



PROBEE: UM PROCESSO BASEADO EM PROVENIÊNCIA PARA RASTREIO DO COMPORTAMENTO DE ALUNOS EM JOGOS EDUCACIONAIS

Flávio Pinheiro Marques

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Ciência da Computação, Centro Federal de Educação Tecnológica Celso Suckow da Fonseca CEFET/RJ, como parte dos requisitos necessários à obtenção do grau de mestre.

Orientadores:
Joel André Ferreira dos Santos
Eduardo Soares Ogasawara

Rio de Janeiro,
Outubro de 2023

ProBee: Um Processo Baseado em Proveniência para Rastreamento do Comportamento de Alunos em Jogos Educacionais

Dissertação de Mestrado em Ciência da Computação, Centro Federal de Educação Tecnológica Celso Suckow da Fonseca, CEFET/RJ.

Flávio Pinheiro Marques

Aprovada por:

Presidente, Prof. Joel André Ferreira dos Santos, D.Sc. (orientador)

Eduardo Soares Ogasawara, D.Sc. (coorientador)

João Roberto de Toledo Quadros, D.Sc.

Windson Viana de Carvalho, D.Sc.

Rio de Janeiro,
Outubro de 2023

Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca Central do CEFET/RJ

M357 Marques, Flávio Pinheiro

Probee: um processo baseado em proveniência para rastreamento do comportamento de alunos em jogos educacionais / Flávio Pinheiro Marques. — 2023.

63f. : il. color. , enc.

Dissertação (Mestrado) Centro Federal de Educação Tecnológica Celso Suckow da Fonseca, 2023.

Bibliografia : f. 59-63

Orientador: Joel André Ferreira dos Santos

Coorientador: Eduardo Soares Ogasawara

1. Jogos educativos. 2. Aprendizagem – Análise. 3. Tecnologia educacional. 4. Inovações educacionais. I. Santos, Joel André Ferreira dos (Orient.). II. Ogasawara, Eduardo Soares. (Coorient.). III. Título.

CDD 371.337

DEDICATÓRIA

Aos meus familiares que me ajudaram, apoiaram
e guiaram ao longo de toda a minha vida e a
todos os professores que me lecionaram durante
todo mestrado.

AGRADECIMENTOS

Agradeço ao professor Joel dos Santos pela sua orientação e apoio ao desenvolvimento deste trabalho, assim como aos professores Eduardo Ogasawara e Leonardo Lignani pela ajuda e suporte. Por fim, agradeço ao órgão de fomento, responsável por fomentar esta pesquisa.

RESUMO

ProBee: Um Processo Baseado em Proveniência para Rastreamento do Comportamento de Alunos em Jogos Educacionais

Flávio Pinheiro Marques

Orientadores:

Joel André Ferreira dos Santos

Eduardo Soares Ogasawara

Resumo da Dissertação submetida ao Programa de Pós-graduação em Ciência da Computação do Centro Federal de Educação Tecnológica Celso Suckow da Fonseca CEFET/RJ como parte dos requisitos necessários à obtenção do grau de mestre.

Em diversas áreas do conhecimento, o uso de atividades práticas é importante para consolidação do conhecimento visto em aula por alunos. O uso de jogos digitais têm sido propostos como ferramentas educacionais. No entanto, surge o desafio de encontrar um equilíbrio entre a jogabilidade/entretenimento e a efetiva mobilização dos conceitos teóricos. Estudos recentes na área de análise de aprendizagem oferecem metodologias e abordagens para a análise de jogos educacionais, porém análises mais aprofundadas e abrangentes ainda são escassas, especialmente em jogos com ampla variedade de decisões e jogabilidade. A utilização da proveniência de dados em jogos, embora pouco explorada, surge como uma promissora abordagem. Este trabalho apresenta o ProBee, um modelo baseado em proveniência desenvolvido para análise de jogos educacionais. O ProBee utiliza uma abordagem que coleta e analisa dados de proveniência, registrando todas as ações realizadas pelo jogador, incluindo informações temporais. Essa metodologia permite rastrear as séries temporais do jogo, revelando o comportamento do jogador e a estratégia adotada durante a sessão de jogo. Para avaliar a eficácia do ProBee, realizamos um estudo de caso com o jogo educativo Control Harvest, que auxilia os professores na apresentação do tema Controle Biológico. Duas avaliações foram realizadas contando com três análises distintas: (i) avaliação do desempenho em relação com o entendimento, (ii) avaliação do desempenho em relação a atratividade e (iii) avaliação do engajamento das metas de jogo. Os resultados encontrados em ambas avaliações demonstram que o processo proposto oferece uma vantagem significativa, especialmente em jogos com várias opções e jogabilidade. Com a aplicação do *ProBee* foi possível identificar e avaliar o desempenho dos alunos ao utilizar o jogo Control Harvest levando em consideração os objetivos de ensino.

Palavras-chave:

Análise de aprendizado em jogos, Proveniência de dados, Jogos educacionais

Rio de Janeiro,

Outubro de 2023

ABSTRACT

ProBee: Um Processo Baseado em Proveniência para Rastreamento do Comportamento de Alunos em Jogos Educacionais

Flávio Pinheiro Marques

Advisors:

Joel André Ferreira dos Santos

Eduardo Soares Ogasawara

Abstract of dissertation submitted to Programa de Pós-graduação em Ciência da Computação - Centro Federal de Educação Tecnológica Celso Suckow da Fonseca CEFET/RJ as partial fulfillment of the requirements for the degree of master.

In several areas of knowledge, the use of practical activities is important for consolidating the knowledge presented in class by students. The use of digital games has been proposed as educational tools. However, the challenge arises of finding a balance between gameplay/entertainment and the effective integration of theoretical concepts. Recent studies in the field of learning analytics offer methodologies and approaches for the analysis of educational games, but more in-depth and comprehensive analyses are still scarce, especially in games with a wide range of decisions and gameplay. The use of data provenance in games, although underexplored, emerges as a promising approach. This work presents ProBee, a provenance-based model developed for the analysis of educational games. ProBee utilizes an approach that collects and analyzes provenance data, recording all actions taken by the player, including temporal information. This methodology allows for tracking the temporal sequences of the game, revealing player behavior and the strategy adopted during the gaming session. To evaluate the effectiveness of ProBee, we conducted a case study with the educational game Control Harvest, which assists teachers in presenting the topic of Biological Control. Two assessments were carried out, including three distinct analyses: (i) performance assessment in relation to understanding, (ii) performance assessment in relation to attractiveness, and (iii) assessment of engagement with game goals. The results from both assessments demonstrate that the proposed process offers a significant advantage, especially in games with multiple options and gameplay. With the application of ProBee, it was possible to identify and evaluate students' performance when using the Control Harvest game, taking into account the teaching objectives.

Key-words:

Learning analytics in games, Data provenance, Educational games

Rio de Janeiro,

Outubro de 2023

Sumário

I	Introdução	1
I.1	Questões de Pesquisa	2
I.2	Contribuições	3
I.3	Estrutura	3
II	Fundamentação Teórica	5
II.1	Análise de Aprendizado em Jogos	5
II.2	Questionário de Experiência do Usuário	7
II.3	Proveniência de Dados	8
II.4	Control Harvest	10
II.4.1	Interface do Jogo	11
II.4.2	Projeto do Jogo	12
III	Trabalhos Relacionados	14
III.1	Identificação de Perfis	14
III.2	Avaliação de Atratividade	16
III.3	Considerações	17
IV	ProBee	18
IV.1	Definição	18
V	ProBee - Instanciação	21
V.1	Identificação de conceitos	21
V.2	Pareamento Conceito-Desempenho	22
V.3	Extensão do Modelo de Proveniência	22
V.4	Pareamento Desempenho-Proveniência	26
VI	Protocolo Experimental	27
VI.1	Amostra	27
VI.2	Instrumentos	28

VI.2.1	Questionário de Avaliação Entendimento Prévio	28
VI.2.2	Questionário de Avaliação Entendimento Pós-teste	28
VI.2.3	Questionário de Avaliação do Jogo	31
VI.3	Procedimentos	32
VII	Resultados Primeira Avaliação	34
VII.1	Análise Exploratória	34
VII.2	Análise da Relação com Entendimento	36
VIII	Resultados Segunda Avaliação	39
VIII.1	Análise Exploratória	39
VIII.2	Análise da Relação com Entendimento	41
VIII.3	Análise da Relação com Atratividade	46
VIII.4	Análise do Engajamento das Metas	49
IX	Conclusão	54
IX.1	Limitações e Ameaças à Validade	57
IX.2	Resultados Obtidos e Trabalhos Futuros	57
	Referências	59

Lista de Figuras

II.1	Parte do formulário <i>User Experience Questionnaire</i> (UEQ) [Schrepp et al., 2017]	7
II.2	Estrutura de hierarquia das escalas do UEQ (adaptado de Schrepp et al. [2017])	8
II.3	Exemplo de grafo de proveniência no modelo PROV. Adaptado de w3.org [2021]	10
II.4	Relação entre os conceitos abordados no <i>Controle da Colheita</i> .	11
II.5	Controle a cadeia alimentar da Colheita. Apresenta os dois predadores (besouro e joaninha), as quatro espécies de pragas (pulgão, grilo, cigarrinha e lagarta) e as quatro espécies de plantas (tomate, milho, capim e couve).	11
II.6	Tela do jogo Control Harvest. Apresenta todas as plantas, pragas e predadores da área da fazenda e, na parte inferior, os botões que o jogador utiliza para controlar o jogo.	12
IV.1	Etapas do <i>ProBee</i> .	18
IV.2	Modelo de proveniência do ProBee. O modelo estende o PROV e define classes para organizar os dados de proveniência.	19
V.1	Modelo de proveniência Control Harvest. O modelo estende o ProBee de acordo com os elementos presentes no jogo.	23
V.2	Modelo de banco de dados relacional	24
V.3	Página de acesso para usuários e suas sessões	24
V.4	Páginas de visualização de dados - Gráficos de população	25
V.5	Páginas de visualização de dados - mapa de calor	26
VI.1	Resultados observados em cada uma das criações	29
VI.2	Resultado do cenário de aplicação de pesticidas.	30
VI.3	Tabela de correlação predador-presas apresentada no questionário de avaliação do jogo.	32
VI.4	Protocolo das avaliações conduzidas com o <i>Control Harvest</i> .	32
VII.1	Distribuição das respostas por grupo na questão <i>TQ1</i> para a primeira avaliação.	35
VII.2	Distribuição das respostas por grupo na questão <i>TQ2</i> para a primeira avaliação.	35

VII.3	Gráfico populacional médio para plantas, pragas e predadores para cada perfil identificado usando o método k-means para $k = 4$.	37
VII.4	Distribuição das respostas por grupo na questão <i>TQ1</i> para a primeira avaliação	38
VII.5	Distribuição das respostas por grupo na questão <i>TQ2</i> para a primeira avaliação	38
VIII.1	Distribuição das respostas a pergunta de conhecimento prévio segunda avaliação	40
VIII.2	Distribuição das respostas por grupo na questão <i>TQ1</i> para a segunda avaliação	40
VIII.3	Distribuição das respostas por grupo na questão <i>TQ2</i> para a segunda avaliação	41
VIII.4	Distribuição das combinações de respostas certas por grupo na questão <i>TQ3</i>	41
VIII.5	Distribuição das respostas por grupo na questão <i>TQ4</i>	42
VIII.6	Gráfico populacional médio para plantas, pragas e predadores para cada perfil identificado usando o método k-means para $k = 3$.	43
VIII.7	Gráfico de pontuação média ao longo do tempo para cada perfil identificado usando o método k-means para $k = 3$	44
VIII.8	Distribuição das respostas por grupo/perfil na questão <i>TQ1</i> para a segunda avaliação	44
VIII.9	Distribuição das respostas por grupo/perfil na questão <i>TQ2</i> para a segunda avaliação	45
VIII.10	Distribuição das combinações de respostas certas por perfil na questão <i>TQ3</i>	45
VIII.11	Distribuição das respostas por perfil na questão <i>TQ4</i>	46
VIII.12	Conhecimento prévio dos participantes para cada perfil de jogo	46
VIII.13	Gráfico populacional médio para plantas, pragas e predadores para cada perfil identificado usando o método k-means para $k = 4$.	47
VIII.14	Gráfico de pontuação média ao longo do tempo para cada perfil identificado usando o método <i>k-means</i> para $k = 4$.	48
VIII.15	Gráfico populacional médio para plantas, pragas e predadores para cada perfil identificado usando o método k-means para $k = 4$.	50
VIII.16	Gráfico de pontuação média ao longo do tempo para cada perfil identificado usando o método <i>k-means</i> para $k = 4$.	51
VIII.17	Gráfico de população média para plantas, pragas e predadores referentes a meta atual a esquerda e não referentes a meta atual a direita, para cada perfil identificado usando o método <i>k-means</i> para $k = 3$.	53

Lista de Tabelas

V.1	Conceitos abordados no <i>Control Harvest</i> e suas mecânicas associadas.	21
VI.1	Alunos por avaliação e análise.	28
VII.1	Distribuição dos participantes por grupo e indicação de conhecimento prévio.	34
VII.2	Estatísticas médias de jogo por perfil de jogador.	36
VIII.1	Estatísticas médias de jogo por perfil de jogador.	42
VIII.2	Estatísticas médias de jogo por perfil de jogador.	49
VIII.3	Correlação dos perfis com avaliação <i>UEQ</i> .	49
VIII.4	Estatísticas médias de jogo por perfil de jogador.	51

Lista de Abreviações

CB	Controle Biológico	10, 11, 13, 21, 28, 32, 33, 34, 35, 38
EDM	<i>Educational Data Mining</i>	1
ENEM	Exame Nacional Do Ensino Médio	33
GA	<i>Game Analytics</i>	1, 5, 6, 14
GLA	<i>Game Learning Analytics</i>	6
JSON	JavaScript Object Notation	23
LA	<i>Learning Analytics</i>	1, 2, 5, 6
UEQ	<i>User Experience Questionnaire</i>	3, 5, 7, 32
URL	Uniform Resource Locator	23
W3C	<i>World Wide Web Consortium</i>	9

Capítulo I Introdução

Em diversas áreas do conhecimento, o uso de atividades práticas é importante para consolidação do conhecimento visto em aula por alunos. Em algumas áreas, no entanto, o espaço e o tempo necessários para a condução de atividades práticas pode não ser compatível com o ambiente acadêmico. Nesses casos, o uso de recursos computacionais fornece uma alternativa para viabilizar a realização destas atividades [Cardoso et al., 2020].

Visando melhorar o aprendizado de alunos, diversos trabalhos [Gee, 2007; Clark et al., 2016; Plass et al., 2020] propõem o uso de jogos digitais como ferramentas educacionais. Em tais jogos educacionais, o assunto a ser estudado faz parte do próprio jogo. A aprendizagem ocorre por meio de um processo de hipótese, sondagem e reflexão sobre o ambiente do jogo [Hamari et al., 2016]. Esse processo geralmente é impulsionado por recompensas como pontos, desafios e conquistas de metas. Um desafio chave para o projeto de jogos educacionais, portanto, é alcançar um compromisso entre as propriedades de jogabilidade/entretenimento com o processo de modelagem/experimentação científica.

Uma vez integrado um jogo ao ambiente de sala de aula, outro desafio é analisar seu impacto no processo de aprendizado dos alunos. Uma abordagem comum, segundo [Serrano-Laguna et al., 2017], é o uso de questionários. Tais questionários são construídos de forma a mensurar a retenção dos conceitos trabalhados no jogo sendo avaliado.

Do ponto de vista a interação de alunos com jogos educacionais, a abordagem comum é rastrear eventos ocorridos no jogo que permitam uma identificação de seu impacto na aprendizagem [Serrano-Laguna et al., 2017]. As métricas mais comuns são: *(i)* porcentagem de conclusão de tarefas e o tempo gasto em cada uma; *(ii)* tempo de tomada de decisão e percentual de acerto, em cenários onde o jogador precisa escolher uma entre muitas opções; e *(iii)* pontuação obtida no jogo. Porém, a avaliação do desempenho dos jogadores ainda é uma questão difícil de se abordar.

Abordagens baseadas em dados, como *Learning Analytics* (LA) [Peña-Ayala, 2017], *Educational Data Mining* (EDM) [Romero and Ventura, 2010] e *Game Analytics* (GA) [Serrano-Laguna et al., 2017], tem sido aplicadas para ajudar neste campo. Tanto o LA quanto o EDM se concentram na compreensão do processo educacional subjacente aos ambientes virtuais de aprendizagem. Por outro lado, o GA é usado para rastrear interações no jogo para fins de projeto de jogos, como encontrar *bugs* e aumentar o engajamento e a monetização [Serrano-Laguna et al., 2017; Kohwalter et al.,

2013].

Por outro lado, estudos realizados em Tlili et al. [2021] sugerem que: *(i)* há uma necessidade crescente de considerar fatores como modelagem do aluno, projeto de jogo iterativo e personalização ao projetar e implementar a LA por meio de jogos educacionais; e *(ii)* o uso de LA cria vários desafios do ponto de vista técnico, de gerenciamento de dados e ético. Além disto, aspectos como: tipo de jogo, objetivo do ensino e contexto de jogo devem ser levados em consideração. Desta forma, o desempenho dos jogadores deve ser avaliado durante o processo de jogo [Juan et al., 2017].

Enquanto isso, Kohwalter et al. [2013] apresenta o uso da proveniência em jogos como uma forma de rastrear a dependência entre as interações no jogo e avaliar as estratégias utilizadas por um jogador. Assim, os autores conseguem ter um melhor entendimento das causas por trás de um resultado do jogo. Em Melo et al. [2020b], através do uso de dados de proveniência de jogos e usando algoritmos de agrupamento, os autores identificam perfis de jogadores. Este tipo de abordagem auxilia no entendimento das estratégias utilizadas e permite ter uma análise mais profunda do desempenho dos jogadores. Entretanto, uma das razões para a eficácia dos jogos educacionais está relacionada à satisfação dos alunos [Juan et al., 2017]. Jogos educacionais eficazes devem ser atrativos, de forma a encorajar os jogadores a continuarem jogando e levando ao aumento do interesse.

I.1 Questões de Pesquisa

Com base nas lacunas identificadas na literatura, este trabalho se propõe a responder as seguintes questões de pesquisa:

QP1: Como um modelo de dados de jogos educacionais pode ser criado para ajudar os professores a avaliar os resultados de aprendizagem de seus alunos?

QP2: Qual é a relação entre a atratividade de um jogo educacional com o desempenho do jogador?

Com o objetivo de investigar e responder as perguntas acima, este trabalho propõe um processo de avaliação de jogo educacionais chamado *ProBee*. Este processo usa uma abordagem baseada em proveniência de dados permitindo o rastreamento das ações executadas pelo jogador em um jogo educacional, incluindo aspectos temporais.

Com o ProBee, é possível traçar séries temporais de variáveis do jogo que indicam o comportamento do jogador e a estratégia adotada. Esse comportamento indica o perfil do jogador em relação aos desafios propostos no jogo. Assim, seja o professor ou desenvolvedor de um jogo educacional podem realizar uma avaliação do desempenho e atratividade do jogo de acordo com os diferentes perfis de jogadores.

Como um estudo de caso do uso do ProBee, este trabalho apresenta sua instanciação para

avaliação do jogo educacional *Control Harvest*. *Control Harvest* é um jogo educacional cujo objetivo é auxiliar professores na apresentação de conceitos de Controle Integrado. Assim, o jogo é estendido para utilizar uma abordagem de coleta e análise de dados baseada em proveniência.

Duas avaliações foram realizadas usando o jogo *Control Harvest* com um total de 125 alunos. Através da análise dos dados obtidos com o uso do jogo, aplicando o processo ProBee, foram identificados perfis de jogadores e avaliado o seu desempenho. O desempenho foi avaliado tanto em relação às variáveis de jogo, quanto em relação à retenção de conceitos trabalhados no jogo. Em seguida, foi realizada uma avaliação da correlação entre o desempenho destes perfis de alunos encontrados com a atratividade identificada por parte dos alunos através da aplicação do formulário de usabilidade *User Experience Questionnaire (UEQ)*.

I.2 Contribuições

As contribuições deste trabalho apresentadas nessa dissertação, estão relacionadas às lacunas identificadas de identificação das estratégias adotadas por alunos em jogos educacionais, são:

- A proposta de um processo para avaliação de dados de proveniência de jogos educacionais que permite a identificação de perfis de jogadores conforme seu desempenho no jogo;
- Apresentar a relação entre o desempenho dos jogadores e a retenção de conceitos relacionados ao jogo;
- Apresentar a relação entre a atratividade reportada por jogadores com seu desempenho no jogo;
- Apresentar um método de avaliação de jogos educacionais, possibilitado pelo processo de avaliação proposto.
- Apresentar um formato de aplicação de experimentos para avaliação de jogos educacionais.
- Apresentar uma proposta inicial para um formato de apresentação dos dados de proveniência de jogos de forma online para uso dos educadores.

I.3 Estrutura

Esta dissertação está estruturada conforme apresentado nos parágrafos a seguir.

Capítulo II apresenta os conceitos teóricos utilizados neste trabalho. Neste capítulo são apresentados o questionário de usabilidade UEQ, o estado atual da arte sobre a análise de aprendizado em jogos e a definição e conceito da proveniência de dados. Por fim, o jogo educacional *Control Harvest* é apresentado, detalhando sua interface e o projeto do jogo.

O Capítulo III apresenta os trabalhos relacionados. São apresentados dois mapeamentos sistemáticos distintos: um relacionado à análise de dados em jogos educacionais, com foco na identificação de diferentes perfis de alunos e outro relacionado à avaliação da atratividade do jogo como forma de indicar seu potencial uso por alunos.

O Capítulo IV apresenta o *ProBee*, um processo de avaliação de desempenho de jogadores em jogos educacionais. Neste capítulo é apresentada a sua definição geral, assim como cada uma das etapas definidas no processo.

O Capítulo V apresenta a instanciação do *ProBee*. Neste capítulo é apresentada cada etapa do processo *ProBee* aplicada para um caso de uso com o jogo *Control Harvest*, incluindo a estrutura desenvolvida para captura dos dados de proveniência do jogo.

O Capítulo VI apresenta a avaliação experimental realizada para avaliação do desempenho junto ao entendimento dos conceitos. São apresentadas as duas avaliações realizadas. Neste capítulo é descrito protocolo utilizado em ambas avaliações. Esta descrição conta com as amostras de participantes utilizadas, os instrumentos de avaliação utilizados junto às hipóteses a serem avaliadas, e o procedimento aplicado.

O Capítulo VII apresenta as duas avaliações, incluindo a análise exploratória e análises realizadas em cada. A primeira avaliação conta com a análise do desempenho em relação com o entendimento. Esta análise busca relacionar o desempenho no jogo com as questões pós-teste. A segunda avaliação conta com três análises. A primeira análise apresentada é do desempenho em relação com o entendimento. A segunda análise apresentada é do desempenho em relação com atratividade. Nesta análise é avaliado a relação entre o desempenho do jogador com a atratividade reportada no questionário pós-teste. Por fim, a terceira análise compara o desempenho com o engajamento das metas de jogo. Esta análise avalia a abordagem dos jogadores para resolver as metas propostas pelo jogo.

Finalmente, o Capítulo IX conclui esse trabalho apresentando as conclusões encontradas para as três análises realizadas através das duas avaliações conduzidas. São discutidas as contribuições deste trabalho, assim como as contribuições que o processo *ProBee* oferece. Por fim, são apresentados trabalhos que já utilizaram este trabalho como base ou que podem continuar como trabalhos futuros.

Capítulo II Fundamentação Teórica

Este capítulo apresenta os conceitos teóricos utilizados neste trabalho. Neste capítulo é apresentado o questionário de usabilidade UEQ, utilizado para análise de atratividade do jogo. Também é discutido e apresentado o estado atual da arte sobre a análise de aprendizado em jogos. Além disto, a definição e conceito da proveniência de dados é apresentada. Por fim, é abordado em detalhes o projeto e interface do jogo educacional *Control Harvest* que será usado como caso de uso para avaliação da proposta apresentada neste trabalho.

II.1 Análise de Aprendizado em Jogos

O aumento da quantidade de dados armazenados e os avanços na área de mineração de dados trouxeram implicações importantes para a área da educação. Com uma integração cada vez maior com novas tecnologias sociais, uma grande parte do processo de aprendizagem gera dados que podem ser rastreados. Desta forma, a análise de aprendizado (LA) surge como uma disciplina que pode ser definida como: “a medição, coleta, análise e relatório de dados sobre alunos e seus contextos, com o objetivo de entender e otimizar a aprendizagem e os ambientes em que ocorre” [Siemens, 2013].

