

Como Atualizações de Jogos Online Influenciam Sentimentos e Engajamento dos Jogadores

Eduardo Guimarães¹, Lucas Machado¹, Mariana Alves¹,
Nataniel Geraldo¹, Pedro Motta¹, Vítor Lion¹

¹Engenharia de Software – PUC Minas - Pontifícia Universidade Católica de Minas Gerais
Belo Horizonte – Minas Gerais – Brasil

Abstract. *This study investigates how updates in online games impact user sentiment and player engagement across different game genres. By collecting user reviews from the Steam platform, it extracts lexical topics using Latent Dirichlet Allocation (LDA), and applies sentiment analysis (VADER) to verify the data pool. Results show that, in most genres, player engagement is not statistically correlated with review sentiment. However, thematic analysis reveals that players tend to respond better to general, reward-based updates, and negatively to highly specific or technical issues.*

Keywords: *Sentiment Analysis, Review, Steam, Digital Games, Release.*

Resumo. *Este estudo investiga como atualizações em jogos digitais influenciam o sentimento dos usuários e o engajamento dos jogadores, considerando diferentes gêneros de jogos. Foram coletadas avaliações na plataforma Steam, extraídos tópicos lexicais por meio da técnica de Latent Dirichlet Allocation (LDA) e realizada análise de sentimentos utilizando o algoritmo VADER. Os resultados indicam que na maioria dos gêneros não há correlação estatisticamente significativa entre sentimento e número de jogadores. Contudo, a análise temática mostra que atualizações mais genéricas e focadas em recompensas tendem a ser melhor recebidas, enquanto problemas técnicos e mudanças específicas geram avaliações negativas.*

Palavras-chave: *Análise de Sentimento, Review, Steam, Jogos Digitais, Release.*

1. Introdução

Atualizações frequentes são uma prática fundamental na indústria de jogos digitais. Elas servem para corrigir erros, balancear jogabilidade e introduzir novos conteúdos. Estudos recentes, como os de Yu et al. (2021), que analisaram a percepção dos jogadores em relação a atualizações, e Claypool et al. (2015), que investigaram o impacto de *patches* na jogabilidade, demonstram a importância dessas atualizações na manutenção do engajamento dos jogadores e no ciclo de vida dos jogos. Yu et al. (2021) analisaram mais de 300.000 *reviews* do jogo PUBG na plataforma Steam® utilizando a técnica de modelagem de tópicos ‘Alocação Direta de Dirichlet’ (LDA, do inglês ‘*Latent Dirichlet Allocation*’) para identificar como atualizações mensais influenciavam a percepção dos jogadores, agrupando os comentários em 14 tópicos distintos e analisando sua prevalência ao longo do tempo. Da mesma forma, Claypool et al. (2015) investigaram o impacto de *patches* no League of Legends, classificando mais de 7.700 mudanças em uma taxonomia inédita e correlacionando-as com dados de desempenho de 11.000 jogadores, demonstrando como as atualizações afetam as taxas de vitória e banimento de personagens.

Este estudo parte do interesse em entender como essas atualizações afetam a experiência dos jogadores, influenciando seu engajamento, sentimento e avaliações ao longo do tempo. Foi adotada a abordagem *Goal-Question-Metric* (GQM) para estruturar a investigação, com o objetivo principal (*Goal*) de analisar como atualizações de jogos on-line influenciam o comportamento e sentimento dos jogadores. Para atingir esse objetivo, foram formuladas quatro questões de pesquisa (RQ's, do inglês '*Research Questions*') principais:

1. Qual é a correlação entre o sentimento médio das avaliações e a variação no número de jogadores?
2. Como os jogadores reagem às atualizações, considerando o sentimento médio das avaliações?
3. Qual é a diferença na quantidade de *reviews* entre *releases* positivas e negativas?
4. Qual é a relação entre o tipo de *release* e os sentimentos dos jogadores?

Para responder a essas questões, foi definido um conjunto de métricas quantificáveis, incluindo: número de jogadores ativos por dia, volume de avaliações positivas e negativas, sentimento médio das *reviews* - analisado com o algoritmo 'Dicionário Sensível à Valência e Raciocinador de Sentimentos (VADER, do inglês '*Valence Aware Dictionary and Sentiment Reasoner*') - , tópicos extraídos com LDA das avaliações, número de espectadores em transmissões, número de seguidores e datas de lançamento de atualizações, permitindo o cruzamento temporal das informações.

Este estudo se diferencia por abordar múltiplos gêneros de jogos (*Action, Adventure, Casual, Indie, Racing e Strategy*) e por integrar técnicas avançadas de processamento de linguagem natural, como demonstrado por Vargas et al. (2018) em sua análise do *Pokémon GO*, que correlacionou atualizações com *feedback* espontâneo de jogadores brasileiros na *Play Store*. Além disso, foi aplicada a técnica de modelagem de tópicos às *patchnotes*, seguindo a metodologia de Yu et al. (2021), mas expandindo para uma variedade maior de jogos.

A relevância deste trabalho está em fornecer *insights* tanto para desenvolvedores — que podem usar esses dados para priorizar atualizações — quanto para pesquisadores interessados na dinâmica entre manutenção de software e experiência do usuário em jogos digitais. Como demonstrado pelos estudos citados, entender essa relação é crucial em uma indústria onde a satisfação do jogador e a longevidade dos produtos estão diretamente ligadas à capacidade de responder adequadamente ao *feedback* da comunidade [Vargas et al. 2018].

2. Trabalhos Relacionados

Nesta seção são apresentados os trabalhos relacionados com a análise de sentimentos de usuários de jogos digitais.

Com o objetivo de identificar e caracterizar a percepção dos usuários de jogos ao longo do tempo, Lu et al. (2020) realizaram um estudo dirigido a dados sobre o jogo "No Man's Sky" utilizando modelagem de tópicos a partir dos textos das revisões dos usuários na plataforma Steam, na medida em que atualizações desses jogos (*patches*) foram lançadas. Os autores extraíram mais de 85 mil revisões de usuários ao longo de 3 anos de atualizações do jogo. Então, sobre esses textos, aplicaram uma técnica de mineração

de texto baseada em aprendizado de máquina chamada “modelagem de tópicos” para analisar os textos extraídos. Esse método gera termos semanticamente relevantes que definem o sentimento geral das avaliações dos usuários. Ao final, os autores organizaram os principais tópicos gerados em uma tabela, ordenada de acordo com a frequência de ocorrências; e analisaram a prevalência dos tópicos ao longo do tempo, o que permitiu verificar de que forma os sentimentos dos jogadores foi se alterando em cada atualização lançada. O estudo é relevante para esta pesquisa, porque inspirou a metodologia a ser adotada, de extrair tópicos semânticos das revisões de jogadores ao longo do tempo para cada atualização.

De forma semelhante, Hu et al. (2023) buscaram identificar, especificamente, as reclamações dos jogadores nas revisões de jogos Cross-Platform da plataforma Steam. Para chegar a este objetivo, coletaram revisões de usuários desses tipos de jogos da plataforma e aplicaram sobre esses comentários a mesma técnica mencionada anteriormente, a de modelagem de tópicos. Após a análise dos resultados, concluíram que a grande maioria das reclamações diz respeito a jogadores que utilizam computadores pessoais (notebook ou desktop), pois muitos dos jogos não apresentam a robustez necessária para se adaptarem às particularidades de um computador ao serem “trazidos” dos *consoles*. Esse estudo é relevante para esta pesquisa, pois também utilizou a mesma metodologia de extração de tópicos a partir de comentários de usuários, além de ter a mesma fonte de dados (a plataforma de jogos Steam).

