão, o **dynamic difficulty adjustment (DDA)** regula parâmetros (p. ex., vida e velocidade) para equilibrar o desafio conforme a performance do jogador [Zhang et al. 2010].

A **geração de conteúdo** trata da criação algorítmica de *assets* de jogo, visando expandir o escopo e a vontade de repetir a experiência. A criação desses *assets* é regida pela *procedural content generation* (PCG), com destaque para a abordagem *experience-driven PCG* (EDPCG). Essa estratégia integra-se à *experience-driven adaptation* (EDA) que consiste no ajuste dinâmico, por exemplo, de parâmetros de sistema, de níveis de iluminação e, até, de mecânicas complexas [Yannakakis 2012]. Já a *narrative PCG* (NPCG) foca na criação algorítmica de histórias e diálogos via *generative AI* (GenAI). Estes são sistemas baseados em *large language models* (LLMs) que, além de gerar novos “conteúdos” (p. ex., texto e *assets*), possuem alta capacidade de interpretação semântica [Robertson et al. 2023, Taveekitworachai et al. 2025]. Os LLMs baseiam-se na arquitetura *transformer*, cujos mecanismos de atenção priorizam partes específicas de uma sequência de dados para identificar relações contextuais profundas. Essa capacidade permite que a IA produza diálogos e eventos inéditos e realize a análise de conteúdos existentes para subsidiar adaptações contextuais. Nesse contexto, a *persona modeling* vincula os NPCs a arquétipos psicológicos específicos, evitando comportamentos inconsistentes com a trama [Tseng et al. 2024, Barthet et al. 2022].

O último pilar, os **sistemas de recomendação**, foca na curadoria e filtragem de opções para o jogador. Tais sistemas utilizam aprendizado de máquina (p. ex., redes neurais) sob bases de conteúdo (*content-based recommender systems* (CB-RS)) ou de conhecimento (*knowledge-based recommender systems* (KB-RS)) para sugerir itens e objetivos com base no histórico do jogador e nas regras do jogo [Aggarwal 2016].

### 3. Cenários

Nesta seção, exploramos cenários de uso para os métodos de IA descritos anteriormente. Assim, orientada pelas nove dimensões do fluxo, e alicerçada também por trabalhos prévios sobre avaliação do fluxo em sistemas lúdicos [Marques e Miranda 2022a, 2022b, 2023], os cenários (identificados neste trabalho pela notação  $c\#D_i.j$ ) apontam como as diferentes técnicas de IA podem ser empregadas para mitigar a sobrecarga cognitiva e sustentar a experiência ótima em jogos comerciais contemporâneos (AAA e indies). Cabe ressaltar que a escolha dos títulos deriva da experiência prática dos autores, que acompanham a evolução dos jogos ao longo das últimas décadas. Essa expertise, abrangendo diversas gerações de consoles e gêneros, consolida os cenários propostos como representativos da indústria moderna.

#### 3.1. Equilíbrio de Desafio e Habilidade ( $D_1$ )

O estado de fluxo exige que o desafio da atividade esteja em equilíbrio com as habilidades do indivíduo [Nakamura e Csikszentmihalyi 2014]. Em audiências heterogêneas, este ajuste é complexo: *Pikmin 4* (um jogo de estratégia<sup>1</sup>), por exemplo, enfrentou críticas de jogadores veteranos por apresentar uma curva de dificuldade reduzida, subestimando perfis experientes e comprometendo o fluxo.

Para essa dimensão, a IA ( $c\#1.1$ ) atua conforme a **EDPCG**. Em vez de uma progressão linear estática, a IA utiliza **BM** para analisar o desempenho do jogador e reorganizar a sequência de desafios. Ao projetar este cenário em um título como *Super*

---

<sup>1</sup> Visando enriquecer o artigo, ao mencionar o nome de um jogo, também informamos o seu gênero, que foi classificado pelos autores seguindo a taxonomia de gêneros de jogos eletrônicos de Adams (2014).

*Mario Bros. Wonder* (plataforma), a IA, ao detectar que o jogador ainda não atingiu a proficiência em uma mecânica, insere níveis intermediários ou rearranja fases a fim de garantir que a curva de dificuldade acompanhe a evolução real da habilidade.