A análise de aprendizado possui como aspectos de estudo técnicas e aplicações. Algoritmos e modelos desenvolvidos para a realização de análises estão inclusos nas técnicas. As técnicas podem ser separadas em cinco áreas: previsão, agrupamento, mineração de relacionamentos, destilação de dados para julgamento humano e descoberta com modelos. Por sua vez, as aplicações se utilizam das técnicas desenvolvidas para impactar e melhorar o ensino e a aprendizagem. As aplicações podem ser separadas em cinco áreas: modelando o conhecimento, comportamento e experiência do usuário; criando perfis de usuários; modelando domínios de conhecimento; análise de tendências; personalização e adaptação [Siemens, 2013].

Por sua vez, a análise de jogos (GA) surgiu como termo utilizado na indústria de jogos para análise da interação dos jogadores com os jogos visando sua melhoria [Kohwalter et al., 2019]. Cada sessão de jogo possui uma série de eventos, decisões e interações realizadas pelo jogador. Devido a isto, diversos processos e técnicas foram desenvolvidas para a análise dos resultados [Costa Kohwalter et al., 2017]. A principal técnica utilizada é a telemetria. Através dela, os dados são obtidos através de um rastreamento não disruptivo [Serrano-Laguna et al., 2017]. Com estes dados são extraídas

métricas, como desempenho e perfil do jogador, com o objetivo de aumentar a retenção, tempo de jogo e receita obtida [Alonso-Fernández et al., 2021].

A GA é utilizada para produção e melhoria do desempenho de jogos, além de compreensão do comportamento dos jogadores. Dentre os resultados obtidos através da GA temos: equilíbrio do jogo, identificação de perfis de jogador e detecção de falhas no projeto do jogo [Melo et al., 2020a]. No entanto, desafios são encontrados como decidir quais informações devem ser rastreadas e registradas, assim como torná-las compreensíveis. Estas tarefas se tornam desafiadoras devido à complexidade dos jogos, o que leva a enormes quantidades de informações [Costa Kohwalter et al., 2017].

No contexto de jogos educacionais, a principal diferença entre LA e GA se encontra no objetivo de cada uma. Enquanto o GA possui foco exclusivo no jogo, visando aumentar o engajamento e monetização, o LA busca a análise de aprendizado dos jogadores [Serrano-Laguna et al., 2017]. Diante disto, Freire et al. [2016] apresentou o conceito de Análise de Aprendizado em Jogos, do inglês *Game Learning Analytics* (GLA). No GLA os objetivos educacionais de LA são combinados com as tecnologias usualmente utilizadas no GA. Através desta combinação é possível ter dados mais detalhados da interação do usuário com o jogo. Assim, é possível relacionar o jogo com o aprendizado real através de abordagens baseadas em dados ou evidências [Alonso-Fernandez et al., 2017].

Embora um jogo educacional possua diferentes tipos de dados que possam ser coletados, existem algumas interações comuns na GA e LA. Unindo os dados relacionados a estrutura do jogo utilizados em GA com dados relacionados a LA é possível obter "métricas do jogo". Com isto, os dados de GLA estão associados ao projeto de aprendizado dos jogos e fornecem informações sobre o progresso e o processo de aprendizado dos jogadores/aprendizes [Alonso-Fernández et al., 2021].

O uso do GLA oferece diversos benefícios para os jogos educacionais. Uma vantagem é a possibilidade de acompanhar o progresso do aluno enquanto joga e poder tomar medidas em tempo real diante de problemas de aprendizagem identificados. Outra vantagem é permitir a coleta e armazenamento dos dados de atividade em um local centralizado, de forma a permitir análises mais detalhadas sobre o comportamento e desempenho dos alunos [Serrano-Laguna et al., 2017]. Além disto, o uso do GLA permite desenvolver modelos de previsão que podem avaliar automaticamente os jogadores de forma não intrusiva, com base exclusivamente em suas interações. Após um jogo ser validado usando questionários externos tradicionais, é possível identificar as métricas de jogo relevantes para identificação do aprendizado e com isto definir modelos de previsão [Alonso-Fernández et al., 2021].

II.2 Questionário de Experiência do Usuário

A análise de atratividade do jogo é medida por meio do questionário de usabilidade UEQ [Schrepp et al., 2017]. O UEQ foi desenvolvido com o objetivo de realizar a medição de forma rápida e direta da experiência do usuário. Ele é composto por vinte e seis itens avaliados em uma escala *Likert* de sete pontos. Cada item consiste em um par de termos com significados opostos. A Figura II.1 apresenta alguns dos itens apresentados aos usuários.

A fim de avaliar o jogo Control Harvest, por favor preencha o seguinte questionário. Ele é constituído por pares de termos opostos relacionados às características que o jogo pode ter. A gradação entre os opostos é representada por círculos. Ao marcar um dos círculos, você expressa sua opinião sobre uma característica do jogo.

Exemplo:

Atraente	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	Feio				
----------	-----------------------	----------------------------------	-----------------------	-----------------------	-----------------------	-----------------------	-----------------------	------

Esta resposta significa que você avalia o jogo mais atraente do que feio.

Marque a sua resposta da forma mais espontânea possível. É importante que você não pense muito na resposta, pois o importante é a sua avaliação imediata.

Por favor, assinale sempre uma resposta, mesmo que não tenha certeza sobre um par de termos ou que os termos não se enquadrem com o jogo.

Não há respostas "certas" ou respostas "erradas". A sua opinião pessoal é que conta!

	1	2	3	4	5	6	7	
Desagradável	<input type="radio"/>	Agradável						
Incompreensível	<input type="radio"/>	Compreensível						
Criativo	<input type="radio"/>	Sem criatividade						
De fácil aprendizagem	<input type="radio"/>	De difícil aprendizagem						
Valoroso	<input type="radio"/>	Sem valor						
Entediante	<input type="radio"/>	Excitante						
Desinteressante	<input type="radio"/>	Interessante						

Figura II.1: Parte do formulário UEQ [Schrepp et al., 2017]

Os vinte e seis itens do questionário são agrupados em seis escalas:

- **Atratividade:** A escala de atratividade está relacionada a impressão geral, ou seja, se os usuários gostaram ou não;
- **Transparência:** A escala de transparência está relacionada a facilidade de uso, ou seja, se o uso do produto é fácil de aprender e entender;
- **Eficiência:** A escala de eficiência está relacionada a resposta do produto, ou seja, se a interação é eficiente e rápida;

- **Controle:** A escala de controle está relacionada a capacidade de prever o comportamento do produto, ou seja, se o usuário se sente no controle da interação e é capaz de prever como o sistema responderá a suas ações;
- **Estimulação:** A escala de estimulação está relacionada diretamente a motivação e diversão do usuário ao utilizar o produto;
- **Inovação:** A escala de inovação está relacionada a inovação do produto, ou seja, o quanto os usuários acharam inovador e criativo;

As escalas não são independentes. A escala de *Atratividade* é a mais geral, sendo influenciada pelas demais. Desta forma, a impressão geral de um usuário é capturada pela escala de *Atratividade*. As demais escalas são separadas em dois grupos. *Transparência*, *Eficiência* e *Controle* englobam aspectos de qualidade pragmáticos. Por sua vez, *Estimulação* e *Inovação* apresentam aspectos de qualidade hedônicos [Schrepp et al., 2017]. A Figura II.2 apresenta a estrutura de hierarquia das escalas.

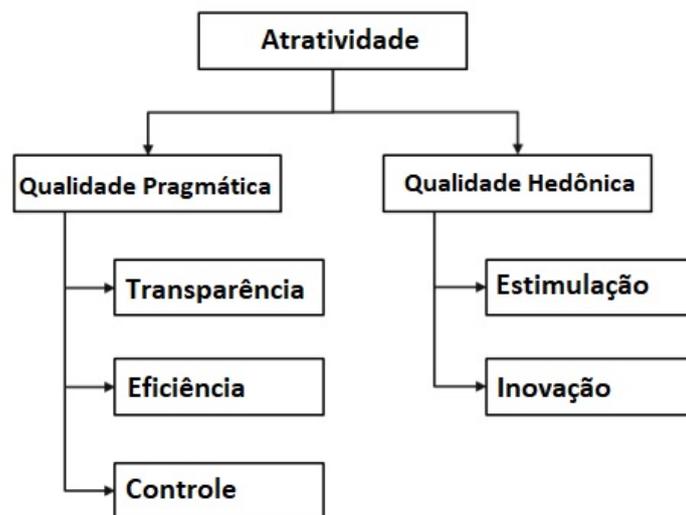


Figura II.2: Estrutura de hierarquia das escalas do UEQ (adaptado de Schrepp et al. [2017])

Aos vinte e seis itens são atribuídos valores de -3 a +3. Desta forma, -3 representa a resposta mais negativa, enquanto que +3 a resposta mais positiva. É importante ressaltar que devido a efeitos comuns na resposta de questionários, como evitar extremos, é esperado observar valores na faixa de -2 a +2 para as médias das escalas [Cota et al., 2014].

II.3 Proveniência de Dados

Carata et al. [2014] define proveniência como os metadados coletados sistematicamente que descrevem as relações entre todos os elementos que contribuíram para a existência de um dado. A

proveniência ainda pode ser dividida em duas formas: prospectiva e retrospectiva. A retrospectiva captura as etapas executadas, bem como informações sobre o ambiente usado para derivar um produto de dados específico. A prospectiva por sua vez captura a especificação de uma tarefa computacional e corresponde às etapas que devem ser seguidas para gerar um produto de dados ou classe de produtos de dados [Freire et al., 2008].

Um aspecto crucial da proveniência é a informação sobre causalidade. Através da proveniência é possível obter a descrição do processo que resultou num produto de dados a partir de um conjunto de dados de entrada e parâmetros específicos. A causalidade pode ser obtida tanto a partir da proveniência prospectiva quanto da retrospectiva. Além disso, a causalidade permite representar a proveniência como um grafo em que os nós correspondem os processos ou produtos de dados, e as arestas representam as dependências entre eles. Estas dependências entre dados e processos são úteis para documentar o processo de geração de dados, assim como para reproduzir ou validar um processo [Freire et al., 2008].

A captura e gerenciamento de dados de proveniência de tarefas computacionais é relevante para diversos domínios e aplicações. Em geral, queremos responder diversas perguntas como: *Quem criou este produto de dados e quando? Quem o modificou e quando? Qual processo criou o produto de dados?* [Freire et al., 2008]. Para responder este tipo de perguntas, em 2013 o *World Wide Web Consortium* (W3C) propôs o modelo de dados PROV [w3.org, 2021].

O principal objetivo do registro de proveniência é rastrear as influências na geração de um artefato. Desta forma, as informações de proveniência contém diversos elementos e os relacionamentos entre eles. O modelo PROV utiliza três tipos diferentes de elementos: Entidades, Atividades e Agentes. Entidades representam objetos de aspectos fixos, seja físico, digital ou conceitual. Atividades são ações ou processos que ocorrem num determinado período de tempo sobre ou com entidades. Por fim, os agentes são os responsáveis pelas atividades que ocorrem, pela existência de uma entidade ou pela atividade de outros agentes. Além disto, o PROV inclui diferentes tipos de relações entre estes três elementos [Kohwalter et al., 2016].

A adaptação do modelo PROV foi realizada em Kohwalter et al. [2013]. O modelo proposto adapta os três elementos do PROV no contexto dos jogos. As entidades são descritas como os elementos inanimados que estão presentes no jogo. Os agentes, por sua vez, são seres que têm a capacidade de tomar decisões, podendo ser o próprio jogador, personagens controlados pelo computador, ou até mesmo controladores de eventos e gatilhos de jogo. Por último, as atividades correspondem às ações realizadas pelos agentes, incluindo suas interações com outros agentes ou entidades, bem como os eventos que ocorrem durante o jogo.

Os modelos de proveniência são representados através de um grafo acíclico e direcionado de causalidade, nomeado de grafo de proveniência conforme apresentado na Figura II.3. Este grafo

possui anotações de informações relativas a execução. O grafo de proveniência é sempre um registro de uma execução passada ou atual, capturando dependências causais entre os elementos [Kohwalter et al., 2013].

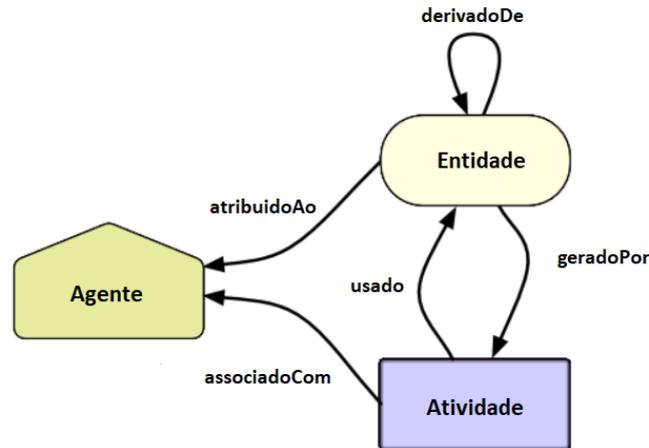


Figura II.3: Exemplo de grafo de proveniência no modelo PROV. Adaptado de w3.org [2021]

Outro aspecto relevante é o armazenamento e acesso dos dados de proveniência. Existe uma ampla variedade de modelos de armazenamento como linguagens especializadas na Semântica Web, XML armazenados como arquivos e tuplas armazenadas em tabelas de bancos de dados relacionais. O armazenamento em sistema de arquivos possui a vantagem de não precisar de infraestrutura adicional. Por sua vez, o uso de um banco de dados relacional oferece um armazenamento centralizado, eficiente e que pode ser compartilhado por um grupo de usuários [Freire et al., 2008].

A partir do armazenamento dos dados é possível realizar consultas sobre a proveniência de uma tarefa ou processo. Através destas consultas, é possível identificar tarefas adequadas e reutilizá-las, assim como comparar e entender as diferenças entre diferentes tarefas. Logo, com o armazenamento dos dados de proveniência podemos realizar consultas estruturadas sobre dados não estruturados [Freire et al., 2008].

II.4 Control Harvest

O jogo educacional *Control Harvest* foi usado como caso de uso para apresentar o processo de avaliação proposto neste trabalho. Este capítulo apresenta seu projeto e implementação.

Control Harvest é um jogo que utiliza um cenário simplificado para o manejo de uma fazenda agrícola, apresentando o Controle Biológico (CB) como alternativa para o manejo de pragas. O jogo restringe o conceito de CB ao focar no papel da predação em CB. Figura II.4 retrata os conceitos abordados no jogo. O lado esquerdo apresenta as áreas temáticas, e o lado direito os conceitos fundamentais dentro dessas áreas temáticas que o jogo aborda.

Para uma correta compreensão do CB, o aluno deve articular conceitos como “especificidade

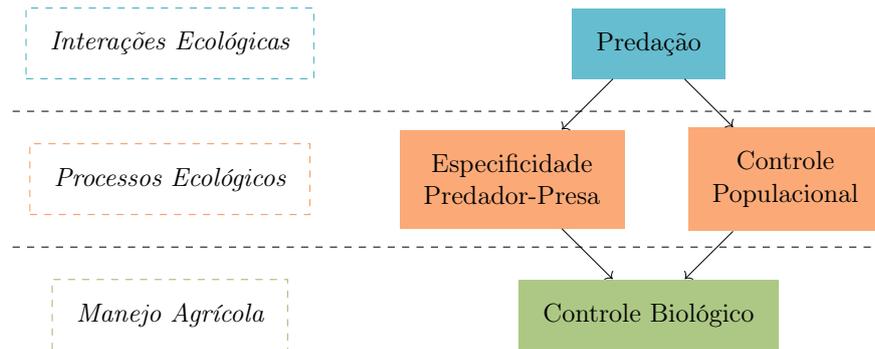


Figura II.4: Relação entre os conceitos abordados no *Controle da Colheita*.

predador-presa”, “controle populacional” e “controle biológico”. *Control Harvest* permite que os alunos mobilizem esses conceitos, introduzindo ou removendo duas espécies de predadores no terreno do jogo. O jogo foi desenvolvido para que os alunos possam observar os efeitos da introdução de uma nova espécie em um ecossistema no controle populacional em um tempo de resposta viável.

Ao longo do jogo, o jogador ganha dinheiro vendendo suas colheitas e gasta dinheiro comprando sementes ou realizando controle de pragas. O jogador tem quatro opções de plantas para cultivar: tomate, couve, capim e milho. Cada planta tem valores de compra e venda diferentes. Quatro espécies de pragas migram para a fazenda: pulgão, cigarrinha, grilo e lagarta. Cada praga se alimenta de um tipo específico de planta, conforme ilustrado na Figura II.5. O controle de pragas é feito pela inserção de novas espécies de predadores na fazenda, seguindo uma prática do CB. A Figura II.5 também apresenta os dois predadores disponíveis (besouro e joaninha) e as espécies de insetos que eles predam.

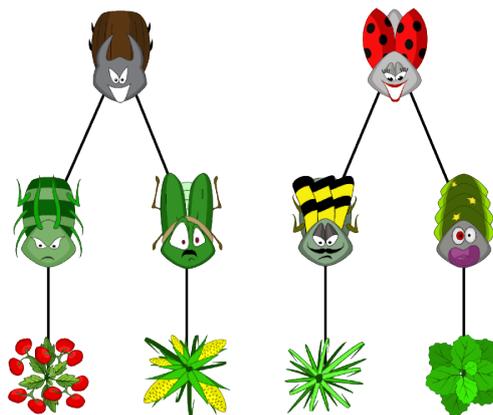


Figura II.5: Controle a cadeia alimentar da Colheita. Apresenta os dois predadores (besouro e joaninha), as quatro espécies de pragas (pulgão, grilo, cigarrinha e lagarta) e as quatro espécies de plantas (tomate, milho, capim e couve).

II.4.1 Interface do Jogo

Control Harvest começa perguntando o nome do jogador, que é usado para fins de classificação e proveniência conforme apresentado na Seção II.3. Ranking e tutoriais podem ser acessados na

tela inicial, além de escolher o idioma do jogo (inglês ou português).



Figura II.6: Tela do jogo Control Harvest. Apresenta todas as plantas, pragas e predadores da área da fazenda e, na parte inferior, os botões que o jogador utiliza para controlar o jogo.

Figura II.6 apresenta a tela do jogo. Os números de 1 a 20 ajudam a identificar os elementos apresentados no *Control Harvest*. Como visto na Figura II.5, os objetos 1 a 4 são as pragas, 5 e 6 os predadores e 7 a 10 são as plantas. O objeto 11 é uma indicação de onde o jogador semeou. Após alguns segundos, este objeto se transforma em um objeto correspondente ao tipo de planta selecionada pelo jogador.

Os botões 12 a 20 estão localizados em uma barra de menu e permitem que o jogador interaja com o jogo. Através dos botões 12 a 15, o jogador compra as sementes e pode plantar clicando na área da fazenda. Esses botões só estão disponíveis se o jogador tiver dinheiro suficiente. O botão 16, seguido de clicar em uma planta, colhe uma planta madura. Terminada a colheita, o jogador ganha o valor da venda da planta correspondente.

Os botões 17 e 18, seguidos de clicar na área da fazenda, inserem um predador. O botão 19 remove um predador. Ambas as operações custam dinheiro. Por fim, o botão 20 acessa o menu do jogo. Nesse menu, o jogador pode habilitar/desabilitar o som; visualizar um gráfico populacional; veja os valores de compra/venda de plantas e predadores e saia do jogo.

II.4.2 Projeto do Jogo

No *Control Harvest*, cada inseto (praga ou predador) possui um atributo de energia que diminui com o passar do tempo. À medida que a energia do inseto diminui, seu movimento torna-se mais lento e, sempre que chega a zero, o inseto morre. A energia do inseto é recuperada sempre que ele se alimenta.

Os insetos se movem aleatoriamente pela área da fazenda. Essa movimentação é realizada

escolhendo um ângulo aleatório (em um intervalo de -15° a 15°) para virar a cada ciclo de jogo. Para reforçar a especificidade predador-presa, os insetos possuem um campo de visão. Se sua presa for vista, eles têm maior probabilidade de se virar em sua direção para persegui-la. A predação então ocorre quando ambos os insetos (ou inseto e planta) colidem. Quando ocorre a predação, uma probabilidade de fuga é modelada considerando a taxa de predação do predador e os valores de energia de ambos os insetos. A ideia é que insetos com mais energia são mais propensos a caçar/escapar.

Sempre que insetos da mesma espécie colidem, eles podem se reproduzir de acordo com a taxa de reprodução da espécie. Quando ocorre a reprodução, os insetos perdem uma quantidade de energia. O conceito de controle populacional é reforçado em *Control Harvest* de duas maneiras. Os jogadores devem controlar (i) a população de pragas, caso contrário, perdem suas colheitas, e (ii) a população de predadores, caso contrário, recebem multas. Esta multa visa apresentar ao jogador um possível resultado negativo do CB, ou seja, quando a população de predadores fica fora de controle.

Por fim, ao longo do jogo, metas de curto prazo são apresentadas aos jogadores. Essas metas exigem que o jogador colha uma determinada quantidade de uma das plantas disponíveis dentro de um determinado intervalo de tempo. Para aumentar o desafio e reforçar a interação de predação entre as espécies, ocorre uma migração de pragas que atacam a planta selecionada sempre que uma meta é lançada. Portanto, o jogador tem que elaborar uma estratégia para lidar com as pragas no tempo disponível para cumprir a meta.

Duas versões do jogo *Control Harvest* foram utilizadas neste trabalho. Na primeira versão o jogo apresentava regularmente aos jogadores metas de plantação para mantê-los interagindo com o jogo. As metas eram apresentadas se o jogador não plantasse por 30 segundos ou a cada 1.000 pontos ganhos. Com isto, o jogo não possuía um final e o jogador jogaria até encerrar o jogo por vontade própria. Essa versão do jogo foi utilizada na primeira avaliação realizada para coleta de dados.

Após a primeira avaliação foi verificado a necessidade de atualização na mecânica de metas. Na segunda versão do jogo, esta mecânica foi atualizada sendo definidas oito metas a serem cumpridas. As metas são lançadas em uma ordem determinada, sendo que uma mesma meta é repetida até que o jogador consiga completá-la. Ao completar as oito metas o jogo é finalizado.

Capítulo III Trabalhos Relacionados

Neste trabalho, apresentamos um processo para rastrear o comportamento de alunos em jogos educacionais. Além disto, a partir dos perfis de desempenho encontrados é avaliada a correlação entre o desempenho e a atratividade percebida pelo jogador. Este capítulo, portanto, apresenta dois mapeamentos sistemáticos distintos, um para cada enfoque. A Seção III.1 apresenta o resultado do mapeamento relacionado à análise de dados em jogos educacionais, com foco na identificação de diferentes perfis de alunos. A Seção III.2 apresenta o resultado do mapeamento relacionado à avaliação da atratividade do jogo como forma de indicar seu potencial uso por alunos. Ambas buscas foram realizadas na base de dados *Scopus*. Através dos trabalhos foi verificado que identificar perfis de sessão de jogo é importante para definir quem teve um bom desempenho e quem não teve, porém a literatura relacionada carece de abordagens além de sequências de ações.

III.1 Identificação de Perfis

O mapeamento sistemático de trabalhos relacionados a identificação de perfis de alunos em jogos educacionais foi realizado na base Scopus em dezembro de 2022. Neste mapeamento foi utilizada a seguinte *string* de busca:

$$(("learning\ analytics" \vee "game\ analytics") \wedge "game" \wedge "educat* ")$$

Como critérios de inclusão foram considerados artigos *(i)* em inglês e *(ii)* publicados em conferências ou periódicos. A busca foi realizada considerando os campos: título, resumo e palavras-chave. Como resultado desta consulta foram obtidos 281 artigos.

Quando se trata de usar análise de jogos (GA) com jogos educacionais, vários estudos apresentam estruturas para integrar GA em jogos [Serrano et al., 2012; Perez-Colado et al., 2017; Nguyen et al., 2018] e fornecem aos professores maneiras de visualizar dados rastreados, como em Minović et al. [2015], ou evitar a necessidade de pós-teste, por exemplo, [Alonso-Fernández et al., 2021]. Outros fornecem ferramentas para o ensino de análise de aprendizagem de jogos (GLA), desde a criação de jogos, rastreamento de dados e visualização, por exemplo, [Perez-Colado et al., 2021]. Outros, discutem maneiras pelas quais os jogos educacionais podem aproveitar as informações extraídas das interações dos jogadores além da análise pós-atividade usual [Alonso-Fernández et al., 2021].