Hassan et al. (2020) buscaram identificar atualizações negativas de jogos para dispositivos móveis publicados na Google Play Store, as principais causas para os *feedbacks* negativos e como os desenvolvedores tipicamente recuperam dos retornos negativos dos jogadores. Para isso, analisaram as avaliações de 26.726 atualizações dos 2.526 jogos grátis para baixar mais populares da Google Play Store. Para conduzir o estudo, os autores coletaram as avaliações dos jogos mencionados ao longo de 12 meses. Então, criaram um índice chamado “escala de negatividade”, que avalia o quanto as avaliações negativas (1 ou 2 estrelas) dos jogos aumentaram ou diminuíram em relação à atualização anterior. Então, identificaram as 250 atualizações com as piores evoluções de avaliação e analisaram os motivos indicados pelos usuários. Ao final, concluíram que os maiores motivadores de pioras de avaliações são causadas por “problemas funcionais” e quebra da aplicação. O estudo apresenta relevância para esta pesquisa, pois, apesar de não avaliar o mesmo parâmetro (comentários/avaliações em estrelas), analisa a percepção dos usuários em relação a cada atualização dos jogos ao longo do tempo. Ele se difere deste no sentido de buscar compreender as alterações que geram impacto negativo, enquanto que este busca avaliar os tipos de atualizações que geram mais engajamento dos usuários.

Apesar de não tratar necessariamente sobre jogos digitais, o estudo de Martin et al. (2016) busca avaliar o sentimento de usuários de aplicativos publicados na Google Play Store ao longo do tempo e de acordo com as atualizações lançadas. Para isso, analisou 38.858 aplicativos populares desta plataforma e suas 26.339 atualizações, ao longo de 12 meses. Para avaliar os retornos dos usuários, utilizou a ferramenta ‘Análise de Impacto Causal de Lançamento’ (CIRA, do inglês ‘*Causal Impact Release Analysis*’), que avalia relações causais, ou seja, realiza comparações entre diferentes cenários para avaliar se as métricas coletadas possuem relação com a mudança de cenário (no caso, atualizações). Ao final do estudo, puderam concluir que as atualizações dos aplicativos possuem impacto

fundamental no sucesso ou fracasso destes. Possui relevância direta com este estudo, pois buscou, de forma semelhante, avaliar retornos dos usuários em relação a cada nova atualização para mensurar o impacto dessas atualizações no sentimento geral dos usuários.

O estudo de Claypool et al. (2017) tem como objetivo avaliar o impacto das atualizações específicas de gameplay do jogo League of Legends na percepção dos usuários. Para avaliar essa questão, os autores coletaram dados públicos dos mais de 160 arquivos de *patch* do jogo, identificando aquelas que apresentavam mudanças na gameplay dele, bem como as estatísticas de mais de 11 mil jogadores. Os autores afirmaram que as relações entre alterações na forma de jogar e as percepções dos usuários não ficou claro e que os resultados são inconclusivos, necessitando de estudos posteriores. Esse estudo apresenta relevância significativa para este, uma vez que busca analisar o impacto de atualizações em jogos em relação à satisfação dos usuários.

3. Metodologia

Nesta seção, são descritos os procedimentos metodológicos adotados para a coleta, tratamento e análise dos dados, incluindo as ferramentas utilizadas, as técnicas de análise de sentimento e modelagem de tópicos aplicadas ao conteúdo das avaliações e atualizações dos jogos.

3.1. Seleção dos Jogos

O presente estudo teve como objetivo analisar a resposta dos jogadores a diferentes tipos de atualizações em jogos digitais, considerando as especificidades de cada categoria de gênero. Para isso, foi necessário estruturar uma coleta de dados abrangente e representativa, contemplando diferentes estilos de jogos e suas respectivas bases de usuários. A plataforma *SteamDB* foi escolhida como fonte principal de dados devido ao seu grande número de usuários ativos e à disponibilidade pública de informações sobre as categorias de gêneros de jogos mais populares.

Embora a API da *SteamDB* disponibilize 24 diferentes *tags* relacionadas a jogos, nem todas correspondem a gêneros no sentido tradicional adotado em estudos de jogos digitais, conforme demonstrado por Cardouzo et al. (2024) em seu mapeamento sistemático de classificações de gênero. Muitas dessas *tags* representam aspectos técnicos ou funcionais dos jogos como “*Early Access*”, “*Controller-Friendly*”, “*Mac OS X*”, ou “*Free to Play*” — que se referem a características de distribuição, plataforma ou jogabilidade, mas não descrevem diretamente o estilo ou gênero do jogo.

Com o objetivo de manter o foco analítico em como jogadores reagem às atualizações com base no gênero do jogo, a análise foi restrita às categorias que correspondem a gêneros consolidados e reconhecidos na literatura. Assim, foram selecionadas seis categorias: *Action*, *Adventure*, *Casual*, *Indie*, *Racing* e *Strategy*. Esses gêneros cobrem uma variedade representativa de estilos de jogo, proporcionando diversidade de mecânicas, narrativas e públicos-alvo. A escolha dessas categorias foi ainda condicionada à disponibilidade e completude dos dados oferecidos pela plataforma *SteamDB*. Nem todos os jogos listados nas outras categorias apresentavam os conjuntos completos de dados históricos necessários para a análise proposta, o que inviabilizaria a comparação direta. Assim, recorreu-se apenas aos jogos que disponibilizam as seguintes informações para *download* no *website* da *SteamDB*: i) número médio de jogadores (*players*); ii) número de seguidores do jogo (*followers*) e iii) número de análises (*reviews*) positivas e negativas.

Sendo assim, foram sumarizados um total de 25 jogos, distribuídos em seis categorias de gênero, visando uma amostra diversificada e representativa. As categorias e os jogos correspondentes são:

- Para o gênero de Ação (*Action*), foram selecionados 4 jogos, sendo eles: “The Last of Us Parte II Remastered”, “Grand Theft Auto V Enhanced”, “R.E.P.O.” e “Schedule I”.
- Para o gênero de Aventura (*Adventure*), foram selecionados 4 jogos, sendo eles: “Baldur’s Gate”, “Clair Obscur Expedition”, “The Elder Scrolls IV Oblivion Remastered” e “The Midnight Walk”.
- Para os jogos Casuais, foram selecionados 5 jogos, sendo eles: “Cities Skylines II”, “Balatro”, “Cash Cleaner Simulator”, “Drive Beyond Horizons” e “Lust Academy Final”.
- Para o gênero dos jogos *Indie*, foram selecionados 5 jogos, sendo eles: “Stardew Valley”, “ANIMAL WELL”, “Little Kitty Big City”, “Blue Prince” e “Nine Sols”.
- Para o gênero de Corrida (*Racing*), foram selecionados 4 jogos, sendo eles: “iRacing”, “BeamNG.drive”, “Car Mechanic Simulator” e “Forza Horizon”.
- Para os jogos de Estratégia (*Strategy*), foram selecionados 2 jogos, sendo eles: “Timberborn” e “Tower Dominion”.

Essa seleção permitiu uma análise abrangente de como as atualizações impactam diferentes estilos de jogos e suas respectivas comunidades de jogadores.

3.2. Coleta de dados

Além da motivação descrita na etapa anterior, a seleção dos jogos também foi operacionalizada com base na disponibilidade de dados exportáveis na plataforma SteamDB. Para cada jogo listado entre os mais jogados em cada categoria de gênero previamente definida, sua página foi acessada no site da SteamDB e, então, verificada a presença de arquivos CSV contendo os dados históricos necessários para este estudo. Especificamente, buscaram-se quatro conjuntos de dados: número médio de jogadores, número de seguidores, volume de avaliações positivas e negativas, e histórico de preços ao longo do tempo.

A presença desses quatro arquivos foi considerada critério essencial para a inclusão definitiva do jogo na amostra. Optou-se por realizar a coleta diretamente pela interface web da SteamDB, uma vez que nem todos esses dados estão estruturados ou disponíveis via API. O processo de coleta manual permitiu um controle mais rigoroso da integridade e atualidade dos dados, assegurando que todos os registros utilizados estivessem completos e referissem-se ao mesmo período de um ano de observação.