Em RPGs de combate em turnos, a IA (c#1.2) opera via **DDA** sob monitoramento constante baseado em **BM** para evitar confrontos triviais ou punitivos. Ao projetar este cenário em jogos como *Pokémon Scarlet* e *Persona 3 Reload*, a IA monitora atributos e inventário para ajustar parâmetros ou modificar composições dos times inimigos. Essa regulação proativa sustenta o desafio equilibrado e, ainda, fortalece a sensação de controle (D<sub>6</sub>), ao assegurar que o êxito dependa diretamente da competência tática do jogador, preservando a natureza autotélica da experiência.

### 3.2. Junção de Ação e Percepção (D<sub>2</sub>)

Esta dimensão refere-se à absorção profunda na atividade, ocorrendo de forma quase automática sem esforço consciente [Csikszentmihalyi 2014]. Em produções com mecânicas e combinações de botões excessivas, como em *Astral Chain* (ação), a complexidade atua como uma barreira a essa fluidez instintiva.

Para mitigar a sobrecarga cognitiva, a IA (c#2.1) utiliza a **EDA**, fundamentada pelo **BM**, para simplificar o fluxo operacional, ou seja, o **BM** analisa o ambiente e as intenções do jogador, e a **EDA** ajusta dinamicamente os parâmetros da interface. Ao projetar este cenário em um simulador de vida de fazenda, como *Fields of Mistria*, a IA gerencia a barra de acesso rápido (*hotbar*) de forma preditiva (p. ex., ao se aproximar de canteiros secos, a IA identifica o objetivo e equipa o jogador automaticamente).

Para ações de maior complexidade social, a IA (c#2.2) integra o **CB-RS** fundamentado pelo **BM**. Ao projetar esse cenário em um jogo como *Fire Emblem Three Houses* (estratégia), o sistema utiliza o **BM** para analisar o inventário e histórico de interações, permitindo que o **CB-RS** sugira presentes relevantes aos NPCs. Essa filtragem elucidada, também, objetivos claros (D<sub>3</sub>) ao indicar a meta social imediata e desabilitar comandos irrelevantes. Assim, a IA permite que o foco resida “no quê” fazer, em vez da navegação em menus. Essa assistência remove atritos à imersão, facilita a fusão de ação e percepção, e torna a experiência fluida e contínua.

### 3.3. Objetivos Claros (D<sub>3</sub>)

A dimensão de objetivos claros refere-se à percepção de que as metas da atividade são definidas e atingíveis [Csikszentmihalyi 2013]. Jogos como *No Man's Sky* (aventura) apresentam mapas vastos e centenas de ícones simultâneos, o que gera uma saturação de informações e dificulta a entrada no estado de fluxo.

Para mitigar esse problema, a IA (c#3.1) opera via **CB-RS** e **BM**. Essa integração permite uma curadoria de objetivos, pois enquanto o **BM** analisa o histórico de tarefas, as habilidades do avatar e o tempo de sessão, o **CB-RS** recomenda dinamicamente a meta mais viável. Ao projetar este cenário em um título como *Yooka-Lee* (plataforma), a IA sugere rotas que asseguram a viabilidade das missões no tempo disponível. Essa adequação também preserva a transformação temporal (D<sub>8</sub>), evitando que o monitoramento do tempo externo interrompa a imersão.

Em jogos com mecânicas de gacha ou lojas com inventários rotativos, como *Genshin Impact* (aventura), a aleatoriedade excessiva pode gerar a percepção de que os

objetivos são inatingíveis. A fim de reverter essa situação, a IA (c#3.2) emprega técnicas de **BM** para analisar padrões de consumo e personalizar lojas via **CB-RS**. Ao projetar este cenário em títulos como *Animal Crossing: New Horizons* (simulador de vida), o sistema analisa padrões de consumo para identificar interesses recorrentes (p. ex., vestuário) e ajustar a probabilidade de aparição de itens desejáveis, reduzindo a frustração da aleatoriedade. Essa adequação preserva, também, a natureza autotélica da progressão e a percepção de controle ( $D_6$ ) do jogador sobre sua coleção.

### 3.4. Feedback Não-Ambíguo ( $D_4$ )

O feedback não-ambíguo pressupõe a percepção constante de progresso [Nakamura e Csikszentmihalyi 2014]. Em RPGs ou jogos de luta, sinalizar a eficácia de um golpe auxilia na compreensão das mecânicas. Contudo, assistências automáticas excessivas reduzem a profundidade estratégica do combate, dificultando a vivência do fluxo.