Considerando a avaliação de jogos educacionais, alguns estudos se concentram em propor uma combinação de dados rastreados de jogos e questionários tradicionais [Alonso-Fernández et al., 2021], ou ainda a substituição de questionários por análise de dados rastreados de jogos, por exemplo, [Qasrawi et al., 2020]. A análise que realizam pretende prever o desempenho de aprendizagem dos alunos [Alonso-Fernández et al., 2021], o desenvolvimento de competências [Qasrawi et al., 2020], ou mesmo substituir os métodos tradicionais de avaliação presencial [Ruiperez-Valiente et al., 2023].

Considerando a análise por meio de dados rastreados de jogos, Kang et al. [2017] buscou padrões frequentes na sequência de ações realizadas pelos alunos e os separou de acordo com a pontuação final, indicando um bom desempenho ou não. Uma abordagem diferente é adotada por [Hicks et al., 2016] que usa dados do jogo para avaliar como a maneira como o jogo é integrado à aula afeta a evasão do aluno nesse jogo.

Dos estudos obtidos na consulta acima, nove focam na identificação de perfis de jogadores de acordo com seu comportamento no jogo. Em todos os estudos, os perfis são encontrados agrupando jogadores usando diferentes conjuntos de variáveis do jogo. A pontuação do jogo é usada diretamente [Elaachak et al., 2015; Slimani et al., 2018] ou indiretamente como o número de problemas resolvidos [Lee et al., 2022]. Esta variável pode ser usada em conjunto com a quantidade de ações realizadas pelo jogador dentro do jogo [Elaachak et al., 2015; Lee et al., 2022] ou com a fase alcançada pelos jogadores [Slimani et al., 2018]. As ações no jogo podem ser usadas sozinhas [Hollerit et al., 2021] ou junto com o tempo que o jogador permaneceu jogando [Djelil et al., 2019].

As abordagens de agrupamento acima se concentram em variáveis que abrangem todo o jogo. Uma abordagem diferente é apresentada em [Horn et al., 2016; Kleinman et al., 2022; López-Pernas et al., 2022] onde a sequência de ações do jogo é usada para agrupar os jogadores. Em todos os três jogos, entretanto, o jogador enfrenta algum tipo de problema a ser resolvido por meio de um número finito de ações pré-definidas.

Os grupos de perfis de jogadores encontrados são então relacionados a quão bem os jogadores entenderam os conceitos subjacentes do jogo [Elaachak et al., 2015; Slimani et al., 2018], como eles se envolveram com o jogo [Djelil et al., 2019; Hollerit et al., 2021] ou a maneira/estratégia com que progrediram no jogo [Horn et al., 2016; Lee et al., 2022; Kleinman et al., 2022; López-Pernas et al., 2022]. A seguir, os autores relacionam os grupos encontrados com resultados pós-teste [Lee et al., 2022] ou ambos, resultados pré e pós-teste [López-Pernas et al., 2022].

Uma abordagem oposta, no entanto, é apresentada em [Sung et al., 2017] onde o agrupamento é realizado usando a pontuação pós-teste dos jogadores e, em seguida, a partir dos dados rastreados do jogo, é identificado que os alunos de alto desempenho tendem a apresentar um pensamento profundo e um comportamento mais reflexivo.

III.2 Avaliação de Atratividade

O mapeamento sistemático de trabalhos relacionados à avaliação de atratividade de um jogo como forma de indicar seu potencial uso por alunos foi realizado na base Scopus em junho de 2022. Neste mapeamento, foi utilizada a seguinte *string* de busca:

$$("game\ interest" \vee "game\ attractiv*" \vee "UEQ") \wedge ("computer\ game*" \vee "educational\ game*" \vee "serious\ game*")$$

Como critérios de inclusão foram considerados artigos (i) em inglês e (ii) publicados em conferências ou periódicos. A busca foi realizada considerando os campos: título, resumo e palavras-chave. Como resultado desta consulta foram obtidos 17 artigos, dentre os quais cinco foram selecionados devido sua aderência ao trabalho.

A avaliação de um jogo educacional através de um formulário de usabilidade pode ser vista em diferentes trabalhos. Tsopra et al. [2020] avaliaram o jogo *AntibioGame*, cujo objetivo é melhorar o treinamento de estudantes de medicina no uso de antibióticos na atenção primária. A avaliação utilizou o método *MEEGA+* [Petri et al., 2017], que define 32 itens para avaliar a usabilidade e jogabilidade de um jogo educacional, sendo cada item avaliado numa escala *Likert* de cinco pontos. De acordo com os autores, o resultado obtido reforça que os jogos educacionais possuem o potencial de aumentar o prazer e a motivação no processo de aprendizagem do aluno. Por fim, os autores sugerem a hipótese de que estudantes motivados e entusiasmados com o jogo são mais propensos a gastar mais tempo revisando e, assim, aumentando seu conhecimento sobre a teoria mobilizada no jogo.

Outro método de avaliação da usabilidade encontrado na literatura é através do formulário *UEQ*. Schrepp et al. [2017] realizaram a avaliação do jogo *Earthquake Mitigation Educational Game*, desenvolvido para ensinar sobre meios de mitigação de terremotos a crianças de seis a nove anos. Baluz et al. [2022] apresentam o *Rehabilitate Game*, um jogo desenvolvido como ferramenta de terapia complementar para reabilitação de membros superiores. Por sua vez, Dinimaharawati et al. [2018] realizaram a avaliação de um jogo educacional focado em matemática dentro da plataforma de *e-learning Chamilo*. Estes três trabalhos utilizaram o formulário *UEQ* em suas análises. Todos obtiveram resultados positivos na avaliação dos jogos, reforçando que jogos educacionais possuem um potencial de uso em diferentes áreas.

A correlação entre o desempenho de um jogador e a avaliação sobre a sua satisfação e o seu interesse foi realizada em Zairi et al. [2021]. O desempenho do jogo foi medido pela pontuação obtida pelos jogadores. A avaliação da satisfação e interesse foi realizada através de um questionário composto por 17 itens usando escalas *Likert* variando de um (discordo muito) a sete (concordo muito). A avaliação de satisfação é dividida em quatro escalas: utilidade, facilidade de uso, atitude

em relação ao uso do sistema e intenção comportamental de usar o sistema. A avaliação do interesse é dividida em três escalas: interesse individual, interesse situacional mantido e interesse situacional sustentado. Correlações bivariadas foram realizadas entre cada uma destas escalas com o desempenho do jogo. Houve uma relação significativa e positiva para facilidade de uso. Por sua vez, houve correlação negativa para as demais escalas de satisfação e para as três escalas de interesse.

III.3 Considerações

O desempenho de um jogador em um ambiente de jogo educacional envolve mais variáveis do que sua pontuação. Identificar perfis de sessão de jogo é importante para definir quem teve um bom desempenho e quem não teve. Usar séries temporais para avaliação como em Horn et al. [2016], Kleinman et al. [2022] e López-Pernas et al. [2022] é vital para permitir uma avaliação refinada em oposição a abordagens que focam em variáveis que englobam todo o jogo. No entanto, a literatura relacionada carece de abordagens além de sequências de ação simples. Os jogos fornecem uma rica gama de dados de variáveis de jogo relacionadas às ações do usuário que refletem a estratégia adotada. A geração de séries temporais a partir desses dados permite a avaliação não apenas de jogos do tipo quebra-cabeça, ou seja, aqueles com uma gama limitada de ações a serem tomadas, mas também daqueles em que o usuário pode agir em um determinado momento com diferentes opções possíveis.

Capítulo IV ProBee

Este trabalho propõe ProBee, um processo de avaliação de desempenho de jogadores em jogos educacionais. O projeto do ProBee pretende evitar o viés de agregação ao avaliar o impacto de um jogo na aprendizagem, levando em conta os diferentes perfis de jogadores. Este capítulo apresenta a definição geral do ProBee detalhando suas seis etapas: (1) Identificação dos Conceitos, (2) Pareamento Conceito-Desempenho, (3) Extensão do Modelo de Proveniência, (4) Pareamento Desempenho-Proveniência, (5) Uso e Coleta de Dados e (6) Análise de Desempenho.

IV.1 Definição

Diferentes variáveis do jogo podem ser usadas para identificar os diferentes perfis de jogadores, como pode ser visto em trabalhos relacionados. No entanto, para serem utilizados na avaliação do impacto do jogo na aprendizagem, tais perfis deveriam estar relacionados a como os jogadores conseguiram consolidar os conceitos teóricos abordados pelo jogo. Probee é um processo de seis etapas conforme apresentado na Figura IV.1.

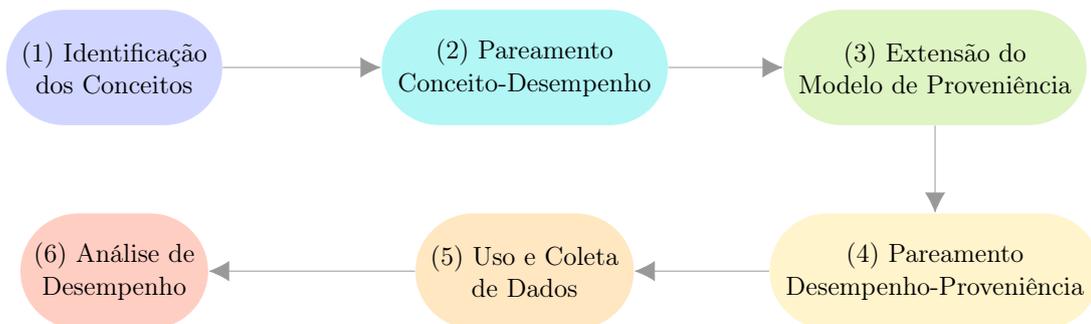


Figura IV.1: Etapas do *ProBee*.

(1) Identificação de conceitos. Conforme discutido em Serrano-Laguna and Fernández-Manjón [2014] o projeto de jogos educacionais se baseia em um conjunto de conceitos que um professor considera importante para os alunos consolidarem. Portanto, o processo começa com a identificação dos conceitos abordados no jogo. Quando vários conceitos estão presentes em um jogo, identificar sua prioridade também é importante. Se esses conceitos estiverem presentes em várias fases do jogo, também é importante separá-los por fase. O conhecimento das informações acima permite identificar como elas são apresentadas ao jogador na mecânica do jogo.

(2) **Pareamento Conceito-Desempenho.** A partir da lista de conceitos abordados em um jogo, o segundo passo consiste em determinar qual estratégia do jogador é considerada ideal. A estratégia do jogador, neste caso, considera as ações realizadas pelo jogador para atingir o objetivo de um jogo ou fase. Um jogador que joga bem deve adotar essa estratégia ideal durante o jogo.

(3) **Extensão do Modelo de Proveniência** Dada a estratégia ideal para uma fase ou jogo, o terceiro passo consiste em modelar os dados de proveniência a serem coletados sobre o comportamento do jogador para permitir a análise de jogo.

ProBee define um modelo de proveniência genérico apresentado na Figura IV.2. Ele estende o modelo PROV [w3.org, 2021] seguindo a abordagem de Kohwalter et al. [2013]. O modelo define as relações de causa e efeito que ocorrem ao longo do jogo. O modelo proposto é composto de três partes principais: (i) agentes, (ii) entidades e (iii) atividades. As entidades são definidas como os objetos inanimados presentes no jogo. Os agentes representam seres capazes de tomar decisões, seja o próprio jogador, personagens controlados pela máquina ou controladores de eventos e gatilhos de jogo. Por fim, as atividades são as ações realizadas pelos agentes ou interações de agentes com outros agentes ou entidades, assim como eventos desencadeados no jogo.

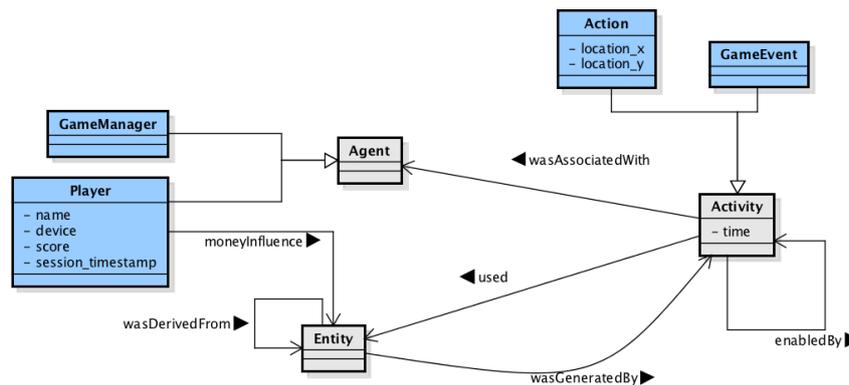


Figura IV.2: Modelo de proveniência do ProBee. O modelo estende o PROV e define classes para organizar os dados de proveniência.

Na Figura IV.2, as classes em cinza representam os componentes PROV *Agent*, *Entity* e *Activities*. As classes restantes estendem uma dessas três para definir classes de proveniência específicas do ProBee, representadas em azul.

ProBee define dois agentes: *GameManager* e *Player*. O primeiro é responsável por controlar a mecânica do jogo e o segundo representa os próprios jogadores. As entidades são estendidas para representar dados específicos de cada jogo. Por fim, existem as classes que representam as atividades existentes no jogo. As atividades são divididas nas classes *Action* e *GameEvent*. A primeira corresponde às atividades realizadas pelo *Player*, enquanto a segunda corresponde às atividades realizadas pelo *GameManager*.

Os relacionamentos entre classes são rotulados de acordo com a influência entre os objetos.

O modelo fornece quatro relacionamentos padrão do PROV. O relacionamento *wasAssociatedWith* indica que um agente esteve envolvido em uma atividade. O relacionamento *used* indica que uma entidade foi usada na atividade. O relacionamento *wasDerivedFrom* indica que uma entidade foi gerada a partir de outra. Finalmente, o relacionamento *wasGeneratedBy* indica que a atividade gerou uma entidade.

(4) Pareamento Desempenho-Proveniência. Dada uma estratégia ideal para uma fase ou jogo, o quarto passo é identificar como ela se manifesta nos dados do jogo. Os dados de proveniência permitem extrair todas as ações realizadas pelo jogador, incluindo aspectos temporais. Assim conseguimos traçar o histórico de qualquer variável necessária para identificar a estratégia ideal.

Vale ressaltar que o uso da proveniência permite identificar a estratégia ideal não apenas considerando um valor de variável isoladamente ou em conjunto com outras, nem uma sequência de ações, como apresentado em trabalhos relacionados. Idealmente, deve considerar uma série temporal de variáveis de jogo que indiquem o comportamento do jogador durante o jogo.

(5) Uso e Coleta de Dados. Este passo consiste no projeto e condução de um experimento, ou ainda a aplicação do jogo em uma turma. Neste passo pretende-se coletar dados a serem usados na etapa de análise.

(6) Análise de Desempenho. A última etapa consiste em analisar os dados coletados. Uma análise exploratória inicial pode ser conduzida para ajudar a guiar a análise de dados. O objetivo é agrupar os jogadores de acordo com a estratégia utilizada no jogo.

Outras variáveis do jogo podem ser usadas para confirmar qual grupo representa os jogadores que entenderam bem os conceitos do jogo ou não. Os dados do questionário pré e pós-teste podem ser usados para comparar o desempenho de cada grupo considerando os resultados de aprendizagem esperados para um determinado jogo. Esta distinção permite verificar se os jogadores que jogaram bem o jogo têm melhores resultados na avaliação da aprendizagem comparativamente aos resultados dos jogadores em geral.

Capítulo V ProBee - Instanciação

Este capítulo apresenta a instanciação do ProBee para o jogo educacional *Control Harvest*. Neste capítulo estão presentes as etapas prévias que devem ser realizadas antes da condução da aplicação do jogo e análise posterior. Com isto, as seções a seguir detalham a aplicação dos quatro primeiros passos do processo para este jogo.

V.1 Identificação de conceitos

A Seção II.4 apresentou os conceitos usados para o projeto do jogo *Control Harvest* e como eles são mapeados na mecânica do jogo. A Tabela V.1 resume os conceitos do jogo e as mecânicas associadas. Vale ressaltar que o Controle Biológico não está na tabela, pois esse conceito macro é abordado através dos outros dois.

Conceito	Mecânica de jogo
Especificidade	Predador persegue a presa
Predador-presa	Predador se alimenta apenas de sua presa
Controle populacional	Pragas: Inclusão de predador ou perda de plantação Predador: Remover manualmente ou receber multas

Tabela V.1: Conceitos abordados no *Control Harvest* e suas mecânicas associadas.

A predação é representada diretamente pelo jogo quando há colisões entre dois insetos de espécies diferentes ou um inseto e uma planta e a planta ou inseto predado desaparece. Para reforçar a especificidade predador-presa, cada inseto se alimenta de apenas um tipo de inseto ou planta. Isso também é observado quando os insetos perseguem sua comida. Tal mecânica ajuda o jogador a entender que cada espécie tem uma dieta específica.

O controle populacional é abordado de duas maneiras. Primeiro, quando o jogador inclui um predador para se alimentar das pragas. Para apresentar a importância do controle da população de predadores, o jogo emite multas por excesso de predadores. Essa multa passa a ideia de que o ambiente não suporta a população daquela espécie.

A prática de CB se apresenta no uso de predadores para o controle de pragas. Ao manter uma população de pragas controlada, o jogador tende a perder menos da sua colheita para as pragas. Além disso, os objetivos do jogo reforçam essa prática ao obrigar o jogador a estudar o cenário em questão (safra que precisa plantar x pragas na lavoura) antes de realizar uma ação.

V.2 Pareamento Conceito-Desempenho

Considerando os conceitos abordados no jogo e suas mecânicas associadas, uma estratégia de sucesso é vista quando o jogador consegue manter uma grande colheita com a população de pragas sob controle. Para fazer isso, o jogador deve manter uma população de predadores na fazenda.

Com isso, pode-se identificar que o jogador percebe a relação entre predadores e presas, realizando o controle populacional de pragas. Como resultado de uma população controlada de pragas, o jogador: *(i)* perde menos plantas por predação, apresentando maior eficiência de colheita; *(ii)* realiza mais metas em menos tempo; *(iii)* atinge uma pontuação mais alta no jogo.

V.3 Extensão do Modelo de Proveniência

Control Harvest estende o modelo de proveniência do ProBee para coletar dados sobre o comportamento do jogador e permitir sua análise. Os dados de proveniência são modelados de acordo com o modelo apresentado na Figura V.1.

As entidades do jogo *Control Harvest* são divididas em classes principais: *Planta* e *Inseto*. A classe *Inseto* é dividida em duas classes de acordo com o papel da espécie no jogo: *Peste* e *Predador*. Cada uma dessas classes (*Planta*, *Praga* e *Predador*) é estendida de acordo com as espécies apresentadas na Figura II.5. Por fim, existem as classes que representam as atividades existentes no jogo. Essas classes estendem as classes *Action* e *GameEvent* de ProBee.

Além disso, define cinco novos relacionamentos. O relacionamento *moneyInfluence* representa que uma entidade fez o jogador ganhar ou perder dinheiro. O relacionamento *missed* representa que o jogador não colheu uma planta. Os relacionamentos *wasPreyedBy* e *eatenBy* representam que uma entidade predou a outra, ou se alimentou de uma planta, respectivamente. Finalmente, o relacionamento *enabledBy* indica que uma determinada atividade disponibilizou outra.

Seguindo o modelo proposto, uma ferramenta de proveniência foi desenvolvida para armazenar os dados de proveniência e fornecer análise visual exploratória dos dados. A ferramenta é composta por três componentes principais. Ele inclui um banco de dados relacional para armazenar dados de proveniência do jogo, um serviço web para receber os dados de um dispositivo que executa o jogo e armazená-los no banco de dados - finalmente, uma página da web para apresentar os dados visualmente.

O banco de dados relacional projetado possui duas tabelas conforme ilustrado na Figura V.2. A primeira tabela, denominada **jogador**, contém informações sobre o nome do jogador, placar, data e hora da sessão de jogo. O nome do jogador é obtido no início do jogo, assim como a data e hora do jogo, enquanto sua pontuação é atualizada ao longo do jogo e obtida no final do jogo. A segunda tabela, denominada **evento**, representa cada evento ocorrido ao longo do jogo. Esta tabela

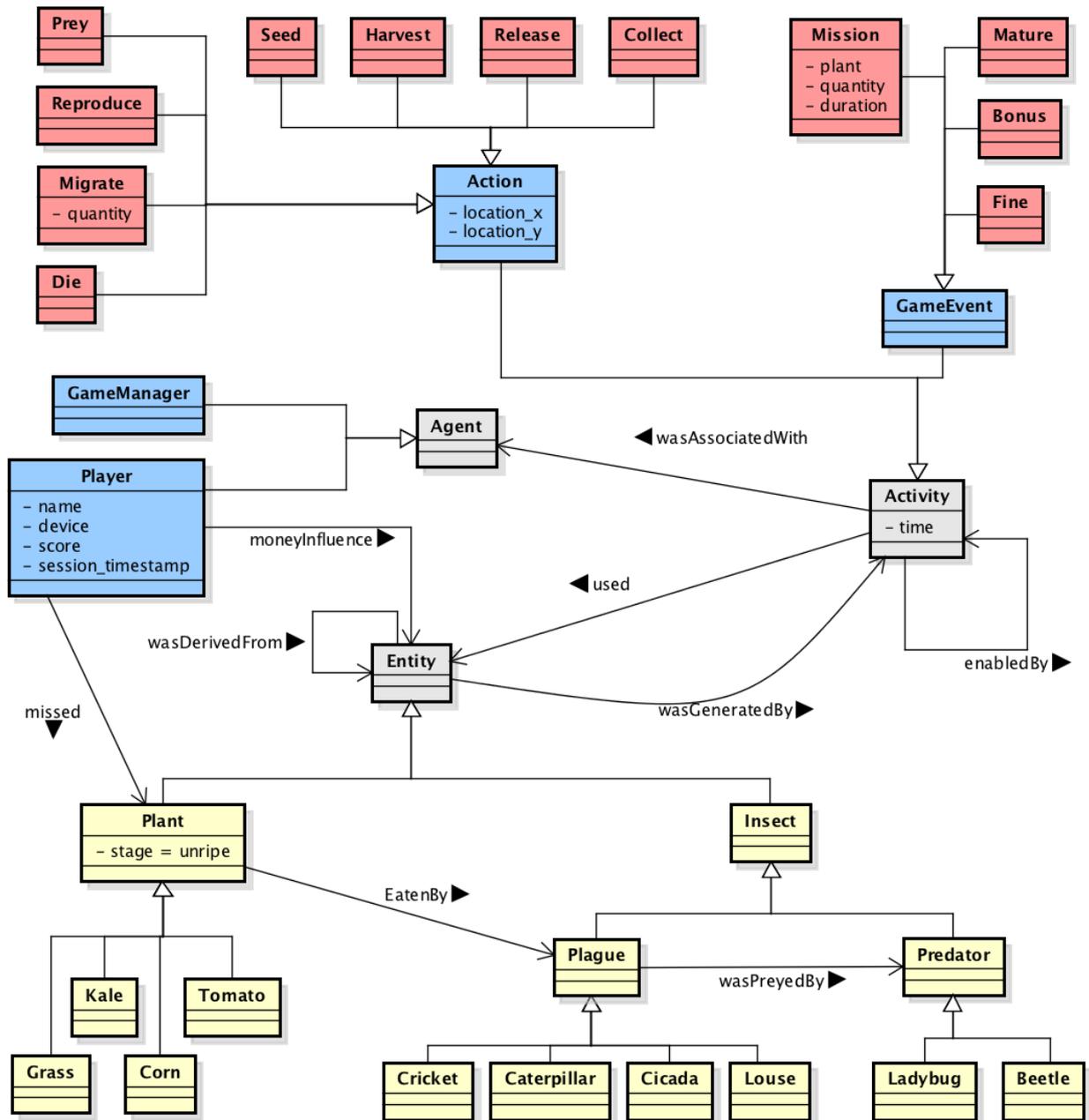


Figura V.1: Modelo de proveniência Control Harvest. O modelo estende o ProBee de acordo com os elementos presentes no jogo.

possui atributos para identificar qual evento uma instância representa e uma chave estrangeira para o atributo identificador da tabela do jogador. Com isso, temos um relacionamento onde cada instância da tabela de jogadores está associada a várias instâncias da tabela de eventos.