Após o *download*, os arquivos foram organizados localmente, verificados quanto à consistência e integrados em um único conjunto consolidado. Foram utilizados *scripts* desenvolvidos em *Python* para importar esses dados em uma base MongoDB, permitindo sua centralização em um ambiente estruturado e flexível. Essa estrutura foi fundamental para as etapas posteriores de análise, especialmente no cruzamento com as informações obtidas via API da Steam, como os comentários dos usuários e as notas de atualização publicadas pelos desenvolvedores.

A coleta de comentários de jogadores foi realizada por meio da API oficial da Steam®, restringindo-se a um máximo de 5.000 análises por jogo. Esses comentários, conhecidos como *reviews*, representam uma fonte valiosa de informação sobre a experiência

e a percepção dos usuários em relação aos jogos, refletindo reações a atualizações, mudanças de conteúdo, desempenho técnico e outros aspectos da evolução dos jogos ao longo do tempo. A limitação de 5.000 análises teve como objetivo controlar o volume de dados e garantir uma amostragem equilibrada entre os diferentes jogos analisados, preservando a comparabilidade entre os casos e a consistência estatística do conjunto de dados.

A coleta de *patchnotes* também foi realizada por meio da API oficial da Steam®, abrangendo o conjunto de atualizações disponibilizadas pelos desenvolvedores ao longo do ciclo de vida de cada jogo. Esses registros refletem as alterações, correções e melhorias implementadas nas diferentes versões, oferecendo uma visão detalhada da evolução contínua dos jogos analisados. Assim como na coleta de comentários, foi estipulado um limite máximo de 5.000 atualizações por jogo, de modo a controlar o volume de dados e garantir a uniformidade da amostragem. Para os jogos mais populares, esse limite foi atingido, enquanto para os demais, a quantidade coletada variou conforme a disponibilidade histórica registrada na plataforma.

3.3. Tratamento de Dados

A etapa de tratamento e análise dos dados envolveu a criação de diversos *scripts* em *Python*, desenvolvidos para realizar a coleta, o armazenamento e o pré-processamento das informações de forma estruturada e eficiente. Todos os dados extraídos foram persistidos em uma base de dados MongoDB, escolhida pela sua flexibilidade na manipulação de documentos em formato JSON, compatível com a estrutura heterogênea das informações obtidas.

As *reviews* foram submetidas a uma análise de sentimento utilizando o algoritmo VADER, desenvolvido para lidar com textos curtos e informais, tal como em comentários de redes sociais e plataformas de jogos. O resultado da análise é representado por uma pontuação de sentimento que varia entre -1 (sentimento extremamente negativo) e +1 (sentimento extremamente positivo), permitindo quantificar a percepção dos jogadores em relação aos jogos avaliados.

As *patchnotes* foram classificados em dois grupos — positivas e negativas — com base no sentimento médio dos comentários dos usuários no intervalo compreendido entre a publicação de uma *patchnote* e a divulgação da seguinte. Essa abordagem permitiu vincular diretamente o conteúdo das atualizações com a percepção expressa pela comunidade de jogadores, fornecendo evidências empíricas para avaliar o impacto qualitativo de cada release nos diferentes gêneros analisados.

Para extrair os principais tópicos abordados nas *patchnotes*, foi empregado o algoritmo LDA, uma técnica de modelagem probabilística de tópicos amplamente adotada em tarefas de mineração de texto. Antes da aplicação do algoritmo, os textos passaram por um processo de limpeza, que incluiu a remoção de URLs, *stopwords* e a lematização das palavras, com o objetivo de padronizar o conteúdo e reduzir ruídos que pudessem comprometer a acurácia da análise.

O resultado da modelagem via LDA foi, então, interpretado com apoio do modelo de linguagem ChatGPT, acessado por meio de uma API estruturada na plataforma de automação de fluxos de trabalho ‘n8n’. Essa etapa visou identificar padrões e características semânticas presentes nas atualizações que poderiam estar associadas à recepção

positiva ou negativa por parte dos jogadores, atribuindo a cada tópico um título e descrição detalhada do tópico. A Figura 1 ilustra o processo metodológico aplicado às *releases* dos jogos.

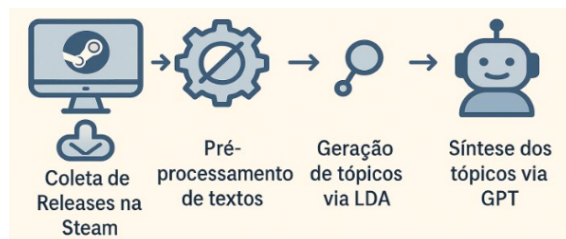


Figura 1. Metodologia tratamento *Release*

A partir da consolidação das informações descritas nas etapas anteriores — que incluem dados sobre comportamento dos jogadores, sentimento das avaliações, conteúdos das atualizações e classificação dos jogos por gênero — foi possível iniciar a fase de análise. A figura 2 ilustra o processo metodológico apresentado nesta seção: diferentes fontes de dados relacionadas à plataforma Steam® (Steam API, Steam Charts, Steam SPY e Steam DB) foram integradas por meio do ambiente n8n, responsável por orquestrar o fluxo de informações. Esses dados foram armazenados no banco MongoDB e, em etapas específicas, analisados com o apoio da API do modelo de linguagem da OpenAI. O resultado final desse fluxo é a produção de métricas e insights que embasam a análise qualitativa e quantitativa da dinâmica entre atualizações de jogos e o comportamento dos jogadores.

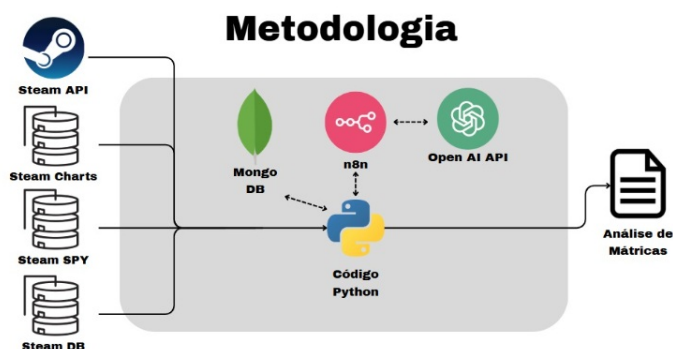


Figura 2. Metodologia da pesquisa

Além das análises estatísticas e da modelagem de tópicos via LDA, foi utilizado um modelo de ‘*one-shot learning*’ para treinar uma IA com base em exemplos representativos de textos extraídos das *patchnotes*. O termo *one-shot learning* refere-se a uma abordagem de aprendizado de máquina em que um modelo é treinado a partir de um único exemplo ou de um número muito reduzido de exemplos por classe. Diferentemente de modelos tradicionais que requerem grandes volumes de dados rotulados para aprender a realizar uma tarefa com precisão, esses modelos são projetados para generalizar com base em um único exemplo.

Esse modelo foi alimentado com um conjunto de descrições de atualizações positivas e negativas, previamente rotuladas de acordo com a percepção média dos jogadores

aferida nas análises de sentimento. A abordagem permitiu transformar as distribuições obtidas pela modelagem de tópicos LDA em categorias semânticas interpretáveis e úteis para a análise de sentimentos. A aplicação do modelo foi integrada ao *pipeline* do ambiente n8n, onde os tópicos extraídos por LDA foram automaticamente analisados e interpretados pela IA, gerando descrições semânticas padronizadas que auxiliaram na identificação de padrões temáticos relacionados ao sentimento da comunidade. O *prompt* final utilizado pode ser encontrado no Apêndice B

4. Resultados

Nesta seção, são apresentados e discutidos os resultados obtidos com base nas perguntas de pesquisa propostas e nas métricas definidas na metodologia. As análises foram conduzidas com o objetivo de compreender como diferentes gêneros de jogos digitais se comportam em relação ao impacto das atualizações, considerando aspectos como o engajamento dos jogadores, o sentimento expresso nas *reviews*, e os tópicos abordados nos *patchnotes*. Os resultados são organizados de forma a responder cada questão investigativa, destacando padrões e particularidades observadas entre os diferentes gêneros analisados.