Para endereçar essa questão, a IA (c#4.1) articula retornos estratégicos via **UBAI**, fundamentando suas decisões em dados coletados via **BM**. Ao projetar este cenário em um título como *Dragon Quest XI* (RPG), o sistema monitora métricas de desempenho e tempo de partida em lutas prolongadas contra chefes. A lógica de utilidade avalia, então, se há maior valor em oferecer suporte instrucional (p. ex., dicas táticas) ou permitir que o jogador continue tentando por conta própria.

Em vez de auxílios automáticos, a IA (c#4.2) emprega uma técnica de “investigação tática” baseada em risco e recompensa via **UBAI**, fundamentada pelo **BM**. Ao projetar este cenário em jogos de luta com trios, como *Marvel vs. Capcom: Infinite*, o sistema utiliza o **BM** para monitorar os padrões de ataque do oponente e as dificuldades de defesa do jogador. Caso o sistema identifique uma repetitividade de padrões sem evolução técnica, a **UBAI** avalia a utilidade de propor uma troca, isto é, o sistema revela os padrões e vulnerabilidades do adversário em troca de uma desvantagem temporária, tal como a retirada de um membro da equipe. Essa abordagem delega ao jogador a decisão sobre “o momento do sacrifício”, reforçando a sensação de controle ( $D_6$ ), evitando a passividade e valorizando, ainda, a satisfação da superação.

### 3.5. Concentração na Tarefa em Mãos ( $D_5$ )

A concentração na tarefa envolve uma atenção intensa na atividade, bloqueando estímulos irrelevantes para o contexto imediato [Csikszentmihalyi 2014]. Ao projetar este cenário em jogos de horror como *Resident Evil Requiem*, a IA (c#5.1) opera via **EM** para regular o nível de tensão baseado no estado emocional do jogador. Através de diálogos que funcionam como “sondas” psicológicas, a IA infere níveis de ansiedade. Caso detectada uma ansiedade paralisante, a **EDA** altera a trilha sonora para sons menos assustadores e ajusta a iluminação, reduzindo a frequência de sustos. À medida que a IA identifica um aumento de resiliência via **EM**, elementos de horror retornam aos poucos.

A IA (c#5.2) também auxilia em jogos com painéis informativos densos via **UBAI**, fundamentada pelo **CPM**. Ao projetar este cenário em um título como *Monster Hunter Wilds* (ação), o **CPM** estima a carga cognitiva e o foco do jogador. Caso detecte uma redução na concentração ou sobrecarga de informações, a **UBAI** avalia a utilidade de cada elemento do “painel de informações” (HUD, do inglês, *heads-up display*) em tempo real. Em seguida, a **EDA** oculta dinamicamente componentes menos relevantes (p. ex., indicadores de missões secundárias) ou silencia dicas repetitivas. Essa

personalização também favorece a junção de ação e percepção (D<sub>2</sub>) ao remover distrações que fragmentam a atenção, reduzindo o esforço cognitivo consciente.

### 3.6. Sensação de Controle (D<sub>6</sub>)

A sensação de controle ocorre quando a pessoa sente que pode lidar com a situação e influenciar os resultados [Csikszentmihalyi 2013]. Jogos de luta como *Mortal Kombat 1* exigem comandos complexos que podem dificultar o domínio de iniciantes. Para mitigar barreiras de execução, a IA (c#6.1) atua através da **CBR**, fundamentada pelo **BM**. Nesse cenário, o sistema monitora as entradas do jogador em tempo real. Ao identificar falhas, a IA consulta uma base de referência para oferecer pistas visuais sobre sequências de golpes. Essa assistência agiliza a compreensão do combate, transformando a frustração da execução de golpes em percepção de competência.