Os dados do jogo são armazenados em uma estrutura de dados dentro do jogo. Em seguida, os dados são convertidos para o formato JavaScript Object Notation (JSON) e codificados para Uniform Resource Locator (URL). Após realizar esta conversão, a persistência dos dados no banco de dados é realizada através de serviços web. Os serviços existentes são: (i) *WSPPlayer*, que armazena o jogador e a sessão na tabela *Player*, (ii) *WSEvent*, que é responsável por persistir os eventos do

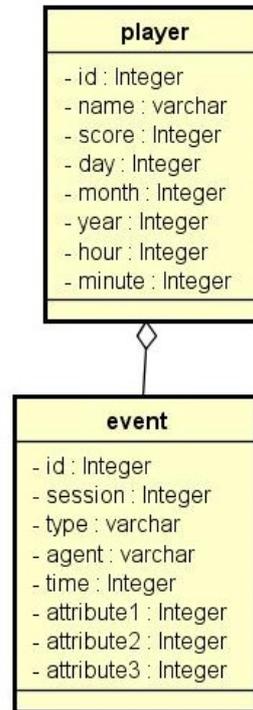


Figura V.2: Modelo de banco de dados relacional

jogo na tabela correspondente no banco de dados, *(iii)* `WSPlayerUpdate`, que é responsável por atualizar a pontuação do jogador na tabela correspondente e por fim *(iv)* serviço `WSRank` que é responsável por retornar ao jogo a lista dos cinco jogadores com maior pontuação.

Duas páginas web foram desenvolvidas para possibilitar a visualização dos dados. As páginas foram desenvolvidas usando *PHP* e *Javascript*. A primeira página, mostrada na Figura V.3, lista todos os usuários cadastrados no banco de dados. Ao selecionar um usuário, todas as suas sessões são listadas. Ao selecionar uma sessão, a página que contém a visualização dos dados é exibida.

Registered players:		
Name	Device	Game Sessions
000000	454	Game Sessions
00000000	247	Game Sessions
00000000	0	Game Sessions
00000000	247	Game Sessions
08455c85	379	Game Sessions
09705fc7	306	Game Sessions
0a806244	242	Game Sessions
0cc788e2	335	Game Sessions
0d54cbcb	376	Game Sessions

Player Sessions:								
Name	Session	Day	Month	Year	Hour	Minute	Device	Match Charts
09705fc7	306	27	11	2020	16	52	306	Match Charts
09705fc7	307	27	11	2020	16	53	306	Match Charts
09705fc7	308	27	11	2020	16	55	306	Match Charts
09705fc7	309	27	11	2020	17	17	306	Match Charts
09705fc7	310	27	11	2020	17	38	306	Match Charts

Figura V.3: Página de acesso para usuários e suas sessões

A página de visualização do gráfico apresenta 11 opções de gráficos: *(i)* Linha do tempo das

plantas, (ii) Linha do tempo dos predadores, (iii) Linha do tempo das pragas, (iv) Linha do tempo da cadeia Joaninha - Lagarta - Couve, (v) Cadeia Linha do Tempo Joaninha - Cigarrinha - Grama, (vi) Cadeia Linha do Tempo Besouro - Grilo - Milho, (vii) Cadeia Linha do Tempo Besouro - Pulgão - Tomate, (viii) Variação populacional, (ix) Variação de entropia, (x) Mapa de calor de plantações, (xi) Mapa de predação de plantas. Os gráficos foram desenvolvidos usando a biblioteca *Google Charts*. As Figuras V.4 e V.5 apresentam gráficos disponíveis na página de visualização dos dados.

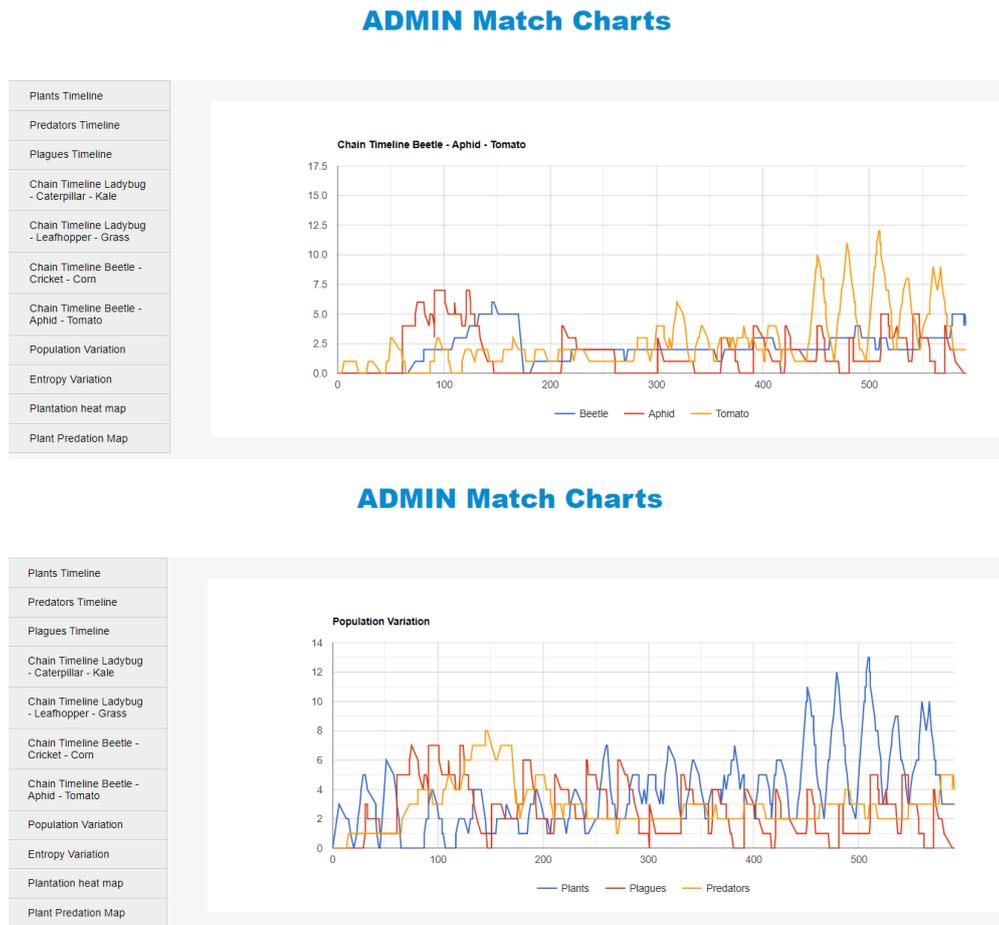


Figura V.4: Páginas de visualização de dados - Gráficos de população

Os gráficos (i-iii) mostram a curva populacional de plantas, pragas e predadores separadamente. Os gráficos (iv-vii) mostram a curva populacional para cada cadeia alimentar. O gráfico (viii) mostra as curvas populacionais das plantas, pragas e predadores agrupados. O gráfico (ix) mostra a variação da entropia de cada elemento, ou seja, quão variadas são as espécies em jogo. Por fim, os gráficos (x) e (xi) apresentam um mapa de calor das plantações e colheitas realizadas no jogo.

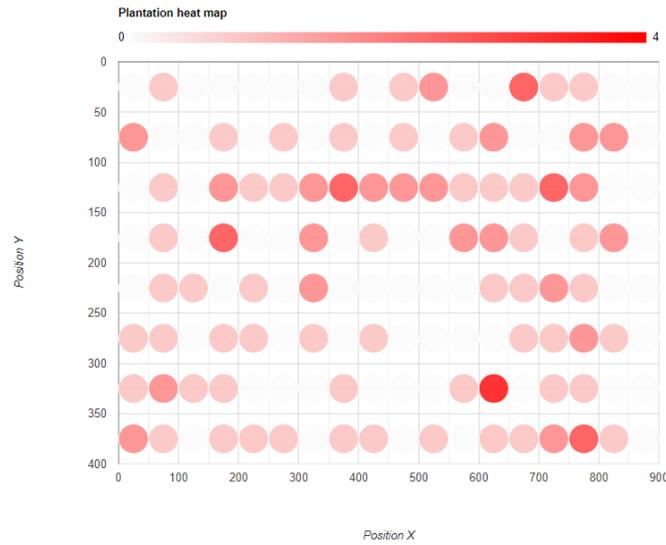


Figura V.5: Páginas de visualização de dados - mapa de calor

V.4 Pareamento Desempenho-Proveniência

Com base no modelo de proveniência usado para coletar dados do *Control Harvest* e a estrutura construída para realizar a coleta dos dados de jogo podemos acompanhar plantas, pragas e populações de predadores ao longo do jogo. Dada a estratégia bem-sucedida para jogar *Control Harvest*, séries temporais foram construídas combinando gráficos de população de plantas, população de pragas e população de predadores. As séries temporais criadas foram normalizadas usando ZScore e uma winsorização de 2% para permitir um melhor agrupamento e evitar *outliers* que possam distorcer o comportamento das curvas. Por fim estas séries foram agrupadas utilizando o método K-means para identificação de perfis de jogadores.

Capítulo VI Protocolo Experimental

Duas avaliações distintas foram realizadas com o jogo *Control Harvest* para coletar dados do jogo. A primeira avaliação serviu para análise do desempenho em relação ao entendimento dos conceitos abordados no jogo. A partir das análises realizadas nesta primeira avaliação, ajustes no jogo foram realizados. Além disto novas questões foram formuladas para aprimorar a avaliação.

A segunda avaliação analisou, além da relação entre desempenho e entendimento, como na primeira avaliação, também a relação entre desempenho e atratividade e a forma como jogadores engajaram com as metas do jogo. É importante ressaltar que a primeira avaliação foi conduzida de forma remota, enquanto a segunda avaliação foi realizada presencialmente.

Este capítulo apresenta detalhes das avaliações realizadas. A Subseção VI.1 apresenta a amostra de participantes de cada avaliação. A Subseção VI.2 apresenta os questionários utilizados em cada avaliação. Por fim, a Subseção VI.3 apresenta o protocolo de etapas das avaliações.

VI.1 Amostra

Ambas avaliações contaram com alunos de turmas do Ensino Médio-Técnico do CEFET/RJ. Todos os participantes responderam a um Termo de Consentimento Livre e Esclarecido (TCLE) antes de participar da avaliação. Além disto, um token foi gerado para cada participante, de forma a anonimizar os dados de jogo e dos formulários respondidos. A primeira avaliação contou com 48 alunos de turmas do curso técnico de informática. A segunda avaliação contou com outros 48 alunos de turmas do curso técnico de informática e 29 do curso técnico de eletrotécnica. Desta segunda avaliação, os 48 alunos do curso técnico foram utilizados para a análise do desempenho e atratividade. Os 29 alunos do curso de eletrotécnica foram utilizados na análise do engajamento das metas. Por fim, para análise do desempenho e entendimento da segunda avaliação foram utilizados 56 alunos dentre os dois cursos, sendo 14 alunos de cada grupo da avaliação. Este procedimento foi realizado devido a uma das turmas ter sido toda alocada num único grupo de avaliação. Com isto, para balanceamento dos grupos, foi realizada uma amostragem entre os alunos desta turma. A Tabela VI.1 apresenta a quantidade de alunos em cada avaliação e análise para melhor compreensão.

Tabela VI.1: Alunos por avaliação e análise.

Avaliação	Análise	Participantes
Avaliação 1	Análise de Desempenho e Entendimento	48
Avaliação 2	Análise de Desempenho e Entendimento	56
Avaliação 2	Relação com Atratividade	48
Avaliação 2	Engajamento das Metas	29

VI.2 Instrumentos

Nas avaliações realizadas os alunos são apresentados a uma questão pré-teste, que visa avaliar o conhecimento prévios dos alunos. Além disto, são apresentados dois tipos de formulários pós-teste. O primeiro formulário visa avaliar o entendimento do conteúdo referente ao manejo de pragas e o segundo referente ao jogo. A questão pré-teste e o formulário pós-teste referente ao entendimento teórico foram desenvolvidos com a participação de um professor de biologia do CEFET-RJ, o qual auxiliou na elaboração das questões, correção e categorização das respostas. As subseções a seguir apresentaram os questionários apresentados.

VI.2.1 Questionário de Avaliação Entendimento Prévio

Inicialmente todos os participantes responderam a uma questão para avaliar o conhecimento prévio. Esta informação foi importante para avaliar a distribuição dos participantes entre os diferentes grupos de avaliação.

A questão de avaliação do conhecimento prévio apresenta o seguinte cenário para o participante:

Imagine que você é um agricultor que está iniciando o trabalho com cultivos de arroz. Em um determinado momento após o plantio, você percebe que suas plantas estão apresentando uma infestação por uma espécie de “praga”. A espécie em questão é o gafanhoto. Conversando com outros colegas agricultores, você fica sabendo que, quando esta infestação não é controlada, sua perda na colheita pode chegar a 80% do plantio! Para tentar controlá-la e evitar este prejuízo, que métodos você utilizaria?

A partir deste cenário podemos identificar os participantes que mencionam algo relacionado ao manejo de pragas ou não. Além de colher o conhecimento prévio dos alunos sobre CB, o questionário também coletar informações gerais como idade, tempo de estudo e jogo e formação anterior.

VI.2.2 Questionário de Avaliação Entendimento Pós-teste

A avaliação do entendimento dos alunos sobre os conceitos abordados foi realizado através de um questionário formulado com questões que abordaram o tema proposto. O formulário foi apresentado após as devidas etapas do teste. O questionário pós-teste é composto por seis questões abertas e uma

questão de múltipla escolha sobre controle biológico. As perguntas são baseadas em uma análise mais profunda do cenário da cultura do arroz apresentado no pré-teste. O questionário apresentou que o gafanhoto causava danos severos quando sua população atingia a densidade de 20 indivíduos por lote de arroz. Além disso, o questionário mostrou a presença de outras quatro espécies de insetos em diferentes lotes. O questionário apresentava um experimento isolando o gafanhoto e cada uma das espécies de insetos. A Figura VI.1 descreve os resultados observados em tal experimento.

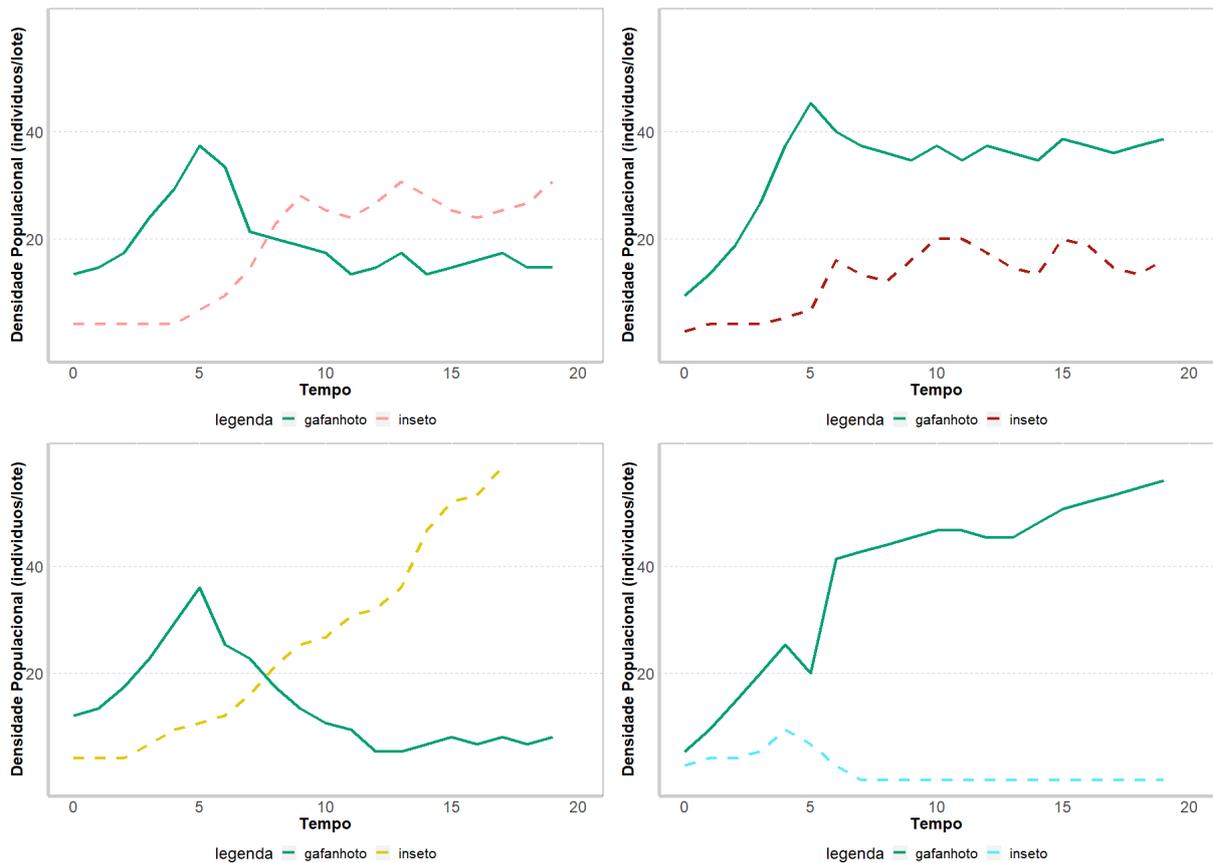


Figura VI.1: Resultados observados em cada uma das criações

Além disso, o questionário também apresenta o resultado obtido por uma fazenda vizinha onde foram realizadas três aplicações de agrotóxicos para controle da população de gafanhotos. O resultado da fazenda vizinha é representado na Figura VI.2. Cada linha vertical azul corresponde a um momento de aplicação do agrotóxico.

A partir do cenário descrito, o questionário pós-teste apresenta duas questões principais e cinco derivadas. A primeira questão (*TQ1*) solicita ao participante que selecione quais espécies poderiam ser utilizadas para o manejo da população de gafanhotos. As perguntas derivadas perguntam sobre a interação observada em cada gráfico na Figura VI.1 e a utilidade dos resultados para a agricultura. A segunda questão (*TQ2*) solicita ao participante que explique a diferença observada entre o tipo de controle adotado na fazenda vizinha e o que seria esperado na adoção do controle biológico.

Na segunda avaliação foram adicionadas outras duas questões. A primeira questão (*TQ3*) apre-

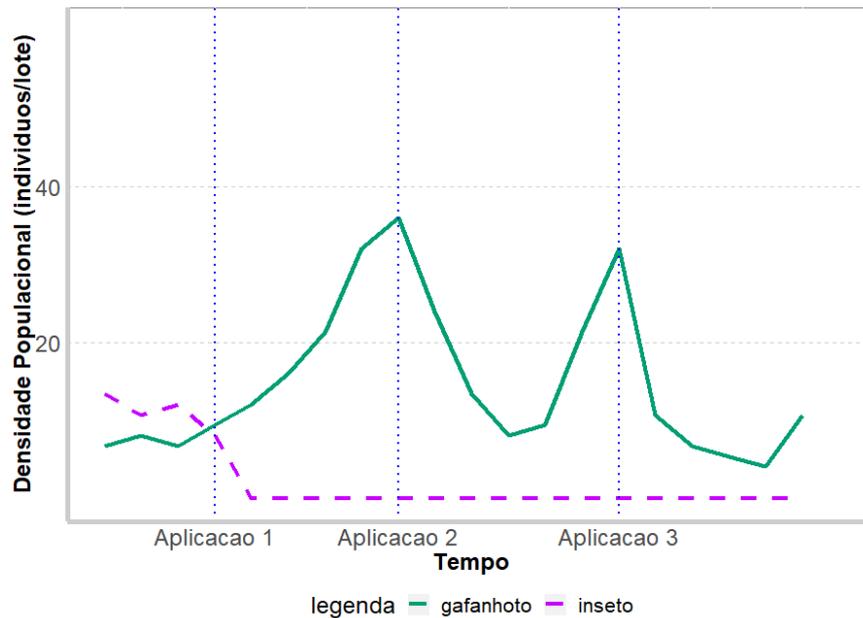


Figura VI.2: Resultado do cenário de aplicação de pesticidas.

senta quatro características desejáveis para que uma espécie seja utilizada no manejo de pragas de maneira eficiente e minimizando possíveis impactos decorrentes da prática do controle biológico. Para cada característica são apresentadas duas opções, das quais o participante deve escolher a correta. Através desta questão podemos avaliar o entendimento dos participantes sobre as características importantes para a escolha de uma espécie para o manejo de pragas. As características e opções apresentadas são:

C1 Preferência por presa ou hospedeiro

- (a) *Generalista, isto é, pode utilizar um grande número de espécies como presas ou hospedeira para os seus ovos.*
- (b) *Específica, isto é, utiliza apenas uma ou poucas espécies como presa ou hospedeira para os seus ovos.*

C2 Capacidade de forrageamento (= localização de sua presa ou hospedeiro):

- (a) *Alta, isto é, localiza sua presa ou hospedeiro mesmo quando eles são escassos.*
- (b) *Baixa, isto é, precisa ter uma grande população de presas ou hospedeiros para conseguir localizá-los.*

C3 Potencial reprodutivo:

- (a) *Maior que a da espécie presa ou hospedeira.*
- (b) *Menor que a da espécie presa ou hospedeira.*

C4 Criação em “cativeiro”:

- (a) *Fácil, isto é, a espécie consegue se reproduzir facilmente em condições controladas de laboratório.*
- (b) *Difícil, isto é, a espécie precisa estar livre no ambiente para conseguir se reproduzir.*

A segunda questão (TQ4) adicionada busca avaliar o uso de rotação de cultivo. Através desta questão podemos identificar se os participantes são capazes de formular este conceito através do jogo. O seguinte cenário é apresentado aos participantes:

Outro agricultor vizinho a sua propriedade também enfrentava dificuldades com a espécie de gafanhoto. Em uma conversa com você, ele lhe perguntou:

“Também estou buscando soluções para lidar com estes gafanhotos... Estou em dúvida se devo aumentar a quantidade de arroz que planto, para tentar garantir alguma colheita, ou se utilizo uma parte de minha área para plantar outros cultivos, alternando-os com o arroz. O que você me sugere?”

Neste caso, o que você teria para responder ao seu vizinho?

As questões TQ1, TQ2, TQ3 e TQ4 testam as hipóteses de que se poderia observar melhor os princípios de controle biológico ao jogar *Control Harvest*. As hipóteses são descritas a seguir:

- H1 O aluno observa características essenciais para a escolha de uma boa espécie predadora (TQ1 e TQ3).
- H2 O aluno observa os efeitos de longo prazo do controle biológico em relação ao uso de agrotóxicos (TQ2).
- H3 O aluno observa os efeitos da prática da rotação de cultivo (TQ4).

VI.2.3 Questionário de Avaliação do Jogo

Na segunda avaliação foi adicionado um segundo formulário para avaliação específica do jogo. Inicialmente são apresentadas quatro questões diretas sobre o desempenho do participante em relação às metas do jogo. As questões apresentadas foram:

1. Quantas metas de plantação você conseguiu alcançar enquanto jogava?
2. Qual a estratégia que você usou para alcançar essas metas?
3. Quantas metas de plantação você NÃO conseguiu alcançar enquanto jogava?
4. Na sua opinião, qual o motivo de NÃO ter alcançado essas metas?

Através destas questões é possível verificar a visão do próprio participante sobre o seu desempenho e sobre a estratégia tomada pelo mesmo de forma consciente. Após estas questões, uma tabela contendo os predadores, pragas e plantas do jogo é apresentada conforme a Figura VI.3. Nesta tabela é esperado que o participante correlacione cada praga e predador com o elemento de sua dieta. Através desta questão podemos identificar se os jogadores compreenderam a dinâmica predador-presa presente no jogo. Por fim, após a tabela de correlação, é apresentado em conjunto os 26 itens do formulário UEQ para avaliação da atratividade.

										Nenhuma
	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>					
	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>					
	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>					
	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>					
	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>					
	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>					

Figura VI.3: Tabela de correlação predador-presa apresentada no questionário de avaliação do jogo.

VI.3 Procedimentos

Durante a execução das duas avaliações, os participantes foram divididos aleatoriamente em quatro grupos: $G1$, $G2$, $G3$ e $G4$. O protocolo experimental foi projetado em três etapas, conforme ilustrado na Figura VI.4.