Com base nessa estrutura investigativa, utilizou-se um conjunto consolidado de dados composto por 24 jogos, distribuídos entre seis gêneros distintos. A Tabela 1 apresenta um panorama geral da quantidade de jogos analisados por gênero, bem como o total de *releases* coletadas e o número de *reviews* consideradas no estudo.

Tabela 1. Distribuição de jogos, *releases* e avaliações por gênero

Gênero	Nº jogos	<i>Releases</i>	<i>Reviews</i>
<i>Action</i>	4	136	19.190
<i>Adventure</i>	4	10.088	15.540
<i>Casual</i>	5	2.535	19.991
<i>Indie</i>	5	3.598	20.067
<i>Racing</i>	4	6.402	10.326
<i>Strategy</i>	2	3.919	12.156
Total	24	26.678	97.270

4.1. RQ01 - Qual é a correlação entre o sentimento médio das avaliações e a variação no número de jogadores?

A RQ01 teve como objetivo investigar a existência de relação entre o sentimento médio das avaliações feitas pelos jogadores e a variação no número de jogadores ativos ao longo do tempo. A hipótese de partida era que atualizações bem avaliadas positivamente poderiam resultar em aumento no engajamento dos usuários, refletido pelo crescimento ou manutenção da base de jogadores.

Para isso, foi aplicado o teste de correlação de Spearman, por gênero, utilizando dados diários consolidados de sentimento médio e variação no número de jogadores. Esse teste foi escolhido por ser adequado para identificar tendências de associação, mesmo quando a relação entre as variáveis não é linear. Os resultados podem ser visualizados na Figura 3.

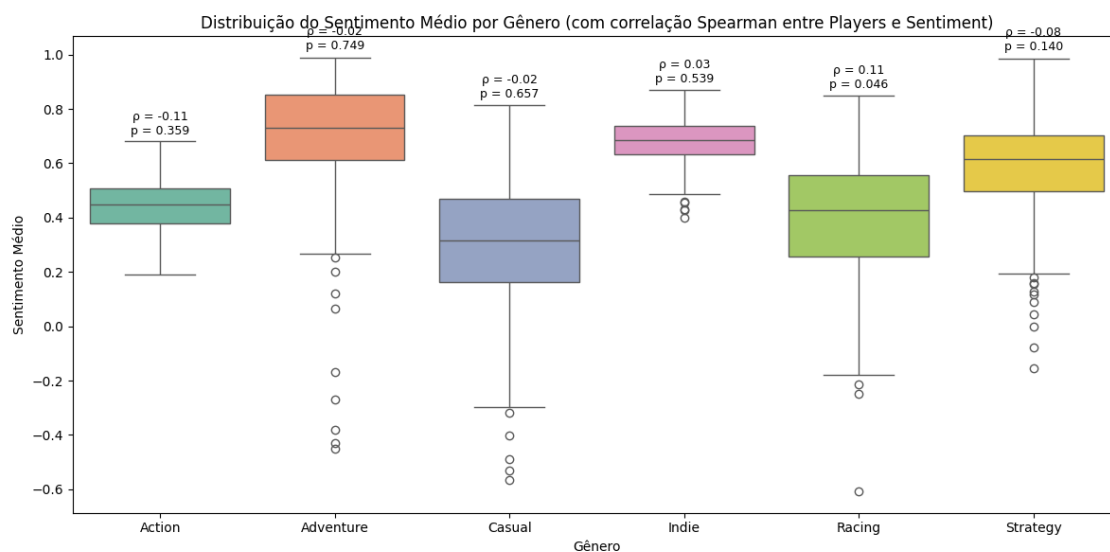


Figura 3. Correlação entre variação de jogadores e sentimento médio avaliações

Os resultados indicaram ausência de correlação estatisticamente significativa entre sentimento e número de jogadores na maioria dos gêneros analisados. Apenas o gênero *Racing* apresentou uma correlação significativa, embora de baixa magnitude ($\rho = 0,11$, $p = 0,046$), o que indica uma associação positiva, porém fraca. Nos demais gêneros, como *Action*, *Adventure*, *Casual*, *Indie* e *Strategy*, os coeficientes de correlação foram próximos de zero, e os valores de p indicaram ausência de significância estatística. Com isso, não é possível afirmar que o sentimento das avaliações esteja diretamente associado à variação no número de jogadores nesses casos.

Esses resultados sugerem que o sentimento expresso nas *reviews*, embora útil como indicador de percepção qualitativa, não se traduz necessariamente em comportamento prático de engajamento. Logo, é possível que existam outros fatores externos exercendo maior influência sobre o número de usuários ativos do que o sentimento médio isolado.

4.2. RQ02 – Como os jogadores reagem às atualizações, considerando o sentimento médio das avaliações?

A RQ02 buscou compreender como as atualizações dos jogos são percebidas pelos jogadores, utilizando como métrica o percentual de *releases* classificadas como positivas e negativas, com base no sentimento médio das avaliações coletadas após cada atualização.

Para investigar se essas proporções variam significativamente entre os diferentes gêneros de jogos, foi aplicado um teste de *Qui-quadrado*, que permite verificar se existe associação estatisticamente significativa entre duas variáveis categóricas — neste caso, o gênero do jogo e a classificação da *release*. O teste avalia a hipótese nula de que a distribuição de *releases* positivas e negativas é igual em todos os gêneros, ou seja, que não há relação entre o gênero e o tipo de recepção das atualizações. Os resultados podem ser visualizados na Figura 4.

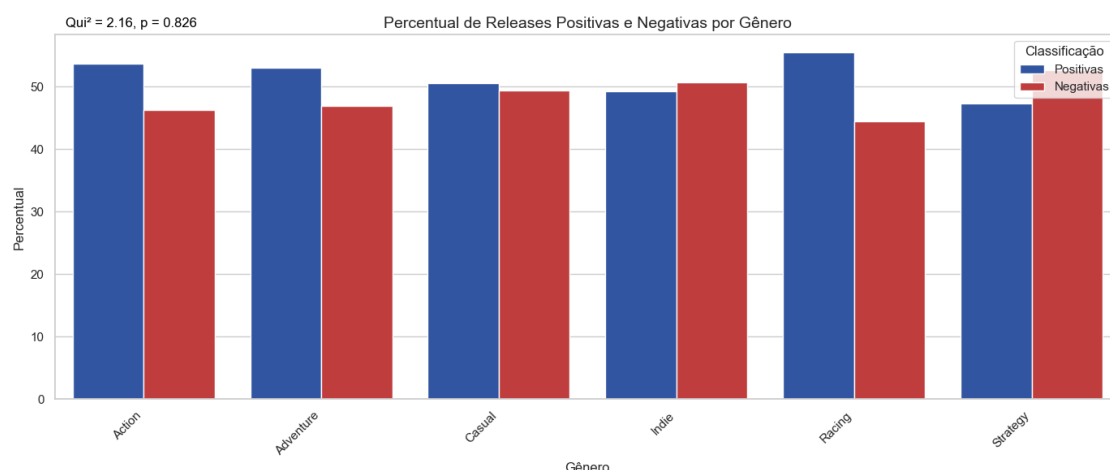


Figura 4. Percentual de releases positivas e negativas por gênero

Gêneros como *Action*, *Adventure* e *Racing* apresentaram uma proporção maior de *releases* positivas, com mais da metade das atualizações sendo bem avaliadas. Isso pode indicar que, nesses gêneros, as atualizações têm atendido melhor às expectativas dos jogadores, seja por meio de melhorias funcionais, correções ou novos conteúdos.