A sensação de controle também é fortalecida quando o jogador percebe sua influência no desfecho da tarefa, o que exige dados que subsidiem decisões estratégicas. Para mitigar a interrupção da imersão causada pela consulta a guias externos, a IA (c#6.2) usa um **KB-RS** fundamentado pelo **BM**. Ao projetar esse cenário em jogos como *Dragon Quest Monsters: The Dark Prince* (RPG), o sistema utiliza o **BM** para monitorar a equipe atual. Em seguida, o **KB-RS** cruza esses dados com a base de conhecimento do domínio para recomendar, via NPCs ou atualizações no bestiário (i.e., glossário de monstros), métodos de síntese de monstros aliados. Tal curadoria também elucida objetivos claros (D<sub>3</sub>) ao tornar as regras de progressão transparentes, e reforçando a convicção de que o jogador detém as rédeas da experiência.

### 3.7. Perda de Autoconsciência (D<sub>7</sub>)

A perda de autoconsciência provém de uma concentração tão intensa que o indivíduo suspende a reflexão sobre preocupações internas ou estímulos irrelevantes [Csikszentmihalyi 2014]. Para potencializar essa dimensão, a IA (c#7.1) utiliza **KB-RS** fundamentado pelo **BM**. Ao projetar este cenário em jogos que permitem a personalização de avatares, como *Hogwarts Legacy* (ação) e *Pokémon Legends Z-A* (RPG), o **BM** identifica padrões de escolha e preferências estéticas do jogador, permitindo que o **KB-RS** cruze esses dados com bases de conhecimento sobre estética para recomendar customizações que reforcem a satisfação com a autoimagem. Assim, ao auxiliar o jogador a construir uma representação que favoreça o conforto pleno, o mecanismo utiliza a **EDA** para fortalecer a conexão com o personagem e a desconexão com as inseguranças cotidianas, facilitando a manutenção no fluxo.

A narrativa também exerce um papel fundamental nesta dimensão. Para tanto, a IA (c#7.2) utiliza **GenAI** para o processamento semântico do roteiro, operando via **EDA** e fundamentada pelo **EM**. Ao projetar esse cenário em jogos como *Omori* (RPG) e *Lost Records: Bloom and Rage* (aventura), o sistema identifica temas sensíveis que podem atuar como gatilhos emocionais. Ao exibir avisos preventivos, a IA prepara o jogador psicologicamente, evitando que impactos negativos súbitos quebrem a imersão e garantindo que a jornada permaneça dentro dos limites do envolvimento satisfatório.

### 3.8. Transformação Temporal (D<sub>8</sub>)

A transformação temporal está relacionada à percepção alterada da passagem do tempo, suspendendo temporariamente a preocupação com cronogramas cotidianos

[Csikszentmihalyi 2013]. A imposição rígida de prazos em títulos como *Metaphor: ReFantazio* (RPG) e *Outer Wilds* (aventura) inibe a exploração e gera frustração.

Para mitigar esse problema, a IA (c#8.1) utiliza *scheduling algorithms* e *adaptive pacing*. Via **BM**, o jogo monitora o progresso em relação aos prazos narrativos. Ao projetar esse cenário em jogos como *Persona 3 Reload* (RPG), caso o sistema identifique dificuldades persistentes no cumprimento de prazos, são introduzidas funções de manipulação temporal. Utilizando **GenAI** para sintetizar explicações narrativas e modelos visuais (*assets*) de novos itens que estendam as janelas de oportunidade, a IA adequa o progresso ao ritmo do jogador, preservando o fluxo.

Outro aspecto desta dimensão refere-se à viabilidade temporal dos objetivos, ou seja, se o jogador percebe que não poderá concluir uma tarefa na janela de tempo disponível, a tranquilidade e a imersão são comprometidas. Nesse contexto, a IA (c#8.2) regula o ritmo de progressão (i.e., a frequência de eventos) via **EDA**, fundamentada pelas previsões do **BM**. Prevendo a duração da sessão pelo perfil de interação, o jogo redistribui encontros e recompensas para assegurar que o jogador vivencie um ciclo completo de “objetivo e conquista”, mesmo em períodos reduzidos. Ao projetar esse cenário em simuladores de vida com fazendas como *Story of Seasons: Grand Bazaar*, o escalonamento inteligente acelera o crescimento de colheitas ou antecipa diálogos ao detectar padrões de jogo curtos, garantindo que o tempo de jogo seja um espaço de satisfação e protegendo o fluxo contra interrupções.