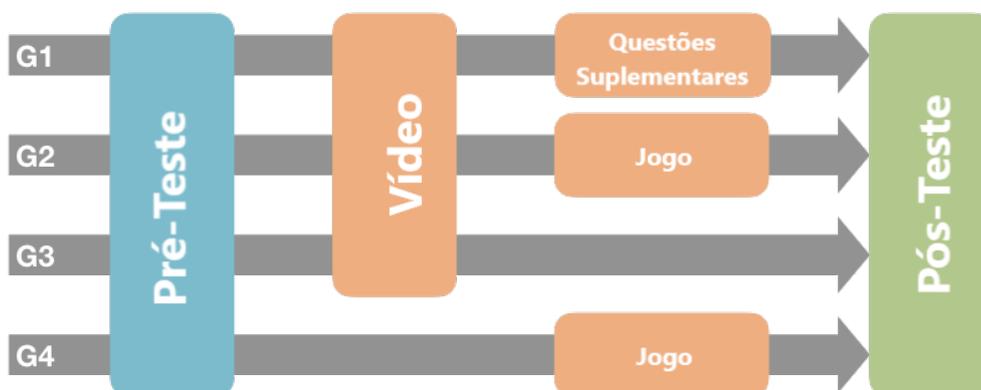


Figura VI.4: Protocolo das avaliações conduzidas com o *Control Harvest*.

Primeiramente, os alunos preencheram um questionário pré-teste. Os alunos dos grupos $G1$, $G2$, $G3$ assistiram a um vídeo sobre CB na segunda etapa. O vídeo é uma montagem de três vídeos.

O primeiro é um programa agropecuário¹, o segundo e o terceiro são vídeos de pesquisadores da Instituto Biológico². O objetivo do vídeo foi simular uma atividade em sala de aula tendo em conta o contexto da pandemia de COVID-19.

Os alunos do *G1* responderam a um questionário complementar composto por cinco questões do Exame Nacional do Ensino Médio (ENEM). A ideia é simular um cenário de aula tradicional. Após, os alunos procederam ao questionário pós-teste. Os alunos de *G2* jogaram *Control Harvest* seguido de um questionário pós-teste. Os alunos do *G3* passaram diretamente ao questionário pós-teste sem nenhuma atividade complementar. Por fim, os alunos de *G4* apenas jogaram *Control Harvest* (sem assistir ao vídeo) e seguiram para o questionário pós-teste.

A divisão dos participantes em quatro grupos foi pensada para possibilitar a comparação do desempenho dos alunos entre aqueles que jogaram *Control Harvest* (*G2*) com aqueles em um cenário de aula tradicional (*G1*). Usamos *G3* como base de comparação para desconsiderar o efeito da repetição em nossa avaliação. Especialmente porque *G1* e *G2* foram expostos a uma atividade suplementar. Por fim, *G4* indica a capacidade do *Control Harvest* de transmitir os conceitos relacionados ao CB.

Além da comparação acima, este protocolo visa investigar a correlação das respostas dos alunos com suas estratégias durante o jogo. Espera-se que os alunos que conseguissem identificar corretamente a relação entre predadores e pragas e utilizá-la para controlar a população de pragas tivessem melhor desempenho nas hipóteses *H1* e *H2*. Além disto, espera-se que os alunos que conseguissem identificar corretamente a relação entre as pragas e plantas e utilizassem da rotação do cultivo tivessem melhor desempenho na hipótese *H3*.

Na segunda avaliação os participantes dos grupo *G1* e *G2* também jogaram o jogo após realizar todo o procedimento. Esta alteração foi realizada para que todos os participantes tivessem a oportunidade de jogar o jogo. Com isto todos os participantes foram utilizados para a avaliação da atratividade do jogo.

¹Globo Rural, da Rede Globo de Televisão <https://g1.globo.com/economia/agronegocios/globo-rural/>

²<http://www.biológico.sp.gov.br>

Capítulo VII Resultados Primeira Avaliação

Este capítulo apresenta a etapa final do processo de avaliação ProBee, abordando a primeira avaliação realizada. Aqui, os dados de proveniência coletados são utilizados para agrupar os participantes das avaliações de acordo com seu perfil de jogo. Assim, uma análise mais detalhada dos jogadores se torna possível. Os dados para construção de cada série temporal foram retirados dos dados de proveniência adquiridos durante a avaliação, para cada participante que jogou. Como a primeira versão do jogo aplicada na primeira avaliação realizado não possuía fim, a série temporal para cada seção de jogo foi construída usando apenas os primeiros 10 minutos do jogo. Esse limite foi escolhido por ser o tempo recomendado para os participantes jogarem o jogo na segunda etapa da avaliação. Além disso, foram consideradas apenas as sessões com mais de 5 minutos ou um evento de game-over.

As Seções a seguir apresentam a análise exploratória e a análise realizada a partir dos dados coletados na avaliação. A análise exploratória da avaliação é apresentada na Seção VII.1. A análise de relação com o entendimento realizada está apresentada na Seção VII.2. Esta análise relaciona o desempenho no jogo com as questões pós-teste.

VII.1 Análise Exploratória

A tabela VII.1 apresenta a distribuição dos participantes por grupo. Também apresenta o número de participantes em cada grupo com conhecimento prévio sobre CB. Foi considerado conhecimento prévio os participantes cuja resposta no questionário pré-teste citasse diretamente o uso do CB ou algo semelhante. Como pode ser observado na tabela, há uma distribuição equilibrada entre os grupos.

Tabela VII.1: Distribuição dos participantes por grupo e indicação de conhecimento prévio.

Grupos	Participantes	Conhecimento Prévio
G1	12	3
G2	12	3
G3	14	2
G4	10	2

Considerando a hipótese $H1$, esperava-se que os participantes observassem que a Espécie 1

seria a escolha correta para a questão *TQ1*. A espécie 1 controla a população de gafanhotos e suas populações não ficam fora de controle (gráfico superior esquerdo na Figura VI.1). A espécie 3 (canto inferior esquerdo) controla a população de gafanhotos, mas sua população fica fora de controle. A espécie 2 (canto superior direito) não tem impacto e a espécie 4 (canto inferior direito) ajuda a aumentar a população de gafanhotos. Portanto, dadas as respostas apresentadas pelos participantes à questão *TQ1*, a Figura VII.1 apresenta a distribuição de respostas por cada um dos grupos da avaliação.

A questão *TQ2* visa estudar a hipótese *H2*. Esperava-se que os participantes observassem que o uso do CB tem um efeito de longo prazo no controle da população de gafanhotos como uma resposta correta para a questão *TQ2*. Neste caso, são necessárias várias aplicações de pesticidas para o controlar (ver Figura VI.2). Portanto, como visto na Figura VII.2, as respostas dos participantes foram separadas entre aquelas que identificaram CB como de longa duração (CB) e que os agrotóxicos requerem várias aplicações (CP).

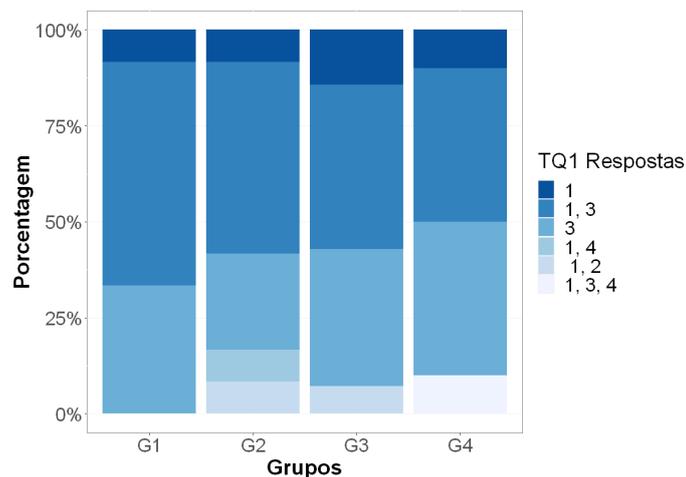


Figura VII.1: Distribuição das respostas por grupo na questão *TQ1* para a primeira avaliação.

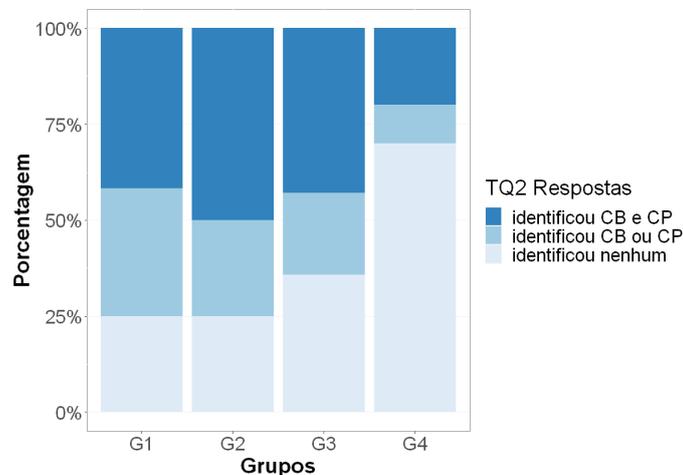


Figura VII.2: Distribuição das respostas por grupo na questão *TQ2* para a primeira avaliação.

As Figuras VII.1 e VII.2 apresentam uma análise inicial do desempenho de cada grupo nas questões $TQ1$ e $TQ2$. $G4$ obteve o pior resultado em ambas as questões. $G1$ obteve o melhor resultado geral na questão $TQ1$, porém com $G3$ obtendo mais respostas para somente a espécie 1. $G2$ obteve o melhor resultado na questão $TQ2$. $G3$ teve melhor desempenho que $G2$ na questão $TQ1$ e pior que $G1$ em $TQ2$. Considerando essa análise, pode-se dizer que o jogo falhou na hipótese 1 e teve sucesso na hipótese 2 em relação a uma sala de aula tradicional. Além disso, a aula (vídeo) teve um impacto significativo no desempenho dos participantes.

VII.2 Análise da Relação com Entendimento

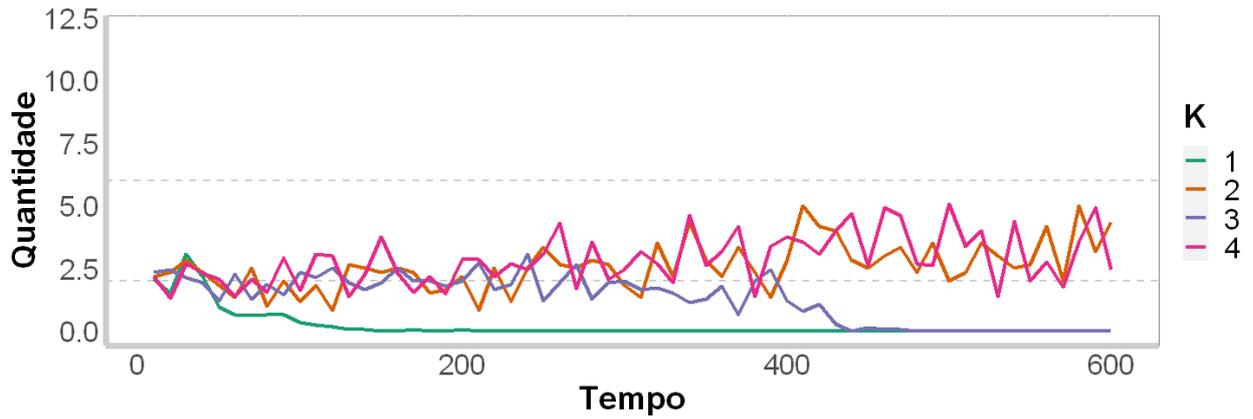
Seguindo a abordagem de ProBee para analisar melhor o impacto do jogo na aprendizagem, o agrupamento de jogadores foi realizado ao longo da série temporal construída para cada seção do jogo usando o método k-means. Após análises de silhueta com distintos valores para quantidades de grupo, k foi definido como quatro. Este valor foi definido por representar quatro curvas distintas, além de conter uma quantidade relevante de participantes em cada grupo. Esses quatro agrupamentos representam diferentes perfis de jogadores. Figura VII.3 apresenta o gráfico de população média para plantas, pragas e predadores para cada perfil.

Com base nos perfis encontrados, é possível identificar os jogadores de melhor e pior desempenho. O perfil $K1$ agrupa todas as sessões de jogo curtas relacionadas a sessões que tiveram o evento de *game over* antes de 5 minutos. O perfil $K2$ representa as sessões de jogo com desempenho inferior, pois a população de pragas permanece em um limite bem acima do restante e uma pequena população de predadores é usada para controlar a população de pragas. Por fim, os perfis $K3$ e $K4$ representam boas sessões de jogo, pois a população de pragas é mantida sob controle dentro de um limiar abaixo do perfil $K2$, mesmo mantendo a mesma população de plantas. É importante notar que ambos os perfis usaram predadores para controlar a população da praga.

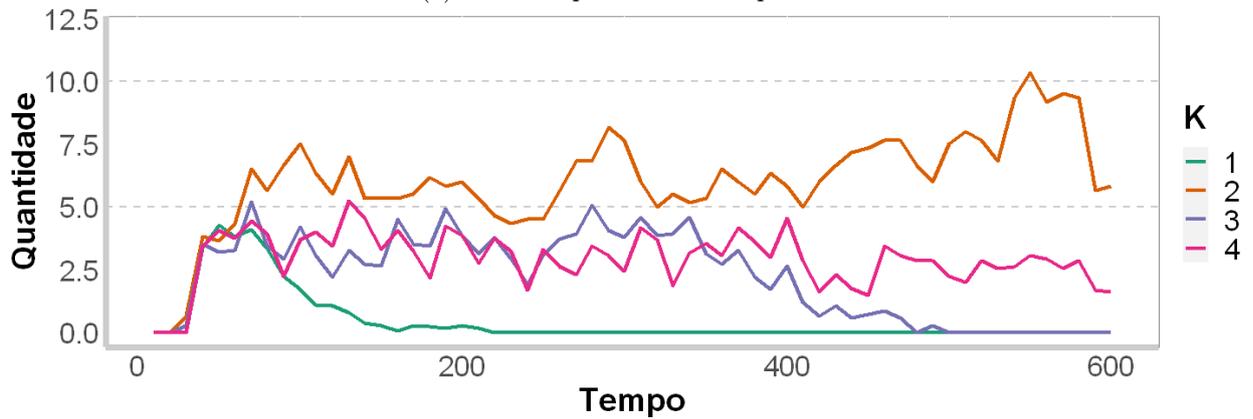
Tabela VII.2: Estatísticas médias de jogo por perfil de jogador.

Perfil	Tempo de jogo (s)	Multa p/predador	Metas lançadas	Ponto/Tempo	% planta colhida	% metas cumpridas
K1	98.72	0.77	0.50	2.64	0.78	0.02
K2	1054.66	2.83	3.33	5.60	0.66	0.35
K3	403.57	3.50	1.42	7.20	0.88	0.31
K4	1234.69	14.30	4.23	11.07	0.86	0.45

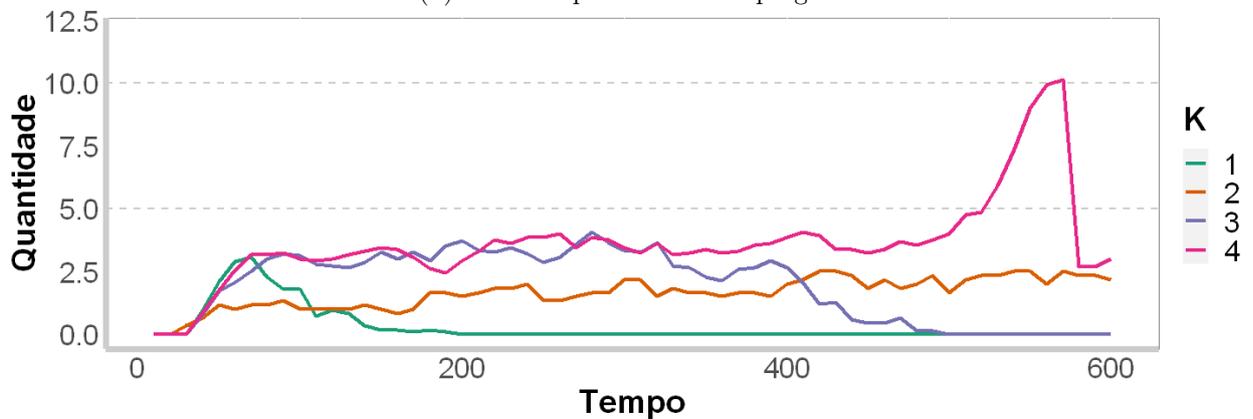
As estatísticas do jogo, apresentadas na Tabela VII.2, corroboram a análise anterior. O baixo tempo de jogo é suficiente para corroborar que o perfil $K1$ é composto principalmente por treinos. Além disso, podemos perceber que a aplicação de multas e o descumprimento da meta no início do jogo parecem ser a causa da maioria dos *game overs*. Por outro lado, o perfil $K2$ tem as menores



(a) Série temporal média da planta.



(b) Série temporal média de pragas.



(c) Série temporal média do predador.

Figura VII.3: Gráfico populacional médio para plantas, pragas e predadores para cada perfil identificado usando o método k-means para $k = 4$.

taxas de colheita entre todos e a menor relação pontuação-tempo em comparação com os perfis $K3$ e $K4$. Além disso, enquanto o perfil $K3$ tem boas estatísticas, o perfil $K4$ tem de longe uma melhor relação placar-tempo, bem como uma maior porcentagem de metas cumpridas e com pelo menos 10 minutos de jogo. Portanto, podemos concluir que o perfil $K4$ representa os participantes que tiveram desempenho superior e o perfil $K2$ os que tiveram desempenho inferior.

Uma vez agrupados os jogadores naqueles com melhores e piores desempenhos, refinamos a análise do desempenho nas questões $TQ1$ e $TQ2$. As Figuras VII.4 e VII.5 apresentam os resultados

dos participantes nas questões $TQ1$ e $TQ2$, subdividindo os grupos $G2$ e $G4$ de acordo com o perfil do jogador. Conforme mostrado na tabela, os participantes que jogaram bem ($G2K4$ e $G4K4$) agora têm desempenho semelhante ao grupo $G1$ na questão $TQ1$. Por sua vez, os participantes que jogaram mal ($G2K2$ e $G4K2$) apresentaram pior desempenho em ambas as questões em relação aos grupos $G1$ e $G3$. Por fim, é importante ressaltar a importância do vídeo no desempenho da segunda questão, resultando em grande diferença de desempenho entre os grupos $G2$ e $G4$ na questão $TQ2$.

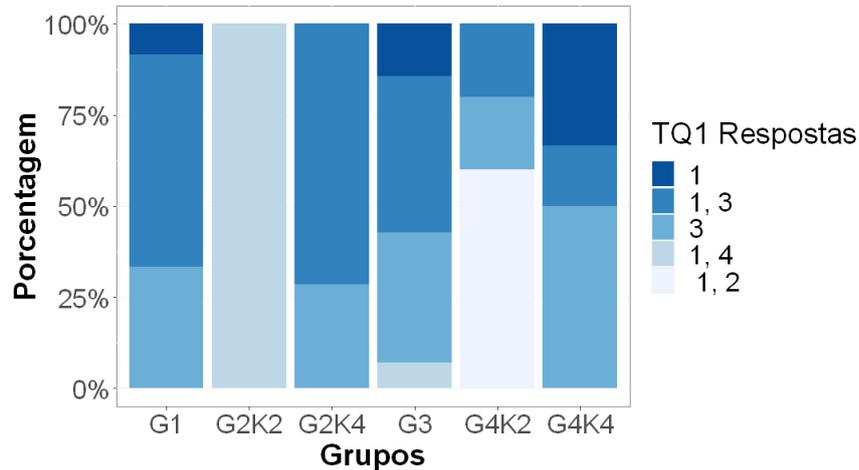


Figura VII.4: Distribuição das respostas por grupo na questão $TQ1$ para a primeira avaliação

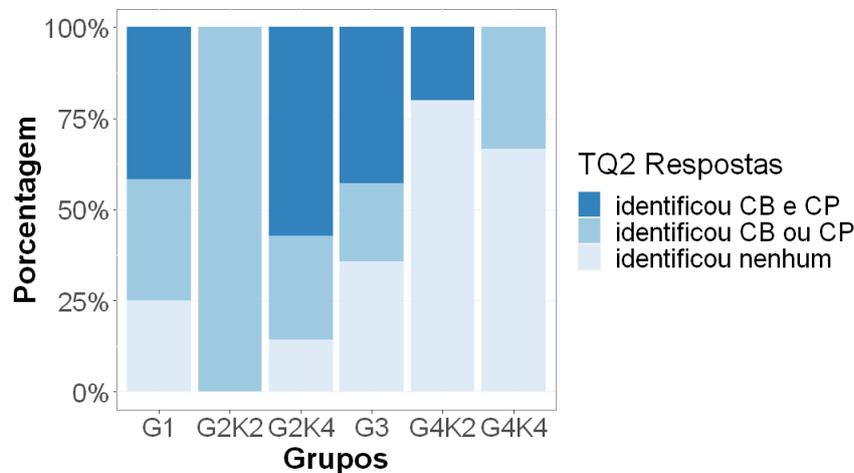


Figura VII.5: Distribuição das respostas por grupo na questão $TQ2$ para a primeira avaliação

Os resultados obtidos com a análise proposta pelo ProBee indicam que os que jogaram bem tiveram melhor desempenho nas questões $TQ1$ e $TQ2$. Este resultado serve como uma indicação que o *Control Harvest* atuou como uma forma de reforçar os conceitos apresentados em aula, principalmente o efeito a longo prazo do CB e seu possível efeito colateral negativo. No entanto, a participação em sala de aula é importante, pois (apenas) jogar o jogo não foi suficiente para apresentar um desempenho melhor do que em um cenário de aula tradicional.

Capítulo VIII Resultados Segunda Avaliação

Este capítulo apresenta a etapa final do processo de avaliação ProBee, abordando a segunda avaliação realizada. Assim como na avaliação anterior, os dados para construção de cada série temporal foram retirados dos dados de proveniência adquiridos durante a avaliação, para cada participante que jogou. Para a segunda versão do jogo, as séries temporais foram utilizadas por completo, tendo em vista que o jogo era finalizado após a conclusão de 8 metas.

As Seções a seguir apresentam a análise exploratória e as três análises realizadas a partir dos dados coletados na avaliação. A análise exploratória da avaliação é apresentada na Seção VIII.1. A análise de relação com o entendimento foi repetida nesta avaliação e esta apresentada na Seção VIII.2. A segunda análise, apresentada na Seção VIII.3, relaciona o desempenho no jogo com a atratividade reportada no questionário pós-teste. Por fim, na Seção VIII.4 é apresentada uma análise da forma como os jogadores engajaram com as metas propostas pelo jogo.

VIII.1 Análise Exploratória

A distribuição dos participantes nesta segunda avaliação foi de 14 alunos para cada um dos quatro grupos. Para análise do conhecimento prévio dos alunos foram consideradas quatro categorias de resposta:

- (A) respostas que citam agrotóxico, pesticida ou veneno;
- (B) respostas que citam “remédio”;
- (C) respostas que citam controle biológico;
- (D) respostas que citam outros mecanismos.

A Figura VIII.1 apresenta a distribuição das respostas. Podemos verificar que, em todos os grupos, a maior parte citou algo relacionado ao uso de pesticidas. O grupo $G3$ possui a maior parcela de alunos que citou o controle biológico, enquanto o grupo $G1$ não teve nenhuma citação.