Por outro lado, gêneros como *Strategy* e *Indie* demonstraram um comportamento oposto: nesses casos, o percentual de *releases* negativas foi superior ao de positivas, sinalizando uma maior incidência de insatisfação. Essa diferença sugere que a forma como os jogadores reagem às atualizações não é uniforme, e que a aceitação das mudanças pode depender fortemente das características do gênero, do perfil do público e do tipo de conteúdo entregue em cada atualização.

No entanto, apesar das variações visuais observadas, o resultado do teste de *Qui-quadrado* ($\chi^2 = 2,16$, $p = 0,826$) indica que não há evidência estatística suficiente para rejeitar a hipótese nula. Isso significa que, com base nos dados analisados, a proporção de *releases* positivas e negativas não varia de forma significativa entre os gêneros. Em termos práticos, a recepção das atualizações, quando analisada globalmente, parece seguir um padrão semelhante em diferentes tipos de jogos, sugerindo que fatores comuns — como a forma de implementação ou comunicação das mudanças — podem influenciar mais do que o gênero em si.

4.3. RQ03 – Qual a diferença na quantidade de reviews entre releases positivas e negativas?

A RQ03 buscou avaliar se há diferenças relevantes na quantidade de avaliações feitas pelos jogadores, dependendo da classificação da *release* como positiva ou negativa. A hipótese inicial era de que *releases* com maior impacto — sejam elas bem ou mal recebidas — poderiam atrair um volume diferente de interações, refletido na quantidade de *reviews* publicadas.

Para isso, foi utilizada a mediana do número total de *reviews* como medida central, com o objetivo de não se considerarem *outliers*. Foi aplicado o teste de *Mann-Whitney*, que é apropriado para comparar duas distribuições independentes sem assumir normalidade. Os resultados podem ser visualizados na Figura 5

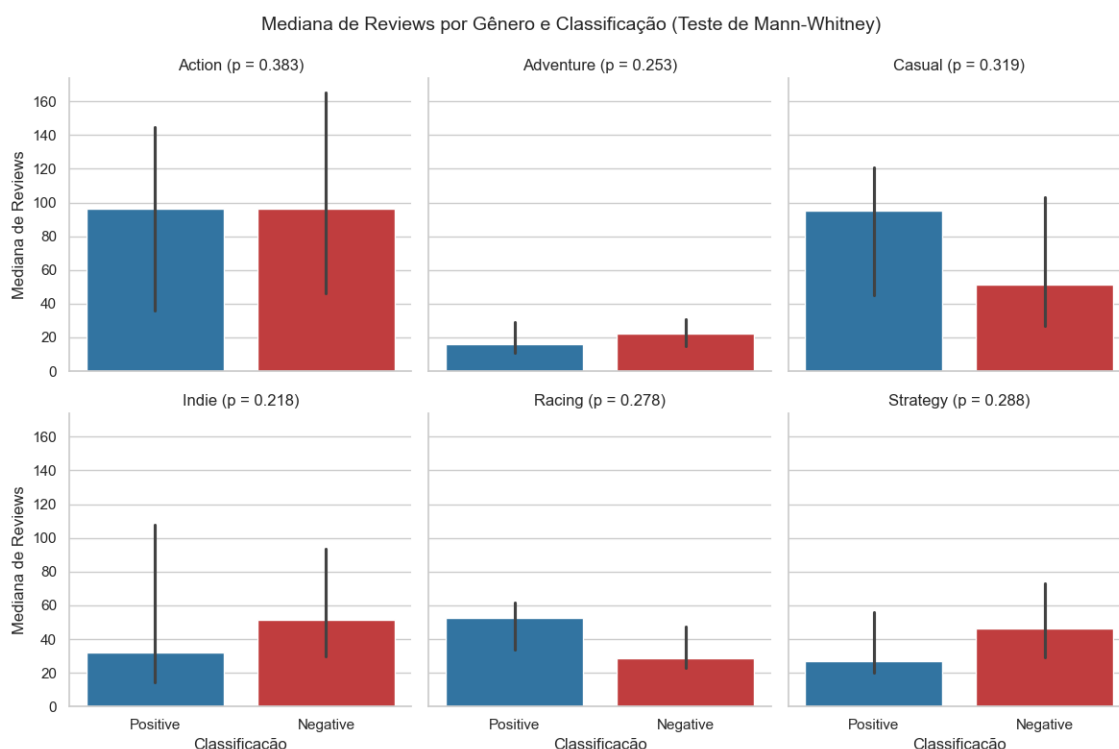


Figura 5. Mediana de reviews por gênero e classificação

Os resultados, apresentados por gênero, não indicaram diferenças estatisticamente significativas em nenhum dos casos analisados. Todos os p-valores se mantiveram acima do limiar convencional de 0,05, sugerindo que a quantidade de *reviews* não difere de forma consistente entre *releases* positivas e negativas.

No entanto, observa-se que a distribuição da quantidade de avaliações varia consideravelmente entre os gêneros, com medianas mais altas em jogos de ação (*action*) e casuais (*casual*), e valores mais baixos em gêneros como *adventure* e *indie*. Ainda assim, essas variações ocorrem de forma semelhante tanto para *releases* bem avaliadas quanto para aquelas classificadas negativamente.

Esses achados sugerem que o volume de interações por parte dos jogadores pode estar mais relacionado ao perfil do jogo e ao tamanho da base instalada do que à recepção específica de uma determinada atualização. Assim, o sentimento expresso nas avaliações não se mostra um fator determinante para o número de *reviews* geradas.

4.4. RQ04 – Qual a relação entre o tipo de *release* e os sentimentos dos jogadores?

A RQ4 busca avaliar se existem tipos de *releases* que mantêm, para determinados gêneros de jogos, uma relação de sentimentos positivos ou negativos dos usuários, encontrando, assim, tópicos que devem ser buscados ou evitados no processo de desenvolvimento. Esse teste busca avaliar a hipótese de que se há ou não padrões funcionais que acarretam em uma melhora no sentimento médio dos usuários para cada gênero.

Para isso, inicialmente foi analisada a média de sentimento para cada gênero do jogo e tipo de *release*, a fim de confirmar que a classificação das *releases* avaliadas possui

diferenças significativas que justifiquem que os desenvolvedores de jogos evitem determinados tópicos. Os resultados podem ser visualizados na Figura 6.