### 3.9. Experiência Autotélica (D<sub>9</sub>)

A experiência autotélica ocorre quando a atividade é intrinsecamente recompensadora, motivando a repetição pelo prazer inerente à tarefa [Nakamura e Csikszentmihalyi 2014]. Para evitar a exaustão por repetitividade, a IA (c#9.1) opera via **NPCG**, fundamentada pelo **BM**. Ao projetar esse cenário em um simulador de vida como *Hello Kitty Island Adventure*, o **BM** monitora o histórico de interações e a frequência dos diálogos com NPCs, permitindo que modelos baseados em *transformers* expandam as interações com narrativas inéditas. Utilizando *persona modeling* fundamentado em arquétipos de romances visuais, o sistema assegura que as interações permaneçam fiéis à identidade de NPCs. Essa abordagem transforma os diálogos em algo organicamente novo, garantindo que o ato de jogar permaneça como a própria recompensa.

Também para sustentar essa dimensão, a IA (c#9.2) opera via **CBR**, fundamentada pelo **BM**. Ao projetar este cenário em um jogo de luta como *Super Smash Bros. Ultimate*, o **BM** identifica padrões e lacunas técnicas do jogador, enquanto o **CBR** aplica estratégias de combate de uma base de casos para configurar o comportamento do parceiro ideal em lutas cooperativas. Caso o sistema detecte negligência na defesa, a IA assume uma postura de suporte e controle de área para cobrir vulnerabilidades. Essa sinergia inteligente remove o atrito de falhas individuais e prioriza a satisfação da coordenação mútua. O cenário também elucida a sensação de controle (D<sub>6</sub>) ao assegurar que o jogador detenha as rédeas do resultado tático, transformando falhas individuais em sucessos coletivos.

## 4. Proposições

Com base nos cenários de uso descritos na Seção 3, formulamos um conjunto de proposições para a aplicação de métodos de IA em sistemas lúdicos (Tabela 1). Essas

propostas articulam questões técnicas com foco na orquestração da tecnologia a fim de sustentar o fluxo. Vale lembrar que, devido à natureza sistêmica e interdependente da experiência ótima, uma única proposição pode influenciar mais de um aspecto do fluxo.

**Tabela 1. Propostas de aprimoramento da experiência ótima em jogos via IA.**

| Proposição                                                  | Descrição                                                                                                                             | Técnica(s) de IA                                              | Cenário basilar |
|-------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------|-----------------|
| Reordenamento de desafios baseado em proficiência           | Reorganiza a sequência de desafios conforme a habilidade técnica demonstrada pelo jogador, evitando a estagnação.                     | BM & EDPCG                                                    | c#1.1           |
| Ajuste dinâmico de combate                                  | Adapta o poder e os padrões dos oponentes do jogador em tempo real a fim de manter o equilíbrio de dificuldade.                       | BM & DDA                                                      | c#1.2           |
| Automação preditiva de inventário e ferramentas de jogo     | Antecipa a necessidade de itens baseada no contexto ambiental, reduzindo o esforço consciente na execução de tarefas.                 | BM & EDA                                                      | c#2.1           |
| Curadoria de ações contextuais                              | Prioriza comandos relevantes e oculta opções desnecessárias ao momento atual.                                                         | BM & CB-RS                                                    | c#2.2           |
| Recomendação dinâmica de metas alcançáveis                  | Sugere rotas e objetivos compatíveis com o nível de progressão e o tempo disponível do jogador.                                       | BM & CB-RS                                                    | c#3.1           |
| Otimização probabilística de itens em lojas de jogo         | Ajusta a aparição de itens desejáveis em lojas com inventários rotativos para transformar a coleção em um objetivo viável.            | BM & CB-RS                                                    | c#3.2           |
| Equilíbrio entre suporte e autonomia                        | Determina o momento ideal para oferecer orientações estratégicas sem comprometer a autonomia.                                         | BM & UBAI                                                     | c#4.1           |
| Sinalização tática baseada em risco e recompensa            | Oferece pistas táticas em troca de sacrifícios de recursos, mantendo a demanda intelectual do jogador elevada.                        | BM & UBAI                                                     | c#4.2           |
| Modulação ambiental baseada em resiliência emocional        | Regula elementos de tensão conforme a prontidão afetiva do jogador.                                                                   | EM & EDA                                                      | c#5.1           |
| Ocultação adaptativa de elementos da HUD                    | Minimiza o ruído visual ao remover informações de tela em estados de baixa concentração.                                              | CPM, UBAI & EDA                                               | c#5.2           |
| Orientação estratégica preditiva para execução de comandos  | Fornecer demonstrações visuais de execução baseadas em falhas recorrentes de entrada.                                                 | BM & CBR                                                      | c#6.1           |
| Integração de bases de conhecimento à narrativa             | Integra informações estratégicas (p. ex., mecânicas de evolução de parceiros) ao ambiente virtual, sustentando a imersão.             | BM & KB-RS                                                    | c#6.2           |
| Personalização estética para satisfação de autoimagem       | Sugere customizações de avatar que reforçam a conexão com a identidade e a imersão.                                                   | BM, EDA & KB-RS                                               | c#7.1           |
| Monitoramento de conteúdo sensível                          | Analisa eventos narrativos iminentes para emitir alertas que protegem a integridade emocional do jogador.                             | EM, EDA & GenAI                                               | c#7.2           |
| Manipulação algorítmica de janelas temporais narrativas     | Introduz recursos que estendem prazos fictícios para permitir a exploração no ritmo do jogador.                                       | BM, <i>scheduling algorithms, adaptive pacing &amp; GenAI</i> | c#8.1           |
| Reescalonamento de ciclos de recompensa para sessões curtas | Reorganiza a densidade de eventos para garantir que a percepção de conquista ocorra em intervalos alcançáveis.                        | BM & EDA                                                      | c#8.2           |
| Geração de diálogos inéditos e narrativamente coerentes     | Provê interações sociais que respeitam a personalidade das personagens de jogo (NPCs).                                                | BM, NPCG, <i>transformers &amp; persona modeling</i>          | c#9.1           |
| Coordenação tática adaptativa de aliados                    | Configura o comportamento de parceiros em partidas cooperativas ao recuperar estratégias que compensem lacunas detectadas no jogador. | BM & CBR                                                      | c#9.2           |