As Figuras VIII.2 e VIII.3 apresentam uma análise inicial do desempenho de cada grupo nas questões $TQ1$ e $TQ2$. O grupo $G3$ obteve o melhor resultado nas duas questões. Os grupos $G1$ e $G4$ tiveram desempenho geral próximos, com $G4$ possuindo respostas mais assertivas. Por sua vez,

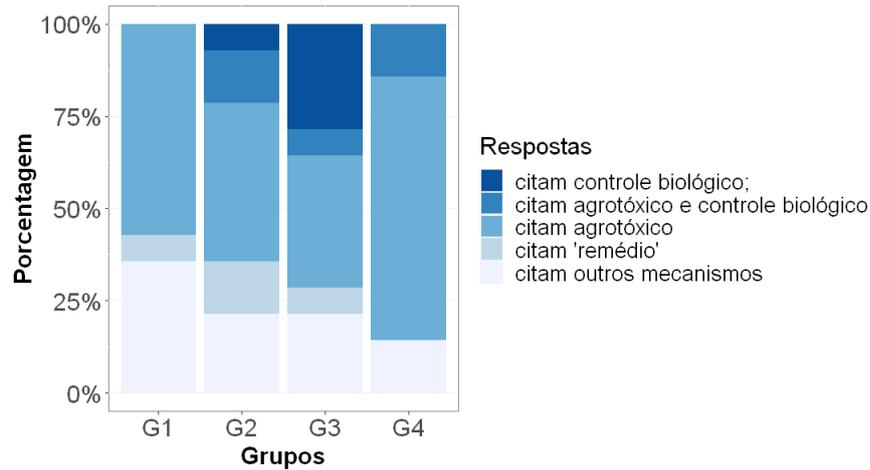


Figura VIII.1: Distribuição das respostas a pergunta de conhecimento prévio segunda avaliação

o grupo *G2* teve um resultado próximo aos demais na questão *TQ1*, inclusive sendo o grupo com mais respostas para somente a espécie 1. Porém, o grupo *G2* teve o pior resultado na questão *TQ2*. Considerando essa análise, pode-se dizer que o jogo falhou na hipótese 2 e teve sucesso na hipótese 1 em relação a uma sala de aula tradicional.

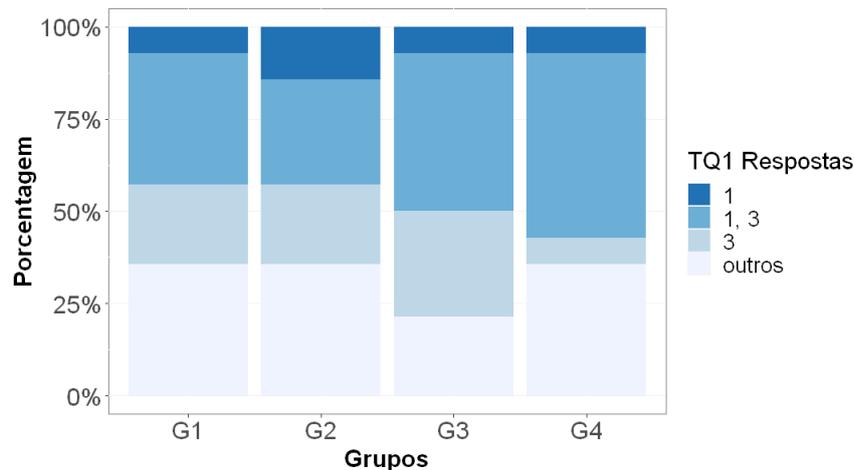


Figura VIII.2: Distribuição das respostas por grupo na questão *TQ1* para a segunda avaliação

Conforme a seção VI.2.2 mais duas questões foram adicionadas. A análise da questão *TQ3* considera os acertos dos participantes relacionados às três primeiras características apresentadas. Por sua vez, as respostas da questão *TQ4* foram classificadas entre: quem sugeriu plantar mais arroz, quem sugeriu plantios alternados e outras respostas.

A Figura VIII.4 apresenta o resultado obtido para a questão *TQ3*. As características *C1* e *C2* estão relacionadas entre si como características desejadas para a espécie e relacionadas ao conceito de especificidade predador-presa, sendo a característica *C1* a principal. Por sua vez a característica *C3* se trata de uma característica não desejada, estando relacionada ao potencial descontrole populacional da espécies predadora. Os grupos *G1* e *G3* foram os que melhor compreenderam *C1*. Além

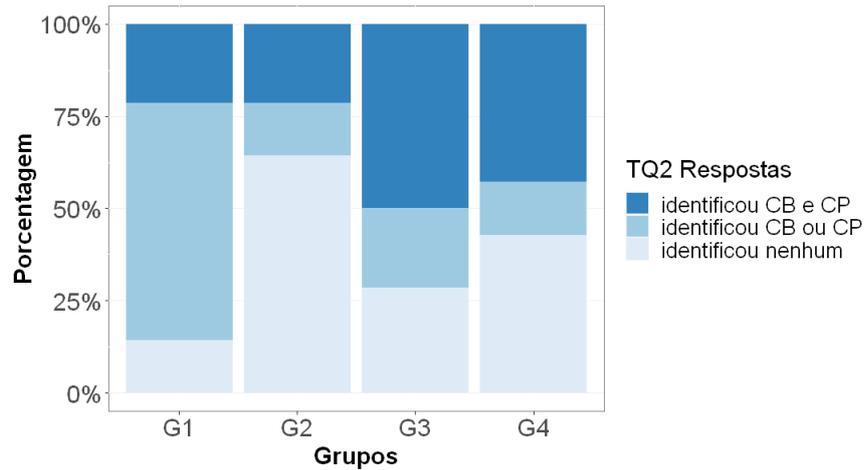


Figura VIII.3: Distribuição das respostas por grupo na questão *TQ2* para a segunda avaliação

disto, *G1* foi o grupo que melhor compreendeu as três características e o par *C1* e *C2*, o que pode indicar que os exercícios de fixação auxiliaram no entendimento destas características. Por sua vez, ambos grupos que jogaram tiveram resultados piores em comparação com o grupo *G1*. Este resultado pode indicar que o jogo não está apresentado claramente a importância destas características na escolha da espécie controladora.

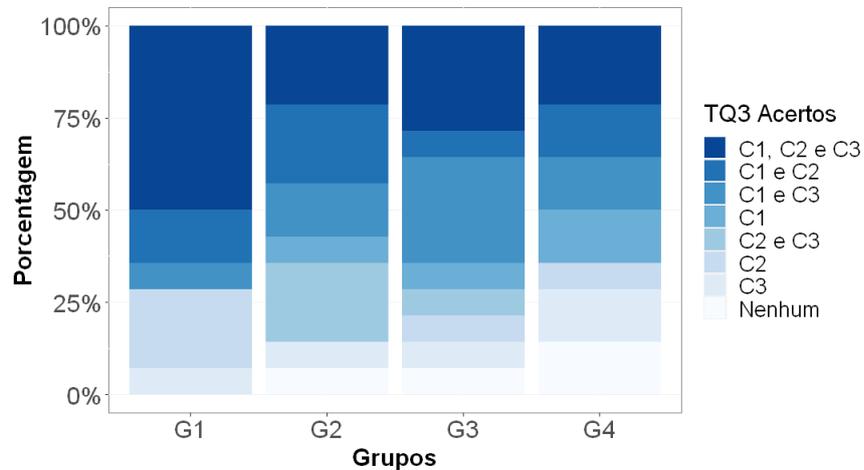


Figura VIII.4: Distribuição das combinações de respostas certas por grupo na questão *TQ3*

Por fim, a Figura VIII.5 apresenta o resultado obtido para a questão *TQ4*. Os grupos *G2* e *G4* apresentaram mais respostas positivas para o uso de rotação de cultivo. Este resultado pode indicar que o jogo apresenta a ideia do uso de rotação de cultivo como uma ação para o manejo de pragas.

VIII.2 Análise da Relação com Entendimento

Assim como na primeira avaliação, o agrupamento de jogadores foi realizado ao longo da série temporal construída para cada seção do jogo usando o método *k-means*. A partir da análise da silhueta, *k* foi definido como três. Esses três grupos representam diferentes perfis de jogadores.

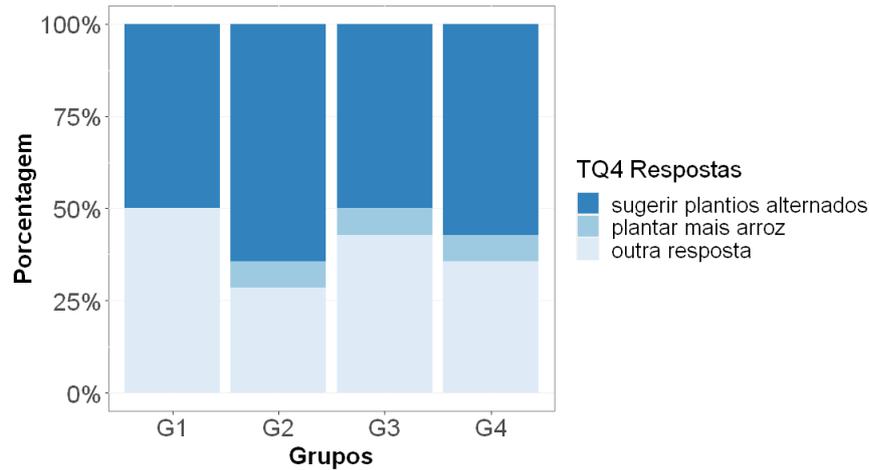


Figura VIII.5: Distribuição das respostas por grupo na questão *TQ4*

Figura VIII.6 apresenta o gráfico de população média para plantas, pragas e predadores para cada perfil.

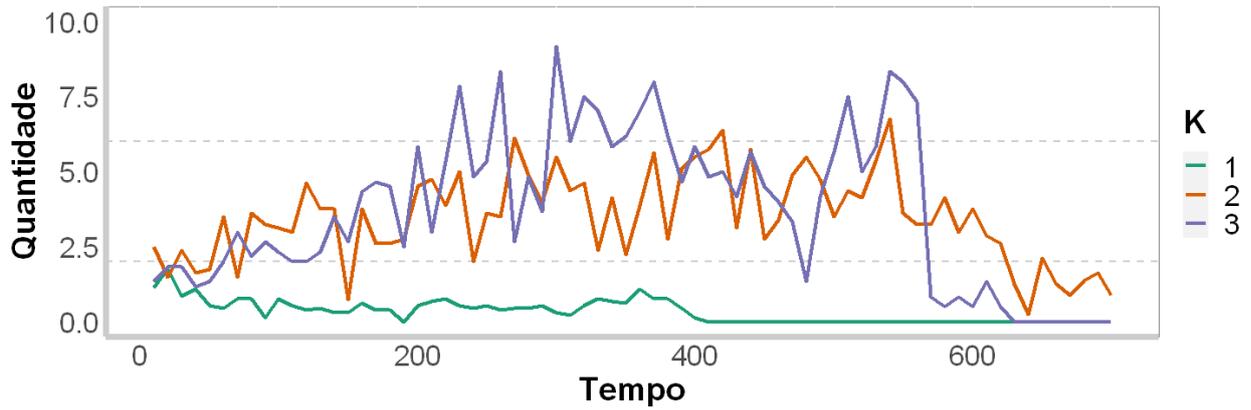
Com base nos perfis acima, é possível identificar os jogadores de melhor e pior desempenho. O perfil *K1* corresponde aos jogadores que não finalizaram o jogo, seja por perder logo no início ou desistir no meio. O perfil *K2* representa os jogadores que tiveram um desempenho intermediário, pois a população de pragas permanece num limiar acima dos demais e mantém uma população de predadores baixa para controle da população de pragas. Por fim, o perfil *K3* corresponde aos jogadores com o melhor desempenho. Este grupo de jogadores mantiveram boa população de predadores para controle da praga e com isto mantendo a população de pragas sob controle, com maior taxa de queda em comparação as demais.

Tabela VIII.1: Estatísticas médias de jogo por perfil de jogador.

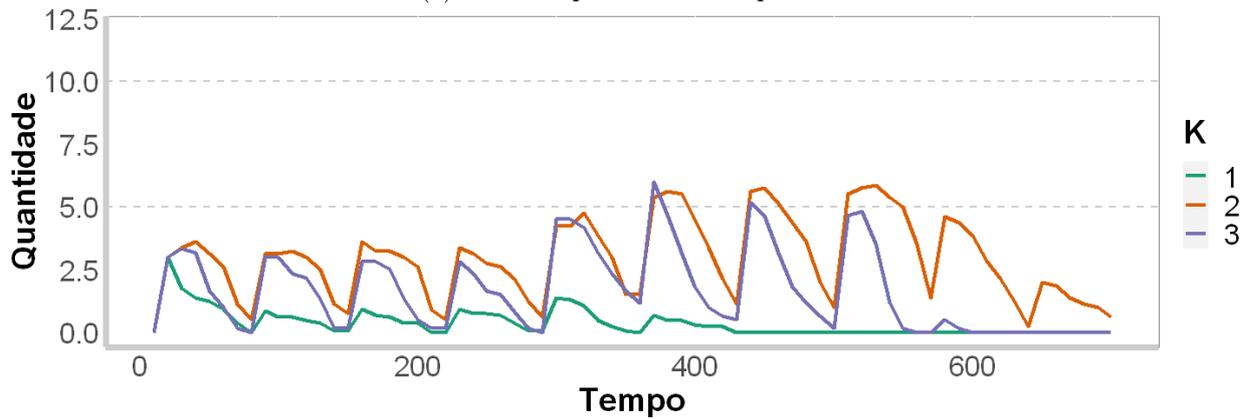
Perfil	Tempo de jogo (s)	Multa p/ predador	Metas lançadas	Ponto/ Tempo	% plantas colhidas	% metas cumpridas
K1	142.53	0.00	2.46	8.85	0.49	0.40
K2	647.50	0.25	9.25	18.85	0.78	0.83
K3	571.83	3.33	8.16	14.27	0.84	0.98

As estatísticas do jogo, apresentadas na Tabela VIII.1, corroboram com a análise anterior. O baixo tempo de jogo, assim como a baixa quantidade de metas lançadas, porcentagem de metas cumpridas e porcentagem de plantas colhidas corroboram que o perfil *K1* representa os jogadores que jogaram mal. O perfil *K3* possui a melhor taxa de cumprimento das metas, assim como de colheita das plantas, corroborando ser o perfil dos participantes com melhor desempenho. Porém, o perfil *K2* apresenta a melhor taxa de pontuação por tempo, mesmo possuindo menores taxas de colheita e metas cumpridas.

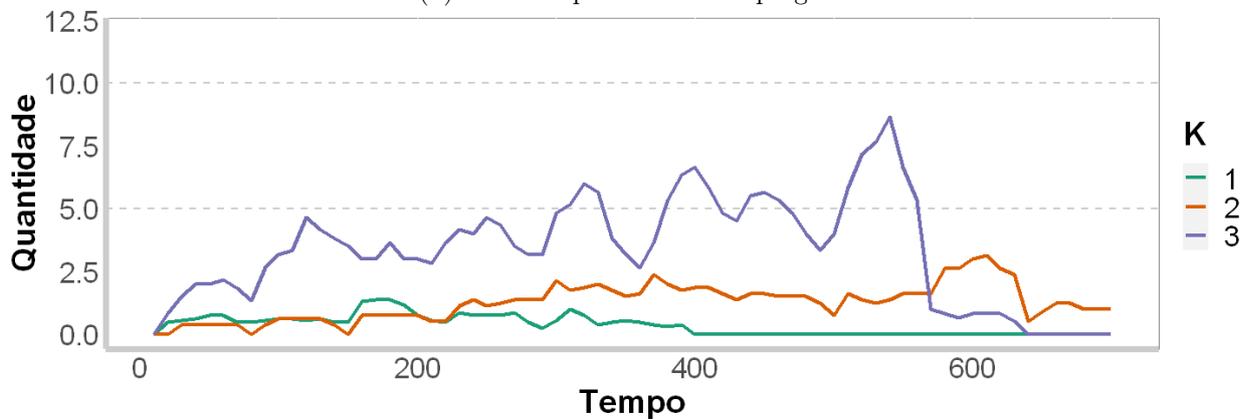
A Figura VIII.7 apresenta a curva de pontuação de cada perfil. Através destas curvas é possível



(a) Série temporal média da planta.



(b) Série temporal média de pragas.



(c) Série temporal média do predador.

Figura VIII.6: Gráfico populacional médio para plantas, pragas e predadores para cada perfil identificado usando o método k-means para $k = 3$.

verificar que o perfil $K2$ obteve maior pontuação final, mesmo com um desempenho abaixo do perfil $K3$. Por meio da observação dos alunos durante a condução da avaliação, percebeu-se que alguns alunos apresentaram uma estratégia focada na pontuação final, sem levar em consideração aspectos que o jogo deseja trabalhar. Assim, a partir dos resultados obtidos nesta análise e visando corroborar o fato observado durante a condução da avaliação, a Seção VIII.4 apresenta uma análise realizada para verificar como os alunos engajaram com a metas propostas pelo jogo.

Realizado o agrupamento dos jogadores e identificado o perfil de cada um, aprofundamos as

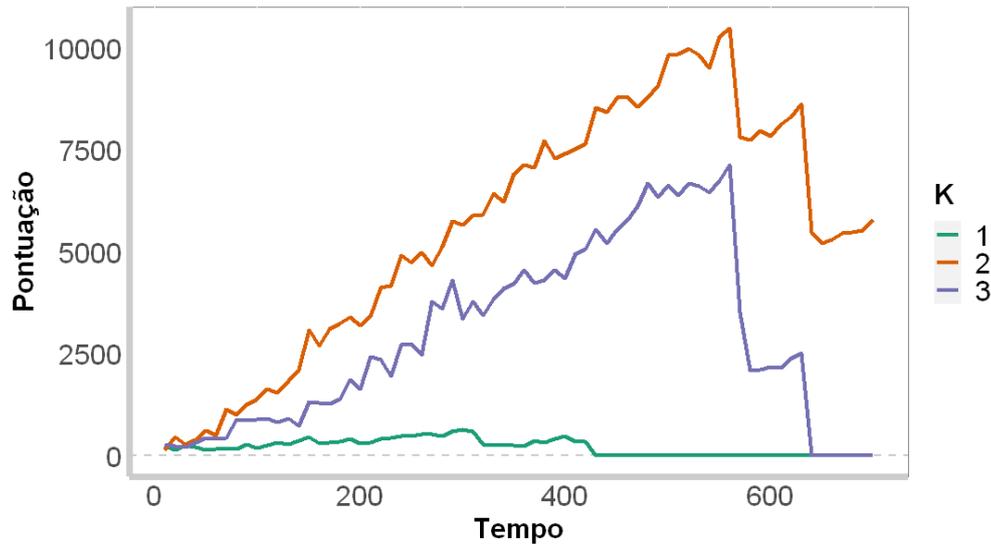


Figura VIII.7: Gráfico de pontuação média ao longo do tempo para cada perfil identificado usando o método k-means para $k = 3$

análises do desempenho nas questões $TQ1$, $TQ2$, $TQ3$ e $TQ4$. As Figuras VIII.8 e VIII.9 apresentam os resultados dos participantes nas questões $TQ1$ e $TQ2$, subdividindo os grupos da avaliação $G1$ e $G2$ de acordo com o perfil do jogador (K). Desta vez, diferente do esperado, os participantes que jogaram bem ($G2K3$ e $G4K3$) possuem agora um desempenho abaixo na questão $TQ1$ em comparação com os grupos da avaliação $G1$ e $G3$. Além disso, estão abaixo dos demais subgrupos com os perfis $K1$ e $K2$. Inclusive, estes subgrupos ($G2K1$, $G2K2$, $G4K1$ e $G4K2$) tiveram desempenho semelhante ou superior aos grupos $G1$ e $G3$ para a questão $TQ1$. Considerando a questão $TQ2$, o grupo $G2K3$ indica ter um melhor desempenho em relação aos grupos $G2K1$ e $G2K2$ e um desempenho próximo aos grupos $G1$ e $G3$.

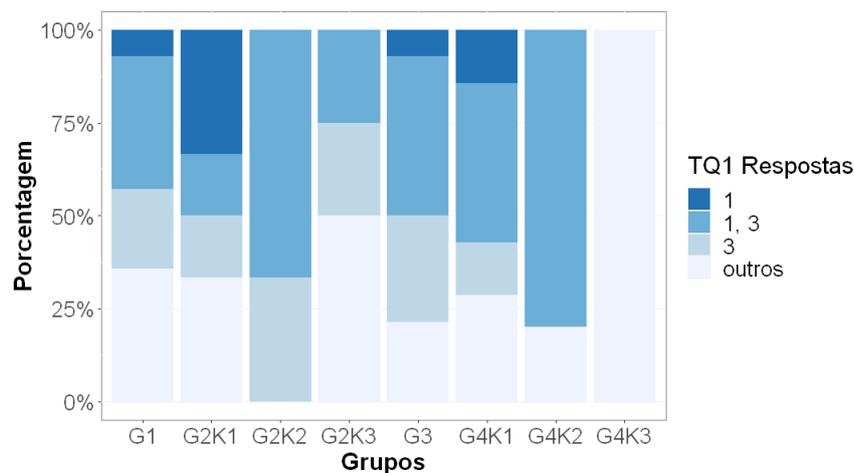


Figura VIII.8: Distribuição das respostas por grupo/perfil na questão $TQ1$ para a segunda avaliação

O desempenho na questão $TQ3$ para cada perfil é apresentado na Figura VIII.10. O perfil $K2$ teve o melhor desempenho nas três características *Preferência por presa ou hospedeiro*($C1$), *Capaci-*

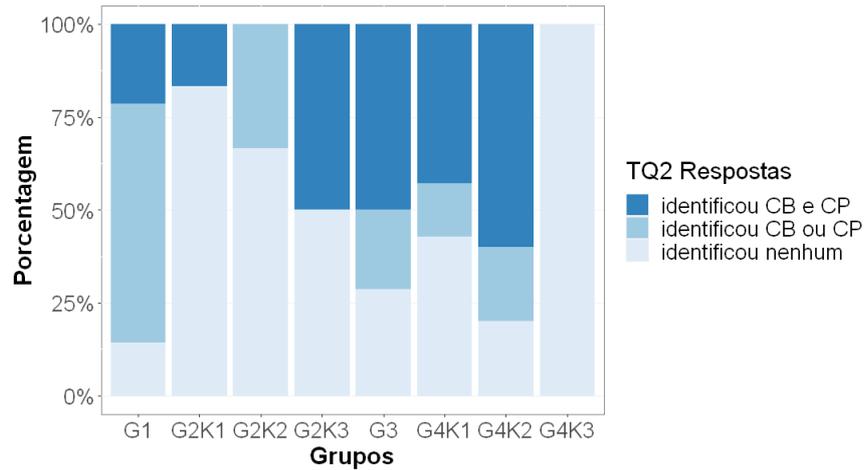


Figura VIII.9: Distribuição das respostas por grupo/perfil na questão *TQ2* para a segunda avaliação

dade de forrageamento (C2) e Potencial reprodutivo (C3). Por sua vez o perfil *K3* compreendeu bem o par de características desejadas (*C1* e *C2*). Novamente o perfil *K2* obteve melhores resultados gerais em comparação ao perfil *K3*. Porém, o perfil *K3* teve melhor desempenho em comparação ao perfil *K1* para as características desejadas. Entretanto, obteve um desempenho inferior comparando a característica *C3*. Este resultado indica que participantes com um desempenho melhor no jogo aparentam ter compreendido melhor as características desejadas de *Preferência por presa ou hospedeiro* e *Capacidade de forrageamento* necessárias para escolha de uma espécie controladora.

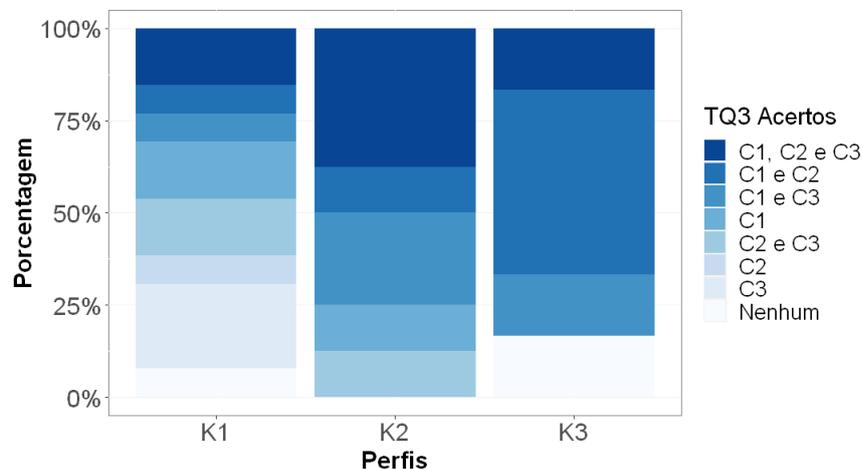


Figura VIII.10: Distribuição das combinações de respostas certas por perfil na questão *TQ3*

O desempenho de cada perfil para a questão *TQ4* é apresentado na Figura VIII.11. O desempenho do perfil *K3* foi pouco superior ao perfil *K2* e ambos foram bem superiores ao perfil *K1*. Além disto, o resultado destes dois perfis são melhores que o do grupo da avaliação *G2* em geral. Este resultado indica que participantes com um desempenho melhor no jogo aparentam ter compreendido melhor o conceito de rotação de cultivo.