Média de Sentimento por Gênero e Tipo de Release

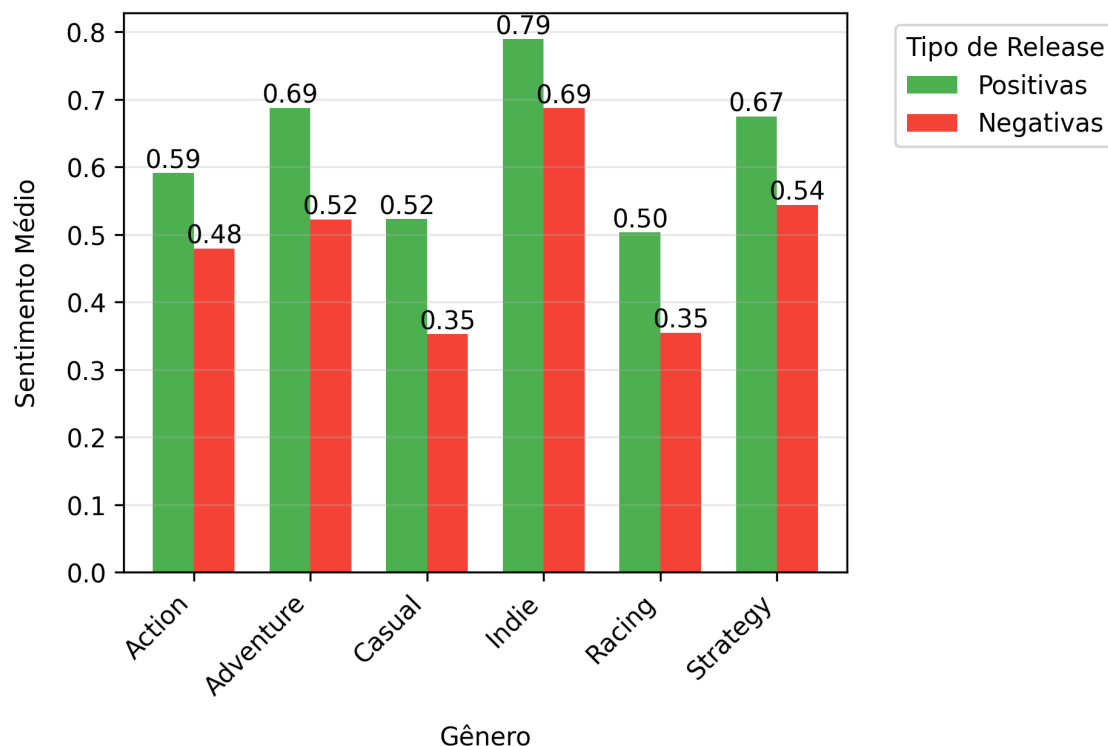


Figura 6. Média de sentimento por gênero e tipo de *release*

Com esse gráfico observou-se que para todos os gêneros, as *releases* negativas possuem uma menor média de sentimento geral do que as *releases* positivas. Tendo a menor diferença percentual de 14,5% nos jogos *indie*, indicando uma diferença 0,1 na escala de média de sentimento, que varia de 0 a 1. Como maior diferença há uma variação de 48,5% nos jogos casuais, com variação de 0,17 na escala apresentada, considerando-se então diferenças significativas entre os diferentes tipos de *release*.

Após observar esse fenômeno, para cada gênero e tipo de *release*, foi realizada uma análise cruzada de sentimento e coerência. A coerência é uma métrica do próprio LDA que indica a quão semanticamente coeso estão os conjuntos de tópicos gerados com o agrupamento dos textos, sendo que conjuntos de informações com menor coerência indicam conjunto de tópicos mais genéricos enquanto coerências maiores indicam tópicos genéricos. A escala varia 0 a 1, sendo que conjuntos de tópicos abaixo de 0,4 possuem descrições mais genéricas e acima de 0,6 são mais específicos.

Tabela 2. Sentimento médio e coerência por gênero e tipo de *release*

Gênero	Tipo	Sentimento	Coerência (c_v)
<i>Action</i>	Positivas	0,591	0,372
<i>Action</i>	Negativas	0,480	0,797
<i>Adventure</i>	Positivas	0,688	0,376
<i>Adventure</i>	Negativas	0,522	0,414
<i>Casual</i>	Positivas	0,523	0,478
<i>Casual</i>	Negativas	0,352	0,528
<i>Indie</i>	Positivas	0,789	0,382
<i>Indie</i>	Negativas	0,687	0,517
<i>Racing</i>	Positivas	0,503	0,632
<i>Racing</i>	Negativas	0,354	0,705
<i>Strategy</i>	Positivas	0,675	0,444
<i>Strategy</i>	Negativas	0,544	0,462

Com os dados dessa tabela, observou-se uma maior clareza nas LDAs negativas quando comparadas com as positivas de cada gênero, chegando à conclusão que é mais claro descrever o que deve ser evitado em cada *release* do que o que deve ser buscado.

Para completar, em união com IA generativa, foram transcritos os tópicos léxicos gerados pelo LDA em descrições dos temas para cada tópico. Ao filtrar as informações com maior relação entre coerência e sentimento médio por tópico, foi criada a Tabela 3. Cada tópico possui o valor do seu sentimento agrupado, descrito como S, e o valor da coerência do conjunto de tópicos C.

A partir dos dados da Tabela 3, observa-se tópicos mais genéricos a se seguir, devido a menor coerência e maior sentimento. Chega-se, assim, à indicação de que *releases* genéricas, que tratam de temas abrangentes como reconhecimento de recompensas e novas experiências, possuem melhor receptividade. Em contramão a isso, há tópicos mais específicos que geram uma reação mais negativa dos jogadores, como *releases* que dificultam o progresso dos usuários ou que trazem somente adição de conteúdos repetidos. Para maior detalhamento dos tópicos, o Apêndice A possui a descrição de cada um, levando em consideração os dados do LDA, os comentários e *releases* vinculados a ele.

Tabela 3. Tópicos a seguir e a evitar por gênero, com scores de Sentimento (S) e Coerência (C)

Gênero	Tópico a Seguir	Tópico a Evitar
<i>Action</i>	Reconhecimento de recompensas (S: 0,59, C: 0,37)	Questões com conteúdo (S: 0,36, C: 0,80)
	Experiências de competição (S: 0,58, C: 0,37)	Dificuldades em progresso (S: 0,48, C: 0,80)
	Suporte ao jogador (S: 0,56, C: 0,37)	Problemas técnicos e bugs (S: 0,48, C: 0,80)
<i>Adventure</i>	Novas experiências de jogo (S: 0,69, C: 0,38)	Falta de inovação (S: 0,52, C: 0,41)
	Atualizações constantes (S: 0,69, C: 0,38)	Recursos de monetização (S: 0,52, C: 0,41)
	Estética e design (S: 0,69, C: 0,38)	Problemas de desempenho (S: 0,52, C: 0,41)
<i>Casual</i>	Melhorias no jogo (S: 0,52, C: 0,48)	Correções mal implementadas (S: 0,27, C: 0,53)
	Conquista de wishlists (S: 0,51, C: 0,48)	Problemas recorrentes, modding (S: 0,30, C: 0,53)
	Desenvolvimento de DLCs (S: 0,50, C: 0,48)	Dificuldades no design urbano (S: 0,32, C: 0,53)
<i>Indie</i>	Atualizações de conteúdo (S: 0,80, C: 0,38)	Falta de inovação (S: 0,66, C: 0,52)
	Experiências apaixonadas (S: 0,79, C: 0,38)	Atrasos em promessas (S: 0,69, C: 0,52)
	Evolução e crescimento (S: 0,79, C: 0,38)	Mudanças desinspiradoras (S: 0,69, C: 0,52)
<i>Racing</i>	Veículos icônicos disponíveis (S: 0,53, C: 0,63)	Problemas recorrentes de desempenho (S: 0,35, C: 0,70)
	Interação da comunidade para votações (S: 0,51, C: 0,63)	Limitações na customização (S: 0,35, C: 0,70)
	Novas recompensas e eventos (S: 0,51, C: 0,63)	Dificuldades em conquistas de eventos (S: 0,35, C: 0,70)
<i>Strategy</i>	Atualizações significativas (S: 0,68, C: 0,44)	Desbalanceamento de missões (S: 0,52, C: 0,46)
	Construção e terreno (S: 0,67, C: 0,44)	Erro de jogo frequente (S: 0,54, C: 0,46)
	Novos recursos e ferramentas (S: 0,67, C: 0,44)	Mudanças não solicitadas (S: 0,55, C: 0,46)

5. Ameaças à Validade

Esta seção trata das ameaças à validade deste estudo. Foram identificados e analisados os aspectos dele que podem gerar algum tipo de fragilidade de suas conclusões. Foram explicitadas as ameaças à validade internas, externas, de construção e de conclusão.

Primeiramente, como ameaça à validade interna, pode-se citar a impossibilidade

de determinação segura e concreta de que as *reviews* analisadas foram influenciadas exclusivamente pelas *releases* dos jogos verificados. Diversas outras variáveis podem ter exercido influência sobre os sentimentos dos jogadores, sem que fosse possível detectá-las.

A amostra limitada de jogos, *reviews* e *releases* analisadas, além da restrição do intervalo de tempo verificado, podem fragilizar a possibilidade de generalização dos resultados encontrados. A restrição à apenas uma plataforma analisada também pode contribuir negativamente para a validade externa dos resultados.