Ressalta-se que as técnicas de IA são complementares, não mutuamente excludentes. Por exemplo, combinar modelagem com ajuste dinâmico permite que a adaptação pareça parte do universo lúdico, e não uma manipulação técnica intrusiva. A interoperabilidade entre métodos, embora eleve a complexidade do desenvolvimento, favorece uma experiência fluida e sem rupturas nos fatores determinantes para o fluxo.

## 5. Discussão

As proposições apresentadas revelam que a manter o fluxo exige um ciclo de percepção e ação orquestrado pela IA. A recorrência da modelagem como base para as demais intervenções a posiciona como a “camada de sensoriamento” indispensável. Sem esse diagnóstico, as técnicas perdem sua natureza adaptativa e tornam-se reações genéricas, comprometendo a experiência ótima.

Para a indústria, estas proposições fundamentam o emprego da IA para além da geração de conteúdo, priorizando a experiência ótima. Ao abranger diversos gêneros de jogos e escalas (i.e., AAA e indies), as propostas demonstram versatilidade em contextos distintos de desenvolvimento. Tal perspectiva permite personalizar a experiência respeitando a individualidade e as restrições temporais de cada jogador. Para a comunidade acadêmica, este trabalho integra a Teoria do Fluxo a métodos emergentes de IA, provendo embasamento para pesquisas sobre adaptabilidade e preservação do fluxo.

A orquestração simultânea de múltiplos métodos de IA introduz um *overhead* computacional que requer atenção. A execução contínua dos algoritmos pode impactar o desempenho, representando um desafio técnico em dispositivos com recursos limitados. Como limitação, a natureza não empírica do trabalho demanda validação prática futura das proposições, apesar do seu sólido embasamento teórico. Ainda assim, a reflexão já inspirou o ecossistema Flowtris [Marques e Miranda 2026b], cujo sistema de DDA focado no fluxo demonstrou viabilidade em testes empíricos [Marques e Miranda 2026a].

## 6. Conclusão

Este trabalho explorou como diferentes técnicas de IA podem ser combinadas para aprimorar a experiência ótima em jogos. Com base nas dimensões do estado de fluxo, foram descritos cenários e proposições visando mitigar entraves de sistemas lúdicos contemporâneos, tais como, a sobrecarga cognitiva e a rigidez temporal. As proposições apresentadas, apesar de não exaustivas, sugerem caminhos concretos em diferentes frentes de desenvolvimento, capazes de promover a experiência ótima em diversos gêneros. Compreendemos, ainda, que os resultados deste trabalho poderão ser a mola mestra para que a indústria de jogos empregue novos paradigmas e tecnologias de IA com o intuito de favorecer a experiência ótima em jogos.