Por fim, foi verificado o conhecimento prévio dos participantes de cada perfil, tendo em vista que

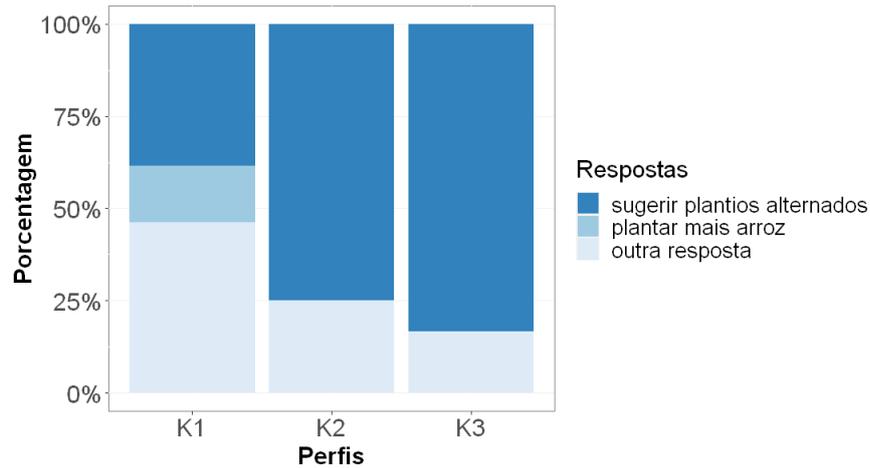


Figura VIII.11: Distribuição das respostas por perfil na questão *TQ4*

os grupos iniciais não estavam balanceados. A Figura VIII.12 apresenta os resultados encontrados. O perfil *K2* é o perfil com mais participantes com conhecimento prévio, seguido pelo perfil *K1*. Por sua vez, o perfil *K3* não teve nenhum participante com conhecimento prévio. Este resultado justifica o fato do perfil *K2* ter obtido resultados melhores ou similares que o perfil *K3*.

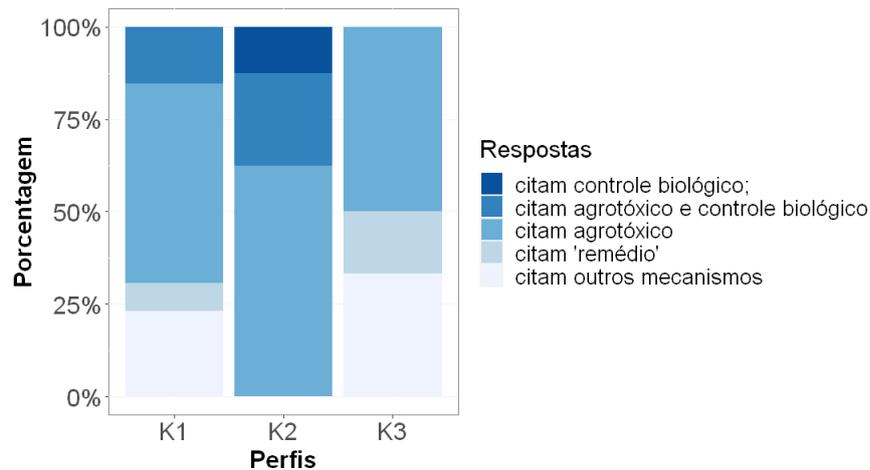


Figura VIII.12: Conhecimento prévio dos participantes para cada perfil de jogo

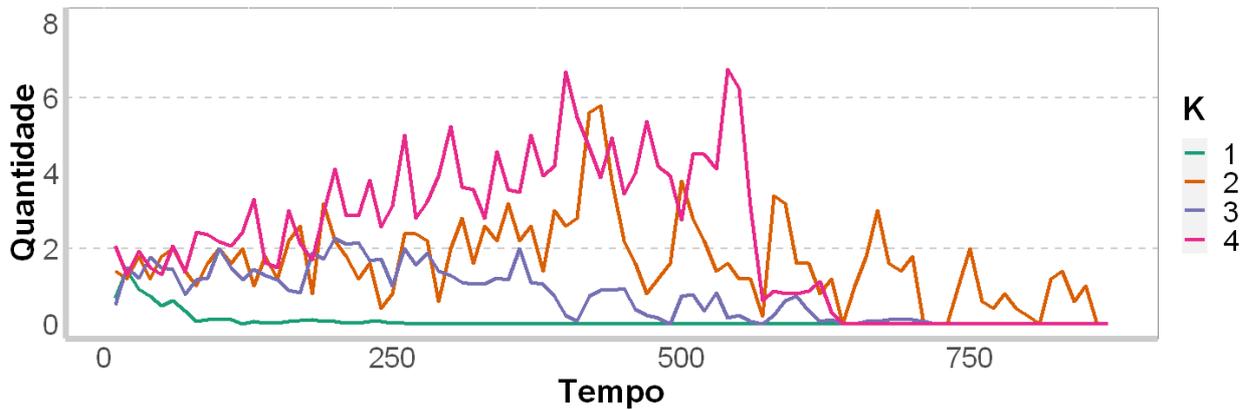
VIII.3 Análise da Relação com Atratividade

A análise da relação entre o desempenho no jogo e a atratividade do mesmo foi realizada utilizando os dados coletados na segunda avaliação com os 48 alunos do ensino médio-técnico em informática. Uma vez identificados os perfis de jogo para essa amostra, foi avaliada a atratividade percebida reportada no questionário *UEQ* para cada um dos perfis de desempenho.

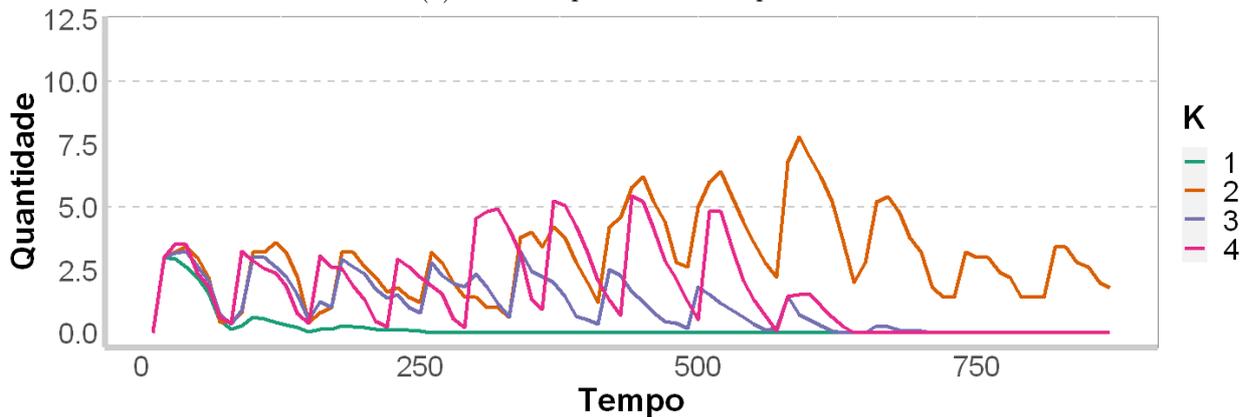
Para definir a atratividade do jogo foram utilizadas as escalas de *Atratividade* e *Estimulação*. Ambos os valores são correlacionados com os dados coletados das sessões de jogo de cada usuário. Esta análise buscou verificar se os participantes que apresentaram respostas mais positivas para a

atratividade e estimulação correspondem aos participantes que apresentaram um melhor desempenho no jogo.

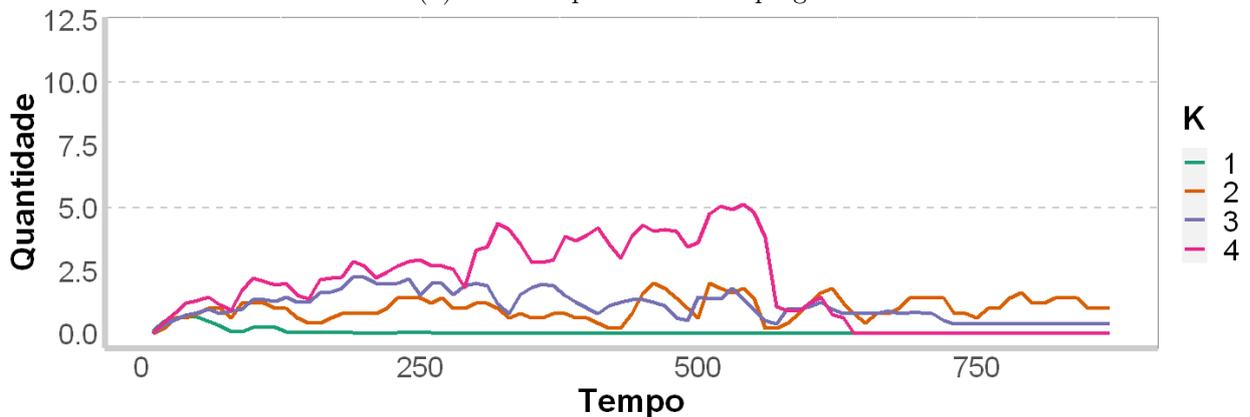
Seguindo novamente a abordagem de ProBee, o agrupamento de jogadores foi realizado ao longo da série temporal construída para cada seção do jogo usando o método k-means. A partir da análise da silhueta, k foi definido como quatro, representando diferentes perfis de jogadores. Figura VIII.13 apresenta o gráfico de população média para plantas, pragas e predadores para cada perfil.



(a) Série temporal média da planta.



(b) Série temporal média de pragas.



(c) Série temporal média do predador.

Figura VIII.13: Gráfico populacional médio para plantas, pragas e predadores para cada perfil identificado usando o método k-means para $k = 4$.

Considerando a definição de estratégia de sucesso apresentada na Seção V.2, é possível identificar

os seguintes perfis: *K1* agrupa as sessões em que o jogador encerrou o jogo ou perdeu logo no início, *K2* representa sessões de jogo ruins, *K3* agrupa sessões com pouco engajamento e *K4* representa boas sessões de jogo.

É esperado que o uso de melhor estratégia por parte dos jogadores resulte em melhor pontuação. A Figura VIII.14 apresenta o gráfico de pontuação média ao longo do tempo para cada perfil. O desempenho apresentado através das curvas de pontuação corresponde aos perfis identificados. O perfil *K4* apresenta a melhor curva, obtendo maiores pontuações. O perfil *K1* apresenta a pior, devido a perder a partida logo no início. O perfil *K3* possui baixa pontuação conforme esperado. Por fim, o perfil *K2* apresenta uma pontuação final interessante. Entretanto a sua curva de pontuação cresce mais devagar em relação ao perfil *K4*, além de alcançar um valor final mais baixo.

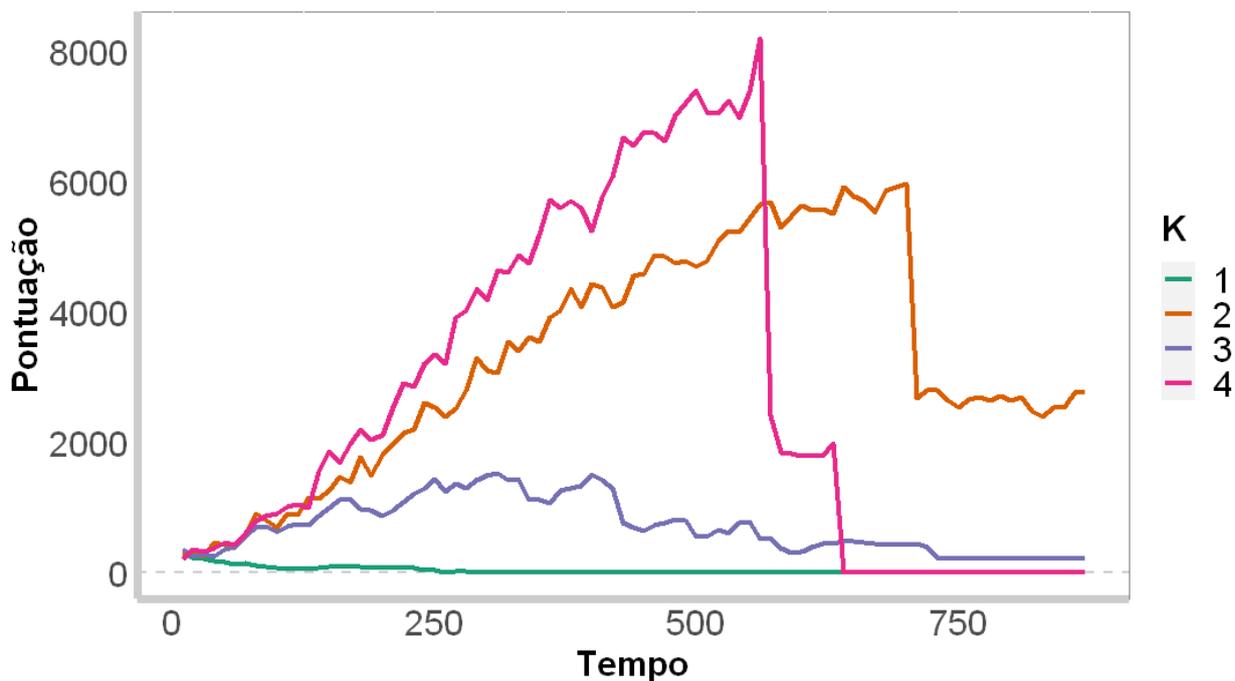


Figura VIII.14: Gráfico de pontuação média ao longo do tempo para cada perfil identificado usando o método *k-means* para $k = 4$.

As estatísticas do jogo, apresentadas na Tabela VIII.2, corroboram com a análise anterior. O baixo tempo de jogo é suficiente para justificar que o perfil *K1* consiste em sessões onde o jogador perdeu ou fechou o jogo no início. Além disso, a baixa taxa de colheita indica que o jogador perdeu suas plantas para as pragas, ficando sem dinheiro e perdendo a partida. Entre as partidas com maior duração, o perfil *K2* tem as menores taxas de colheita e metas cumpridas em comparação com os perfis *K4* e *K3*. Entretanto, o perfil *K3* apresenta menor quantidade de metas e duração, indicando a desistência por parte do jogador antes de completar todas as metas. Por sua vez, o perfil *K4* tem de longe uma melhor relação pontuação/tempo, bem como uma porcentagem maior de metas realizadas. O alto número de predadores inseridos e alta taxa de plantas colhidas indica a adoção da melhor estratégia. Portanto, podemos concluir que o perfil *K4* representa os participantes que

jogaram bem o jogo, possuindo um melhor desempenho e mobilizando os conceitos do jogo.

Tabela VIII.2: Estatísticas médias de jogo por perfil de jogador.

Perfil	Dur. (s)	Predadores inseridos	Metas	Pontos/tempo	% plantas colhidas	% metas cumpridas
K1	78.83	1.80	1.64	3.41	0.41	0.13
K2	836.00	13.20	10.80	6.65	0.70	0.70
K3	490.61	16.77	6.72	4.15	0.80	0.73
K4	576.75	24.00	8.31	14.84	0.84	0.95

Uma análise comparativa dos resultados nas escalas *Atratividade* e *Estimulação* do *UEQ* de acordo com o perfil do jogador foi realizada. A Tabela VIII.3 apresenta esses resultados. A resposta de cada item no *UEQ* é convertida numa escala de -3 (*concorda totalmente com o termo negativo*) a $+3$ (*concorda totalmente com o termo positivo*). Conforme mostrado na tabela, os participantes que jogaram bem apresentam o maior nível de *Atratividade* e *Estimulação*. Por sua vez, os participantes que jogaram mal apresentaram um nível menor.

Tabela VIII.3: Correlação dos perfis com avaliação *UEQ*.

Perfil	Atratividade Média	Atratividade Desvio Padrão	Estimulação Média	Estimulação Desvio Padrão
K1	1,21	1,46	0,82	1,43
K2	1,36	1,59	1,10	1,30
K3	1,01	1,37	0,73	1,16
K4	1,99	0,66	1,64	1,08

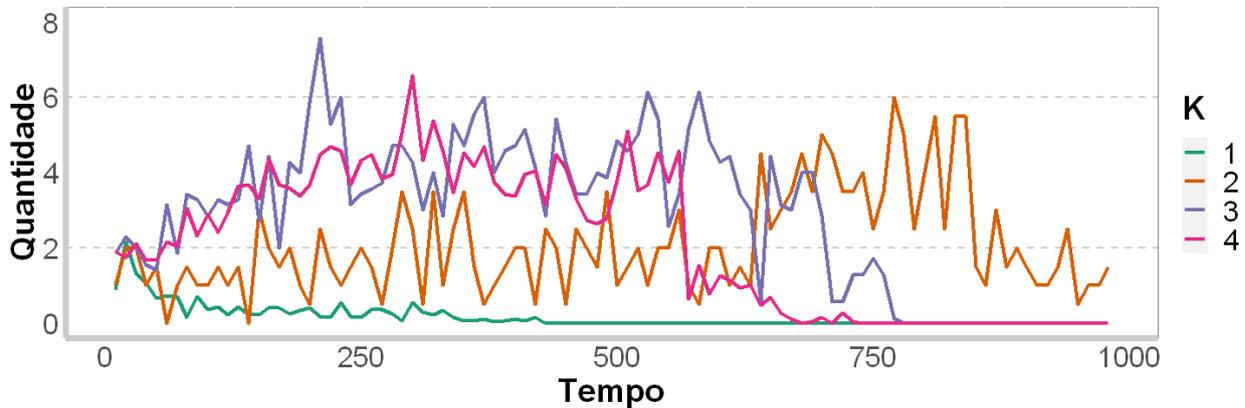
Os valores médios gerais para as escalas de *Atratividade* e *Estimulação* são de 1.37 e 1.01 respectivamente. O perfil *K4* obteve melhor resposta em relação aos demais perfis, tanto para a escala de atratividade, como para a escala de estimulação. Desta forma, os resultados obtidos com os dados de proveniência indicam que aqueles que jogaram bem apresentaram melhor impressão sobre o jogo, assim como maior diversão e motivação ao jogar.

VIII.4 Análise do Engajamento das Metas

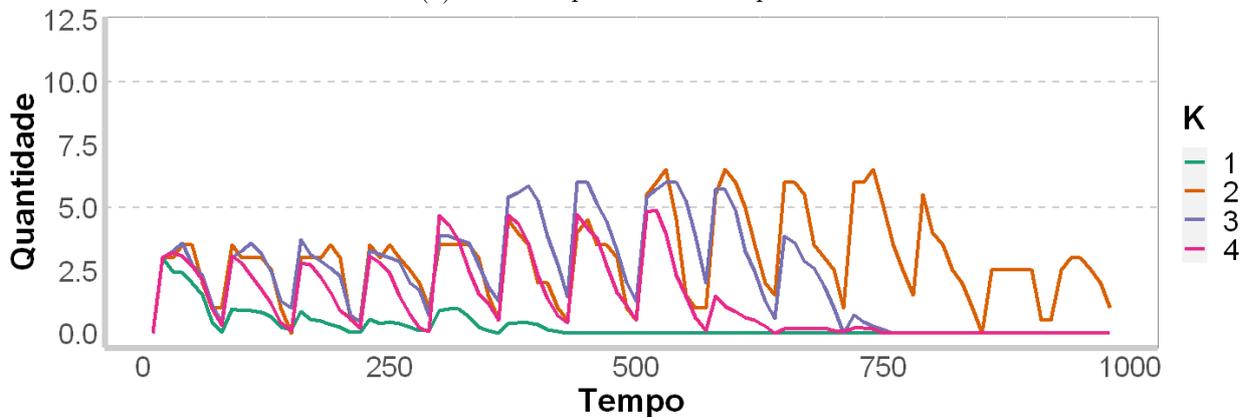
Devido ao fato da segunda avaliação ter sido presencial foi possível verificar o comportamento dos alunos no momento da avaliação. Na aplicação da segunda avaliação para os 29 alunos do curso de eletrotécnica foi identificado que alguns alunos utilizaram-se de brechas no projeto do jogo para obter maiores pontuações. Com isto, para este grupo de alunos foi realizada uma terceira análise. Nesta análise foi avaliado o engajamento dos alunos verificando o desempenho e estratégia tomadas em cada meta.

O primeiro passo nesta análise foi verificar o desempenho em geral deste grupo de jogadores. Desta forma, os perfis de jogo dos alunos foram encontrados através do agrupamento das séries

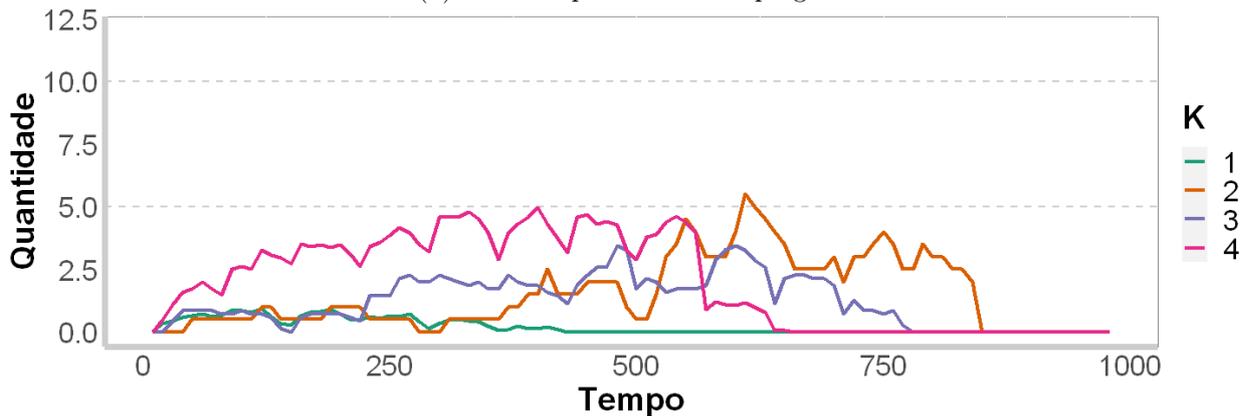
temporais construída para cada seção do jogo usando o método k-means. A partir da análise da silhueta, k foi definido como quatro. A Figura VIII.15 apresenta o gráfico de população média para plantas, pragas e predadores para cada perfil.



(a) Série temporal média da planta.



(b) Série temporal média de pragas.



(c) Série temporal média do predador.

Figura VIII.15: Gráfico populacional médio para plantas, pragas e predadores para cada perfil identificado usando o método k-means para $k = 4$.

Através da análise das curvas, levando em consideração a definição de estratégia ótima apresentada na seção V.2, podemos verificar os seguintes perfis: $K1$ se trata das sessões que o jogador perdeu ou encerrou a partida logo no início, $K2$ apresenta as sessões de jogo ruins, $K3$ representa o grupo intermediário e $K4$ apresenta as sessões de melhor desempenho.

Conforme visto anteriormente, é esperado que o uso de melhor estratégia por parte dos jogadores resulte em melhor pontuação. A Figura VIII.16 apresenta o gráfico de pontuação média ao longo do tempo para cada perfil. O desempenho apresentado através das curvas de pontuação corresponde aos perfis identificados. Conforme esperado, o perfil *K1* apresenta a pior curva, devido a perder a partida logo no início e o perfil *K2* a pior curva entre os jogadores que concluíram todas ou a maioria das metas. Porém, o perfil *K3* apresenta a melhor curva, obtendo maiores pontuações do que o perfil *K4*, o qual era esperado ter o melhor desempenho.

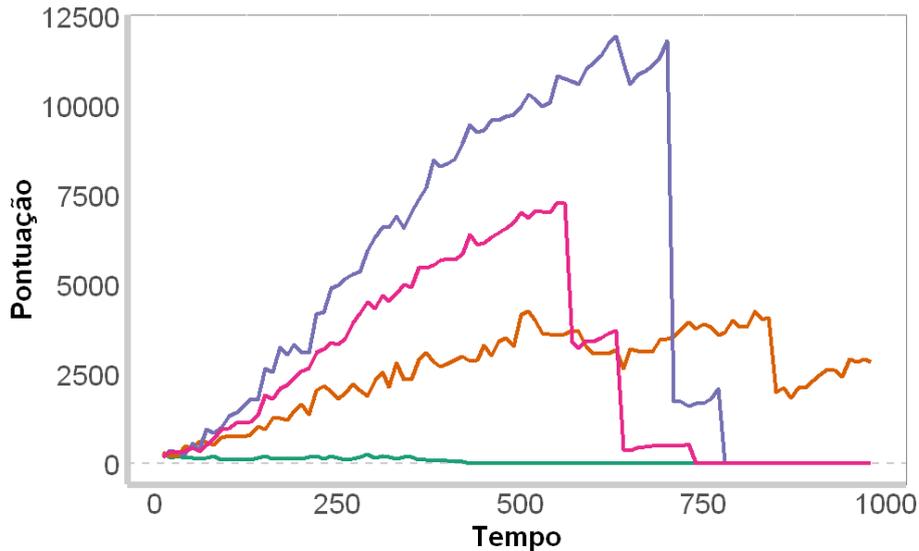


Figura VIII.16: Gráfico de pontuação média ao longo do tempo para cada perfil identificado usando o método *k-means* para $k = 4$.