Em relação à validade de construção, algumas ameaças podem ser citadas, como por exemplo: apenas alguns tipos de *releases* foram analisados; a análise de sentimento baseada nas ferramentas utilizadas pode não ser precisa e as classificações das *releases* como positivas ou negativas podem apresentar falhas. Esses fatores contribuem para fragilizar o cenário experimental construído como uma representação fiel da realidade.

Por fim, pode-se citar a amostragem limitada como uma ameaça à validade dos testes estatísticos realizados, caracterizando este cenário como uma ameaça à validade à conclusão do estudo. Em alguns casos, a insignificância estatística pode ter sido causada justamente por essas variações no volume de dados.

6. Conclusão

O objetivo deste trabalho foi investigar como atualizações em jogos digitais influenciam o sentimento dos jogadores e o engajamento da comunidade, com foco em diferentes gêneros de jogos. Para isso, foram coletadas avaliações de usuários na plataforma Steam®, modelados tópicos por meio de LDA e aplicadas técnicas estatísticas para correlacionar as variáveis. As análises buscaram responder a quatro perguntas de pesquisa relacionadas ao sentimento médio das *reviews*, variação no número de jogadores, quantidade de avaliações por atualização e temas abordados nas *patchnotes*.

Os resultados indicaram que, na maioria dos gêneros analisados, não há uma correlação estatisticamente significativa entre o sentimento médio das avaliações e a variação no número de jogadores. A única exceção foi o gênero *Racing*, que apresentou uma associação positiva, porém fraca. Isso sugere que o sentimento expresso pelos jogadores nas *reviews*, embora relevante do ponto de vista qualitativo, não se traduz diretamente em comportamento prático de engajamento.

Com relação à recepção das atualizações, observou-se que os gêneros *Action*, *Adventure* e *Racing* apresentaram uma maior proporção de *releases* classificadas como positivas, ao passo que os gêneros *Strategy* e *Indie* tiveram predominância de avaliações negativas. Esses dados demonstram que a percepção das atualizações varia de acordo com o gênero do jogo e apontam para a importância de alinhar o conteúdo entregue às expectativas específicas do público de cada segmento.

Ao analisar a quantidade de *reviews* publicadas por tipo de *release*, os resultados mostraram que não há diferenças estatisticamente significativas entre atualizações positivas e negativas. Apesar disso, foi constatada uma variação entre os gêneros, com jogos de *Action* e *Casual* apresentando medianas mais altas de avaliações. Esses achados reforçam a hipótese de que o volume de interações está mais relacionado à base instalada de jogadores e à popularidade do jogo do que ao impacto pontual de uma atualização.

Por fim, a análise temática das atualizações por meio de LDA, aliada ao uso de IA generativa, permitiu identificar tópicos que tendem a gerar avaliações mais positivas ou negativas em cada gênero. Notou-se que os tópicos negativos apresentam maior coerência, indicando que *releases* com temáticas mais genéricas tendem a agradar mais os jogadores enquanto as mais específicas tendem a trazer maior desagrado da comunidade. Assim, reconhecer os temas mais valorizados — como recompensas, melhorias contínuas e suporte ao jogador — e evitar aqueles comumente rejeitados — como problemas técnicos, falta de inovação e desbalanceamento — pode contribuir significativamente para o sucesso de futuras atualizações nos diferentes estilos de jogos.

Para trabalhos futuros, sugere-se a análise em diferentes plataformas de jogos, de forma a descobrir padrões mais globalizados que possam ser utilizados em toda a indústria de jogos. É fundamental também que a base de jogos analisados, a quantidade de *reviews* e de *releases*, bem como o intervalo de tempo observado sejam consideravelmente aumentados para se validar a amostra. Outros fatores que podem influenciar no sentimento dos jogadores devem ser cuidadosamente estudados e analisados. Além disso, também é necessário validar outras técnicas para gerar tópicos lexicos como a *Gibbs Sampling for Dirichlet Multinomial Mixtures* (GSDMM) e o *Neural Topic Model* (NTM) a fim de convergir os resultados com diferentes tipos de análises.

Referências

- CARDOUZO, H. H.; CLASSE, T. M. de; SIQUEIRA, S. W. M. Classificação de gênero de jogos digitais – mapeamento sistemático de literatura. In: *Anais do XXIII Simpósio Brasileiro de Jogos e Entretenimento Digital (SBGames)*. [S.l.]: SBC, 2024. p. 1–12.
- CLAYPOOL, M. et al. On the impact of software patching on gameplay for the league of legends computer game. In: . [s.n.], 2017. Disponível em: <https://link.springer.com/article/10.1007/s40869-017-0032-9>.
- HASSAN, S.; BEZEMER, C.-P.; HASSAN, A. E. Studying bad updates of top free-to-download apps in the google play store. *IEEE Transactions on Software Engineering*, v. 46, n. 7, p. 773–793, 2020.
- HU, H. et al. Analyzing gamer complaints in reviews of cross-platform video games on steam. In: *2023 IEEE Conference on Games (CoG)*. [S.l.: s.n.], 2023. p. 1–8.
- LU, C. et al. Patches and player community perceptions: Analysis of no man’s sky steam reviews. In: *DiGRA*. [s.n.], 2020. Disponível em: <https://dl.digra.org/index.php/dl/article/view/1303>.
- MARTIN, W.; SARRO, F.; HARMAN, M. Causal impact analysis for app releases in google play. In: *Proceedings of the 2016 24th ACM SIGSOFT International Symposium on Foundations of Software Engineering*. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2016. (FSE 2016), p. 435–446. ISBN 9781450342186. Disponível em: <https://doi.org/10.1145/2950290.2950320>.
- MURPHY-HILL, E.; ZIMMERMANN, T.; NAGAPPAN, N. Cowboys, ankle sprains, and keepers of quality: How is video game development different from software development? In: *Proceedings of the 36th International Conference on Software Engineering (ICSE)*. [S.l.]: ACM, 2014. p. 1–11.

PAGANO, D.; MAALEJ, W. User feedback in the appstore: An empirical study. In: *Proceedings of the 21st IEEE International Requirements Engineering Conference*. [S.l.]: IEEE, 2013. p. 125–134.

VARGAS, D. et al. Sentiment analysis for mobile applications. In: *Proceedings of the 32nd Brazilian Symposium on Software Engineering*. [S.l.]: ACM, 2018.

YU, W. et al. Understanding player engagement in online games: A topic modeling approach. In: *Proceedings of the 2021 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. [S.l.]: ACM, 2021.

Apêndice A - Tópicos LDA

Reconhecimento de recompensas Os sistemas de recompensa, como bônus em dinheiro virtual e trajes exclusivos, reforçam o valor da dedicação dos jogadores e a sensação de progredir dentro do jogo.

Experiências de competição A possibilidade de competir em desafios empolgantes e bem elaborados proporciona uma sensação de comunidade entre os jogadores, elevando o nível de engajamento e satisfação.

Suporte ao jogador Um suporte ativo e responsivo por parte dos desenvolvedores aumenta a confiança dos jogadores e melhora sua conexão emocional com o jogo, garantindo que suas preocupações sejam ouvidas.

Questões com conteúdo A insatisfação em relação ao conteúdo oferecido, como missões repetitivas ou a ausência de novos elementos, gera descontentamento, resultando em uma experiência de jogo monótona.

Dificuldades em progresso As dificuldades para avançar ou completar missões geram frustração, fazendo com que alguns jogadores sintam que seu tempo e esforço não são recompensados adequadamente.

Problemas técnicos e bugs Os jogadores expressam frustração com a presença de bugs e falhas, que prejudicam a experiência de jogo, causando uma sensação de desapontamento com a qualidade do produto.