Como trabalhos futuros, propomos desenvolver protótipos em motores de jogo que implementem as proposições formuladas. O objetivo é avaliar experimentalmente não apenas os impactos em relação a experiência ótima do jogador, mas também analisar a viabilidade técnica por meio de métricas de desempenho computacional (p. ex., tempo de processamento por frame, consumo de CPU, e alocação de memória).

## Agradecimentos

Este trabalho foi apoiado pelo Grupo de Pesquisa em Artefatos Físicos de Interação (PAIRG) da Universidade Federal do Rio Grande do Norte (UFRN), e parcialmente financiado pela Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES processo #88887.596240/2020-00). Também agradecemos pelos recursos do Laboratório de Computação Física e Fisiológica do PAIRG (PAIRG L2PC) da UFRN. A IA Gemini foi utilizada para apoiar a correção ortográfica deste artigo.

## Referências

- Adams, E. (2014). *Fundamentals of game design*. 3. ed. New Riders.
- Aggarwal, C.C. (2016). An introduction to recommender systems. In: *Recommender systems: The textbook*. Springer, pp. 1-28.
- Azad, S., Xu, J., Yu, H., & Li, B. (2017). Scheduling live interactive narratives with mixed-integer linear programming. In: *AAAI Conference on Artificial Intelligence and Interactive Digital Entertainment (AIIDE)*, 2-8.
- Bakkes, S.C., Spronck, P.H., & Van Lankveld, G. (2012). Player behavioural modelling for video games. *Entertainment Computing*, 3(3): 71-79.
- Barthet, M., Khalifa, A., Liapis, A., & Yannakakis, G. (2022). Generative personas that behave and experience like humans. In: *17th International Conference on the Foundations of Digital Games (FDG)*, 1-10.
- Bohil, C.J. & Biocca, F.A. (2010). Cognitive modeling of video game player user experience. In: *18<sup>th</sup> World IMACS Congress and MODSIM09 International Congress on Modelling and Simulation*, 229-233.
- Chen, J. (2007). Flow in games (and everything else). *Communications of the ACM*, 50(4): 31-34.
- Csikszentmihalyi, M. (1990). *Flow – The psychology of optimal experience*. Harper Perennial.
- Csikszentmihalyi, M. (1997). *Finding flow: The psychology of engagement with everyday life*. Basic Books.
- Csikszentmihalyi, M. (2013). *Flow: The Psychology of Happiness*, Random House.
- Csikszentmihalyi, M. (2014). *Flow and the foundations of positive psychology: The collected works of Mihaly Csikszentmihalyi*. Springer.
- D’Andrea, D.A.D., Classe, T.M., & Siqueira, S.W.M. (2025). Mapeamento sistemático da literatura sobre frameworks de game design baseados em motivação e emoção. In: *XXIV Simpósio Brasileiro de Jogos e Entretenimento Digital (SBGames ’25)*, 48-59.
- Donskikh, A., Barabanov, V., Likhonin, M., & Mikhailusov, A. (2021). Architecture of utility-based AI and behavior tree control system. In: *3<sup>rd</sup> International Conference on Control Systems, Mathematical Modeling, Automation and Energy Efficiency (SUMMA ’21)*, 167-170.
- Hooshyar, D., Yousefi, M., & Lim, H. (2018). Data-driven approaches to game player modeling: a systematic literature review. *ACM Computing Surveys*, 50(6): 1-19.
- Kalyuga, S. & Plass, J.L. (2009). Evaluating and managing cognitive load in games. In: *Handbook of research on effective electronic gaming in education*. IGI Global, pp. 719-737.
- Kristen, K.Y., Guzdial, M., & Sturtevant, N.R. (2024). Evaluating the effects of AI directors for quest selection. In: *AAAI Conference on Artificial Intelligence and Interactive Digital Entertainment (AIIDE)*, 245-252.