Novas experiências de jogo Os jogadores se sentem atraídos por novidades que trazem frescor e criatividade, refletindo uma empolgação ao explorar jogos inovadores que desafiam suas expectativas.

Atualizações constantes A frequência e relevância das atualizações mostram o compromisso dos desenvolvedores em manter o jogo interessante e relevante, gerando uma base de fãs leal e ativa.

Estética e design Um design de jogo atrativo e esteticamente agradável é crucial para criar uma experiência visual satisfatória, elevando a absorção total pelos jogadores.

Falta de inovação A percepção de que os jogos não trazem novidades leva a um desinteresse, com jogadores se sentindo como se estivessem jogando a mesma experiência repetidamente, causando desânimo.

Recursos de monetização Críticas surgem quando os jogadores sentem que a monetização é excessiva ou injusta, levando a um forte descontentamento e afastamento do jogo.

Problemas de desempenho Jogadores frustram-se com falhas e bugs que prejudicam a jogabilidade, impactando negativamente sua experiência geral e sua confiança no produto.

Melhorias no jogo Refere-se a constantes atualizações e correções que aprimoram a jogabilidade, gerando um sentimento de satisfação e confiança nos desenvolvedores, pois os jogadores notam melhorias tangíveis na experiência geral.

Conquista de wishlists Este tópico destaca a alegria e gratidão dos desenvolvedores ao alcançar um número significativo de wishlists, o que gera um sentimento de vitória e pertencimento entre os jogadores que apoiam o desenvolvimento do jogo.

Desenvolvimento de DLCs O anúncio de novos conteúdos e desafios traz expectativas positivas aos jogadores, evidenciando um compromisso contínuo com a melhoria e expansão da experiência de jogo, incentivando a empolgação e a expectativa.

Correções mal implementadas Referente a correções que não solucionam efetivamente problemas ou até mesmo geram novos, causando desconfiança e desânimo dos jogadores quanto ao compromisso da equipe de desenvolvimento em atender as demandas.

Problemas recorrentes, modding Destaque para dificuldades e falhas relatadas por jogadores em relação a mods, gerando frustração, pois afeta a capacidade de personalizar a experiência de jogo conforme desejado.

Dificuldades no design urbano Os jogadores expressam descontentamento com problemas de design urbano, que impactam negativamente a jogabilidade e a construção de cidades, levando a uma experiência frustrante e insatisfatória.

Atualizações de conteúdo Novas adições ao conteúdo do jogo são recebidas com entusiasmo, pois oferecem frescor e novas experiências, mantendo o interesse dos jogadores e gerando expectativas positivas.

Experiências apaixonadas A paixão do criador pela obra ressoa profundamente entre os jogadores, evocando sentimentos de nostalgia e conexão emocional em relação ao jogo.

Evolução e crescimento O reconhecimento do desenvolvimento ao longo do tempo inspira confiança nos jogadores, que veem um compromisso contínuo com a qualidade e a inovação.

Falta de inovação Quando o jogo falha em inovar, jogadores podem sentir que suas experiências estão se tornando monótonas, o que diminui a satisfação e o entusiasmo em relação ao futuro do jogo.

Atrasos em promessas Promessas não cumpridas sobre conteúdo ou melhorias podem levar a uma significativa frustração. Isso causa um sentimento de desconfiança e uma percepção negativa da desenvolvedora.

Mudanças desinspiradoras Alterações que não atendem às expectativas dos fãs podem gerar descontentamento, fazendo com que os jogadores se sintam menos valorizados e conectados ao jogo.

Veículos icônicos disponíveis A inclusão de carros clássicos e icônicos provoca nostalgia euforia, permitindo que os jogadores interajam com veículos que possuem um valor emocional para eles. Esse tópico reforça a conexão emocional ao jogo, elevando os sentimentos de felicidade e satisfação.

Interação da comunidade para votações O envolvimento da comunidade em votar para temas de eventos futuros traz um senso de pertencimento e influência, fazendo com que os jogadores se sintam ouvidos e valorizados. Isso aumenta a lealdade e o engajamento com a plataforma.

Novas recompensas e eventos A introdução de novas recompensas e eventos gera entusiasmo entre os jogadores, pois oferece novas aventuras e desafios. Esse tópico ressoa positivamente, pois cria um senso de comunidade e participação ativa no jogo.

Problemas recorrentes de desempenho Os jogadores demonstram frustração com problemas técnicos contínuos que comprometem a jogabilidade. Esse tópico revela uma decepção geral e um sentimento de descaso em relação à qualidade do jogo.

Limitações na customização Restrições em opções de personalização em veículos levam a um descontentamento, pois muitos jogadores valorizam a individualidade em suas experiências. Esse tópico destaca a necessidade de mais liberdade e expressão dentro do jogo.

Dificuldades em conquistas de eventos Desafios excessivos ou bugs durante eventos frustram os jogadores, criando uma sensação de injustiça e dificuldade que pode afastá-los. Esse ponto toca no valor da diversão acessível e na frustração quando não é atendido.

Atualizações significativas Os jogadores estão entusiasmados com as novas funcionalidades introduzidas, especialmente quando estas melhoram a jogabilidade e expandem o conteúdo disponível.

Construção e terreno Os jogadores sentem um forte senso de realização ao ver avanços nas opções de construção e manipulação do terreno, o que promove a criatividade e o desenvolvimento de estratégias mais complexas.

Novos recursos e ferramentas A adição de novos recursos e ferramentas é altamente valorizada, pois oferece novas possibilidades e incentiva a exploração do jogo.

Desbalanceamento de missões Uma experiência negativa surge quando os jogadores enfrentam missões que não estão bem balanceadas, tornando-as excessivamente desafiadoras ou desinteressantes.

Erro de jogo frequente Problemas técnicos frequentemente relatados pelos jogadores criam uma experiência de jogo insatisfatória e frustrante, levando à decepção.

Mudanças não solicitadas Os jogadores expressam descontentamento com alterações que não foram solicitadas, sentindo que estas afetam negativamente sua forma de jogar.

Apêndice B - Prompt One-Shot

Você é um analista especializado na interpretação de tópicos extraídos por algoritmos de modelagem de tópicos (LDA) e na análise de sentimentos aplicada a patch notes de jogos.

Sua tarefa é analisar um JSON contendo dados sobre um único gênero de jogo. Esse JSON apresenta tópicos LDA extraídos separadamente de:

- Releases com sentimento positivo - Releases com sentimento negativo

Cada release contém uma distribuição de tópicos com valores de coerência, que representam o quanto aquele tópico contribui para o entendimento e impacto percebidos pelos jogadores.

Você também receberá duas releases reais (uma positiva e uma negativa), apenas como referência de linguagem e tom. Nunca as analise diretamente.

OBJETIVO: - Identificar os 5 tópicos mais representativos de cada sentimento (positivo e negativo), com base nos tópicos fornecidos. - Interpretar cada tópico como uma expressão emocional ou valor percebido do ponto de vista dos jogadores. - Levar em consideração os valores de coerência para indicar relevância e impacto de cada tópico.

REGRAS OBRIGATÓRIAS: - Gere exatamente 5 tópicos positivos e 5 tópicos negativos, todos distintos entre si.

- Para cada tópico, apresente: - "topico": uma frase curta e clara, representando o tema central. - "descricao": uma análise emocional e contextualizada, explicando como o tópico influencia a experiência do jogador.

- Os tópicos negativos devem vir exclusivamente das releases rotuladas como negativas. - Não inclua nomes de jogos, empresas ou personagens, mesmo que apareçam nos tópicos ou nas releases. - Não adicione texto externo, comentários ou explicações fora do JSON.

RETORNE APENAS O SEGUINTE FORMATO JSON: "releases": "positivas": ["topico": "Texto curto", "descricao": "Análise emocional do tópico positivo. , ...], "negativas": ["topico": "Texto curto", "descricao": "Análise emocional do tópico negativo. , ...]