- Marques, F.P.R. & Miranda, L.C. (2022a). Avaliação de jogos educacionais para aprendizado da língua japonesa: Uma proposta baseada em heurísticas. In: *XXI Simpósio Brasileiro de Jogos e Entretenimento Digital (SBGames'22)*, 1009-1018.
- Marques, F.P.R. & Miranda, L.C. (2022b). Design de jogo e experiência de fluxo: Reflexão e desafios na perspectiva da teoria do fluxo. In: *XXI Simpósio Brasileiro de Jogos e Entretenimento Digital (SBGames'22)*, 41-50.
- Marques, F.P.R. & Miranda, L.C. (2023). Heuristics to support the evaluation of optimal experience in educational games for learning japanese as a second language. *Journal on Interactive Systems*, 14(1): 494-517.
- Marques, F.P.R. & Miranda, L.C. (2026a). Avaliação da experiência ótima de jogadores via escalas de fluxo: Revisões, diretrizes psicométricas, jogo digital e instrumentos psicométricos. In: *XXV Simpósio Brasileiro de Jogos e Entretenimento Digital (SBGames'26)*, 1-7.
- Marques, F.P.R. & Miranda, L.C. (2026b). Flowtris: Design de um jogo de quebra-cabeça de ação para indução multidimensional do fluxo. In: *XXV Simpósio Brasileiro de Jogos e Entretenimento Digital (SBGames'26)*, 1-12.
- Nakamura, J. & Csikszentmihalyi, M. (2014). The concept of flow. In: *Flow and the foundations of positive psychology*. Springer, pp. 239-263.
- Pedersen, C., Togelius, J., & Yannakakis, G.N. (2010). Modeling player experience for content creation. *IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games*, 2(1): 54-67.
- Robertson, J., Heiden, J., & Cardona-Rivera, R.E. (2023). Evolving interactive narrative worlds. In: *19<sup>th</sup> AAAI Conference on Artificial Intelligence and Interactive Digital Entertainment (AIIDE'23)*, 126-135.
- Silva, V.E. & Farbiarz, A. (2025). Gamificação com Flow: resgatando o lúdico para uma aprendizagem engajadora no ensino fundamental. In: *XXIV Simpósio Brasileiro de Jogos e Entretenimento Digital (SBGames'25)*, 1923-1933.
- Taveekitworachai, P., Dewantoro, M.F., Xia, Y., Suntichaikul, P., & Thawonmas, R. (2025). Benching: A benchmark for evaluating large language models in following structured output format instruction in text-based narrative game tasks. *IEEE Transactions on Games*, 17(3): 665-675.
- Tseng, Y.M., Huang, Y.C., Hsiao, T.Y., Chen, W.L., Huang, C.W., Meng, Y., & Chen, Y.N. (2024). Two tales of persona in LLMs: A survey of role-playing and personalization. In: *Findings of the Association for Computational Linguistics / Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP'24)*, 16612-16631.
- Wender, S. & Watson, I. (2014). Combining case-based reasoning and reinforcement learning for unit navigation in real-time strategy game AI. In: *International Conference on Case-Based Reasoning (ICCBR)*, 511-525.
- Wolf, M.J. (2021). The experience and exploration of worlds in single-player video games. *Images. The International Journal of European Film, Performing Arts and Audiovisual Communication*, 29(38): 223-230.

- Yannakakis, G.N. (2012). Game AI revisited. In: *9<sup>th</sup> Conference on Computing Frontiers (CF)*, 285-292.
- Yannakakis, G.N. & Togelius, J. (2018). *Artificial intelligence and games*. Springer.
- Zhang, Y., He, S., Wang, J., Gao, Y., Yang, J., Yu, X., & Sha, L. (2010). Optimizing player's satisfaction through DDA of game AI by UCT for the game dead-end. In: *6<sup>th</sup> International Conference on Natural Computation (ICNC'10)*, 4161-4165.
- Zhang, Y., Zhang, G., & Huang, X. (2022). A survey of procedural content generation for games. In: *3<sup>rd</sup> International Conference on Culture-Oriented Science and Technology (CoST'22)*, 186-190.
- Zhao, Y.C., Wu, D., Song, S., & Yao, X. (2024). Exploring players' in-game purchase intention in freemium open-world games: The role of cognitive absorption and motivational affordances. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 40(3): 744-760.