Avaliando mais a fundo as estatísticas do jogo, apresentadas na Tabela VIII.4, podemos verificar que o perfil *K3* obteve maior pontuação, porém um menor desempenho nas demais estatísticas em relação ao perfil *K4*. O perfil *K4* teve em média menor duração, maior uso de predadores, maior taxa de colheita das plantas e maior taxa de cumprimento das metas. Através destas estatísticas podemos verificar que o grupo *K4* teve o melhor desempenho no jogo, levando em consideração a proposta do jogo. Porém é importante entender o motivo pelo qual o grupo *K3* obteve a maior pontuação final.

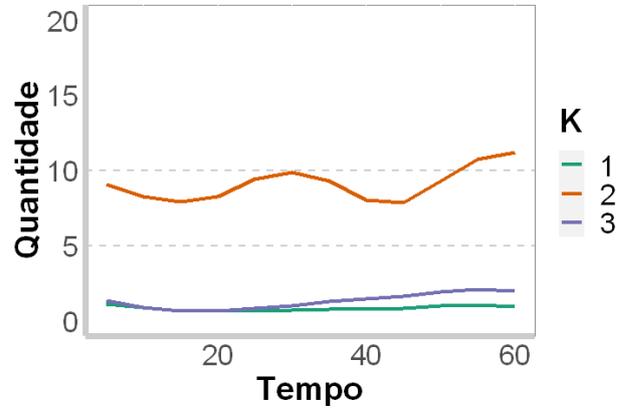
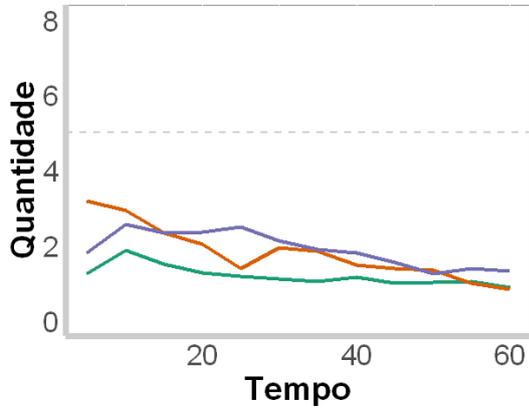
Tabela VIII.4: Estatísticas médias de jogo por perfil de jogador.

Perfil	Dur. (s)	Predadores inseridos	Metas lançadas	Pontos/tempo	% plantas colhidas	% metas cumpridas
K1	130.25	4.92	2.37	3.02	0.40	0.21
K2	910.00	16.50	13.00	3.17	0.77	0.58
K3	690.00	17.57	9.85	20.16	0.78	0.81
K4	576.42	29.94	8.26	10.02	0.82	0.90

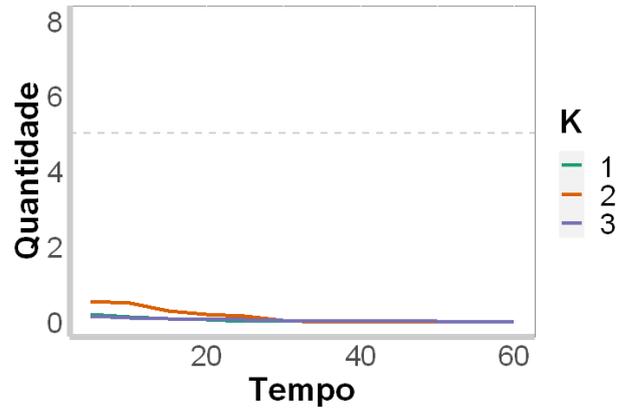
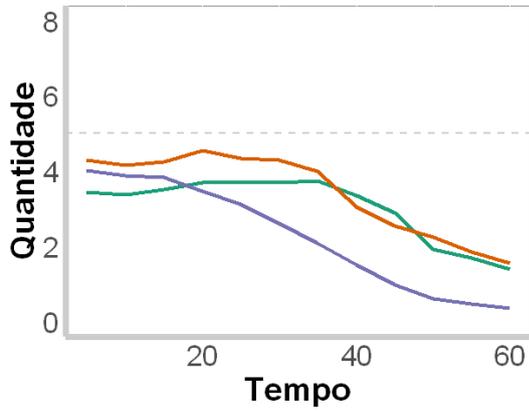
A solução tomada para compreender o motivo da diferença de pontuação foi conferir o perfil de jogo de cada participante para cada meta individualmente. Desta forma, foi possível avaliar

quais foram as ações tomadas por cada perfil para a resolução das metas. Para isto, todas as metas de todas as sessões de jogo foram separadas e agrupadas através do método *K-means*. A partir da análise de silhueta, k foi definido como três. Esses três grupos distintos representam perfis diferentes de abordagem para resolução de cada meta. A Figura VIII.17 apresenta o gráfico de população média para plantas, pragas e predadores para cada perfil. Na coluna da esquerda são exibidas as curvas dos elementos referentes a meta atual. Na coluna da direita são exibidas as curvas dos elementos não referentes a meta atual.

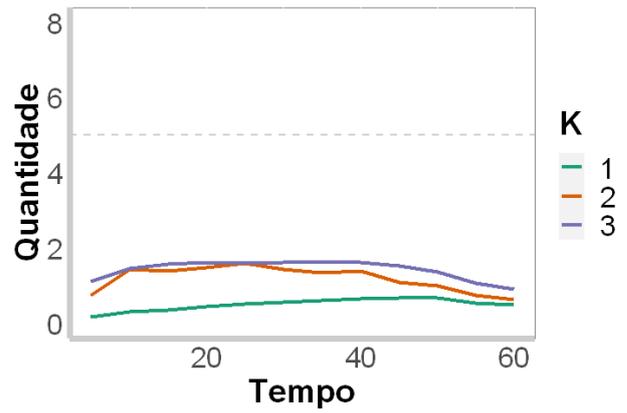
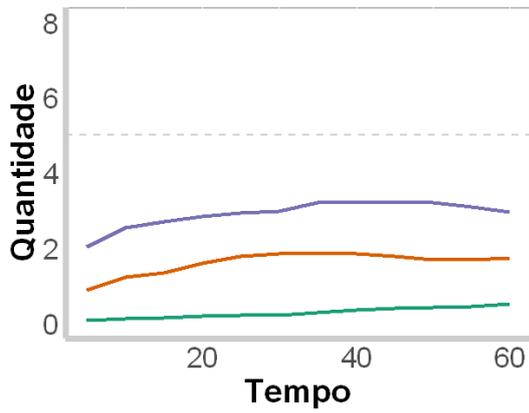
Através das curvas podemos ver claramente três perfis de jogo para cada meta. O perfil *K1* corresponde aos jogadores que jogaram mal e perderam. Este perfil possui a menor população de plantas e predadores e por consequência menor controle da população de pragas. O perfil *K3* corresponde aos jogadores que jogaram bem. Podemos afirmar isto devido a manutenção da população de plantas e maior uso de predadores. Como consequência, este perfil possui de longe o maior controle da população de pragas. Por fim, o perfil *K2* mantém a população de plantas e predadores intermediários, porém com baixo controle da população de pragas. Por sua vez, este perfil possui uma particularidade. Este perfil de jogador possui alta população de plantas que não são as pedidas pela meta proposta. A partir deste resultado podemos deduzir que os jogadores do perfil *K2* repetiram metas propositalmente para obter maiores pontuações ao final do jogo. Além disto, estas plantas diferentes da meta não eram predadas, devido ao tipo de pragas adicionadas ao jogo serem relacionadas a meta em questão. A partir deste resultado podemos compreender o motivo do perfil de alunos que não teve o melhor desempenho no jogo obter a maior pontuação ao final.



(a) Série temporal média da planta.



(b) Série temporal média de pragas.



(c) Série temporal média do predador.

Figura VIII.17: Gráfico de população média para plantas, pragas e predadores referentes a meta atual a esquerda e não referentes a meta atual a direita, para cada perfil identificado usando o método *k-means* para $k = 3$.

Capítulo IX Conclusão

Este trabalho apresenta um processo de avaliação de jogos educacionais chamado *ProBee*. O *ProBee* possui uma abordagem baseada em proveniência de dados permitindo o rastreamento das ações executadas pelo jogador em um jogo educacional, incluindo aspectos temporais. A proposta deste processo buscou responder as seguintes questões de pesquisa: *(QP1)* Como um modelo de dados de jogos educacionais pode ser criado para ajudar os professores a avaliar os resultados de aprendizagem de seus alunos? *(QP2)* Qual é a relação entre a atratividade de um jogo educacional com o desempenho do jogador?

Para instanciação do processo e sua avaliação, foram desenvolvidas todas as etapas do processo para o jogo *Control Harvest*: *(i)* Identificação de conceitos; *(ii)* Pareamento Conceito-Desempenho; *(iii)* Extensão do Modelo de Proveniência; *(iv)* Pareamento Desempenho-Proveniência; *(v)* Uso e Coleta de Dados; *(vi)* Análise de Desempenho. Além da instanciação do processo com o jogo, foi necessário desenvolver um protocolo para realização das avaliações. O protocolo contou com a definição de um fluxo de etapas com separação dos participantes em diferentes grupos além de formulários com questões específicas para avaliação. Com isto, a avaliação do *ProBee* foi realizada através de duas avaliações usando o jogo *Control Harvest* e o protocolo de avaliação definido, com um total de 125 alunos de turmas do ensino médio técnico.

Três análises foram realizadas a partir das avaliações: análise da relação entre desempenho e entendimento, relação entre desempenho e atratividade e relação entre desempenho e engajamento das metas. Análise de desempenho e entendimento buscou responder a primeira pergunta de pesquisa. Para responder a pergunta foram definidas três hipóteses com base nas questões respondidas pelos participantes: *(H1)* O aluno observa características essenciais para a escolha de uma boa espécie predadora; *(H2)* aluno observa os efeitos de longo prazo do controle biológico em relação ao uso de agrotóxicos; *(H3)* O aluno observa os efeitos da prática da rotação de cultivo.

A primeira avaliação contou somente a análise de desempenho e entendimento, além de somente avaliar as duas primeiras hipóteses. Os resultados desta primeira avaliação sugerem que a abordagem adotada no *ProBee* pode fornecer uma análise mais detalhada do desempenho do aluno. Por meio da análise dos dados de proveniência, foi possível traçar quatro perfis de jogadores presentes nesta avaliação: *(i)* sessões com um evento de fim de jogo, *(ii)* participantes que jogaram mal o jogo, *(iii)* participantes que jogaram por menos tempo do que o esperado e *(iv)* participantes que jogaram

bem o jogo. Com base nestes perfis foi possível realizar uma análise específica para cada grupo de jogadores. Essa análise revelou que os participantes que tiveram bom desempenho no jogo também tiveram melhores resultados no questionário pós-teste, confirmando as hipóteses $H1$ e $H2$. Com este resultado, vale ressaltar a importância do uso de dados de proveniência para fornecer uma análise detalhada do desempenho dos participantes. Essa abordagem permite que os professores se concentrem nos alunos que não perceberam os conceitos mobilizados pelo jogo para melhorar seus resultados de aprendizagem. Além disso, os resultados obtidos nesta primeira avaliação forneceram informações relevantes que foram utilizadas para aprimorar o *design* do jogo. Também foram adicionadas questões adicionais ao questionário pós-teste, com o objetivo de avaliar o desempenho de forma mais abrangente.

A segunda avaliação contou com as três análises, cada uma com um subconjunto diferente dentre os participantes. Para a análise de Desempenho e entendimento foram encontrados três perfis de jogadores: (i) participantes que jogaram mal, (ii) participantes com foco na pontuação e (iii) participantes que jogaram bem o jogo. Diferente do esperado, o grupo de melhor desempenho não se saiu melhor do que os demais na avaliação da hipótese $H1$. Por sua vez, pode se perceber que os participantes do perfil de melhor desempenho compreenderam melhor as características desejadas de *Preferência por presa ou hospedeiro* e *Capacidade de forrageamento*, necessárias para escolha de uma espécie controladora. Através da análise do conhecimento prévio dos participantes foi possível identificar que este resultado ocorreu devido ao desbalanceamento dos participantes com conhecimento prévio entre os perfis. Inclusive o perfil dos jogadores de melhor desempenho contou com nenhum participante com conhecimento prévio de *CB*. Por sua vez, o perfil de melhor desempenho se saiu melhor para as hipóteses $H2$ e $H3$. Este resultado demonstra que mesmo com o desbalanceamento dos participantes a respeito do conhecimento prévio, a definição do perfil de melhor desempenho correspondeu aos resultados das hipóteses $H2$ e $H3$. Com isto, o protocolo de avaliação proposto demonstra ser fundamental para uma melhor análise dos resultados.

Além dos resultados encontrados relacionados ao entendimento, foi identificado um perfil que teve melhor resultado na pontuação obtida no jogo em comparação com o perfil que jogou bem. Durante a aplicação da avaliação, para uma turma específica percebeu-se que alguns alunos apresentaram uma estratégia focada na pontuação final, sem levar em consideração aspectos que o jogo deseja trabalhar. A partir desta informação, uma análise foi realizada para verificar como os alunos engajaram com a metas propostas pelo jogo. Para este grupo de alunos uma nova análise foi realizada, encontrando quatro perfis distintos e dentre eles um perfil dos jogadores que jogaram focados na pontuação e outro que jogaram bem. Analisando as metas de cada jogo foi identificado três perfis de abordagem: (i) participantes que jogaram mal e perderam a meta, (ii) participantes com plantação variada e (iii) participantes que jogaram bem e cumpriram a meta. O resultado encontrado

indica que houve um perfil de jogadores que repetiram metas propositalmente para obter maiores pontuações ao final do jogo. Isto ocorre pois plantas diferentes da meta não eram predadas, dado que o tipo de pragas adicionadas ao jogo serem relacionadas a meta em questão. Este resultado reforça que o simples parâmetro de pontuação não é suficiente para indicar a aplicação dos conceitos abordados do jogo.

Com estes resultados encontrados nas análises relacionadas ao entendimento podemos responder a primeira pergunta de pesquisa. O modelo deve levar em consideração os conceitos teóricos que se deseja transmitir através do jogo e como estes conceitos estão presentes no jogo. Em jogos que possuem uma mecânica de jogo mais complexa, é importante ser capaz de obter informações além de simples métricas. O uso da proveniência permite uma alta granularidade de dados, podendo extrair informações mais completas do uso do jogo por parte dos jogadores. Desta forma, o modelo ProBee se mostra capaz de fornecer uma estrutura capaz de permitir diferentes análises, auxiliando na avaliação do uso de um jogo educacional por parte dos professores.

Por fim, foi realizada uma análise do desempenho em relação com atratividade. Esta análise buscou responder a segunda pergunta de pesquisa. Para isto, além do uso da proveniência para avaliação do desempenho dos jogadores, foi analisada a atratividade do jogo por meio do questionário de usabilidade *UEQ*. Através da combinação das duas análises, descobriu-se que os participantes que tiveram bom desempenho no jogo também avaliaram melhor o jogo quanto a atratividade e estimulação. Estes resultado indica que a atratividade de um jogo está correlacionada ao melhor entendimento e mobilização dos conceitos propostos pelo jogo. Com isto, vale destacar a importância do uso de dados de proveniência para uma análise detalhada do desempenho dos participantes. Através desta abordagem é possível identificar que o correto entendimento e mobilização dos conceitos propostos pelo jogo é essencial para a própria atratividade. Desta forma, respondendo a segunda pergunta de pesquisa, o bom desempenho do jogador está relacionado diretamente a atratividade reportada.

Os resultados encontrados em ambas avaliações experimentais demonstram que o processo proposto oferece uma vantagem significativa, especialmente em jogos com várias opções e jogabilidade. Em vez de simplesmente construir uma sequência de ações, a coleta de dados por proveniência permite uma análise que utiliza o comportamento combinado das variáveis do jogo. Tal abordagem permite a identificação de perfis de jogadores.

Através da aplicação do *ProBee* foi possível identificar e avaliar o desempenho dos alunos ao utilizar o jogo *Control Harvest* levando em consideração os objetivos de ensino do jogo. Através dos resultados obtidos foi possível identificar melhorias para o jogo entre as avaliações realizados, além de levantar novas ideias de questões para uso na avaliação. Além disto, os resultados encontrados na segunda avaliação demonstraram a importância do protocolo de avaliação proposto.

Esta avaliação também evidenciou as vantagens do *ProBee* ao apresentar um alto grau de granularidade dos dados, permitindo não somente identificar perfis de jogo em geral, como também perfis de abordagem das metas. A aplicação do *ProBee* ainda permite estender as análises do jogo, sendo possível identificar a relação entre a atratividade de um jogo educacional com o desempenho do jogador.

IX.1 Limitações e Ameaças à Validade

Neste trabalho, apresentamos a proposta do processo *ProBee* para avaliação de jogos educacionais e sua implementação para o jogo de caso de uso *Control Harvest*. Como limitação deste trabalho, portanto, podemos citar a falta da aplicação do *ProBee* para outros jogos educacionais de forma a demonstrar sua flexibilidade.

Como ameaças à validade do trabalho aqui apresentado, podemos destacar o baixo número de participantes em cada grupo do experimento, não permitindo a realização de testes estatísticos entre os grupos/perfis de participantes.

IX.2 Resultados Obtidos e Trabalhos Futuros

O trabalho apresentado nesta dissertação já foi utilizado como base para dois trabalhos de conclusão de curso de graduação. O primeiro, concluído, estendeu o modelo de proveniência do *ProBee* e criou a plataforma *Micélio*¹ para coleta, armazenamento e visualização destes dados. O segundo trabalho estendeu a plataforma *Micélio* para aplicação do protocolo de avaliação aqui proposto, de forma a facilitar as análises realizadas neste trabalho. Esta linha aponta para o uso da plataforma *Micélio* como ferramenta para aplicação do *ProBee* em jogos educacionais de maneira simplificada.

Este trabalho resultou em dois artigos. O primeiro artigo *Uma avaliação da relação entre o desempenho de jogadores e a atratividade de jogos educacionais*, se encontra publicado no XI congresso CBIE Marques et al. [2022]. O segundo artigo *ProBee: A provenance-based model for educational game analytics* foi submetido e se encontra em avaliação para publicação.

O jogo *Control Harvest* e os dados desta pesquisa podem ser encontrados online. O jogo *Control Harvest* pode ser acessado através da plataforma *itch.io*². Os dados de pesquisa, por sua vez, estão disponibilizados no *Github*³. Por fim, a implementação do fluxo das avaliações realizadas podem ser encontrado no servidor do projeto⁴.

Outros trabalhos futuros são a melhoria do jogo *Control Harvest*, utilizando as informações

¹<https://achernar.eic.cefet-rj.br/micelio>

²<https://gpm.itch.io/control-harvest>

³<https://github.com/GPM/ProBee-Analytics>

⁴<https://achernar.eic.cefet-rj.br/controlharvest/exp/>

obtidas com as avaliações realizadas, bem como a condução de mais avaliações para aumentar a quantidade de dados disponíveis para avaliação e, conseqüentemente, verificar estatisticamente a relação entre os grupos/perfis de participantes. Além do *Control Harvest*, é importante a aplicação do *ProBee* em outros jogos educacionais, realizando as mesmas análises aqui apresentadas para estes jogos.

Referências

- Alonso-Fernandez, C., Calvo-Morata, A., Freire, M., Martinez-Ortiz, I., and Fernández-Manjón, B. Systematizing game learning analytics for serious games, 2017.
- Alonso-Fernández, C., Freire, M., Martínez-Ortiz, I., and Fernández-Manjón, B. Improving evidence-based assessment of players using serious games. *Telematics and Informatics*, 60, 2021.
- Baluz, R., Teles, A., Fontenele, J. E., Moreira, R., Fialho, R., Azevedo, P., Sousa, D., Santos, F., Bastos, V. H., and Teixeira, S. Motor Rehabilitation of Upper Limbs Using a Gesture-Based Serious Game: Evaluation of Usability and User Experience. *Games for Health Journal*, 11(3):177–185, 2022.
- Carata, L., Akoush, S., Balakrishnan, N., Bytheway, T., Sohan, R., Selter, M., and Hopper, A. A primer on provenance. *Communications of the ACM*, 57(5):52–60, 2014.
- Cardoso, J., Caetano, D., Abreu, R., Quadros, J., Santos, J., Ogasawara, E., and Lignani, L. Supporting the Learning of Evolution Theory Using an Educational Simulator. *IEEE Transactions on Learning Technologies*, 13(2):417–424, 2020.
- Clark, D., Tanner-Smith, E., and Killingsworth, S. Digital Games, Design, and Learning: A Systematic Review and Meta-Analysis. *Review of Educational Research*, 86(1):79–122, 2016.
- Costa Kohwalter, T., Gresta Paulino Murta, L., and Walter Gonzalez Clua, E. Capturing game telemetry with provenance. In *2017 16th Brazilian Symposium on Computer Games and Digital Entertainment (SBGames)*, pages 66–75, 2017.
- Cota, M. P., Thomaschewski, J., Schrepp, M., and Gonçalves, R. Efficient Measurement of the User Experience. A Portuguese Version. *Procedia Computer Science*, 27:491–498, 2014.
- Dinimaharawati, A., Wuryandari, A. I., and Aziiz, H. A. Designing educational games on E-learning SMANAS based learning experience design. In *2018 International Seminar on Research of Information Technology and Intelligent Systems, ISRITI 2018*, pages 265 – 270, 2018.
- Djelil, F., Muller, P.-A., and Sanchez, E. Investigating Learners’ Behaviours When Interacting with a Programming Microworld: An Empirical Study Based on Playing Analytics. *IFIP Advances in Information and Communication Technology*, 524:67–76, 2019.

- Elaachak, L., Belahbibe, A., and Bouhorma, M. Towards a system of guidance, assistance and learning analytics based on multi agent system applied on serious games. *International Journal of Electrical and Computer Engineering*, 5(2):344–354, 2015.
- Freire, J., Koop, D., Santos, E., and Silva, C. Provenance for computational tasks: A survey. *Computing in Science and Engineering*, 10(3):11–21, 2008.
- Freire, M., Serrano-Laguna, , Manero, B., Martinez-Ortiz, I., Moreno Ger, P., and Fernández-Manjón, B. *Game Learning Analytics: Learning Analytics for Serious Games*, pages 1–29, 2016.
- Gee, J. P. *What video games have to teach us about learning and literacy*. St. Martin’s Griffin, New York, 2nd edition edition, 2007.
- Hamari, J., Shernoff, D. J., Rowe, E., Coller, B., Asbell-Clarke, J., and Edwards, T. Challenging games help students learn: An empirical study on engagement, flow and immersion in game-based learning. *Computers in Human Behavior*, 54:170 – 179, 2016.
- Hicks, D., Eagle, M., Rowe, E., Asbell-Clarke, J., Edwards, T., and Barnes, T. Using Game analytics to evaluate puzzle design and level progression in a serious game. In *ACM International Conference Proceeding Series*, volume 25-29-April-2016, pages 440–448, 2016.
- Hollerit, B., Prendinger, H., Jain, R., Fontes, D., Campos, H., Damas, H., Fang, A., Prada, R., and Cavazza, M. Implementation and Analytics of the Distributed Eco-Driving Simulation iCO2. *IEEE Access*, 9:36252–36265, 2021.
- Horn, B., Folajimi, Y., Hoover, A., Smith, G., Barnes, J., and Harteveld, C. Opening the black box of play: Strategy analysis of an educational game. In *CHI PLAY 2016 - Proceedings of the 2016 Annual Symposium on Computer-Human Interaction in Play*, pages 142–153, 2016.
- Juan, A., Loch, B., Daradoumis, T., and Ventura, S. Games and simulation in higher education. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 14(1), 2017.
- Kang, J., Liu, M., and Qu, W. Using gameplay data to examine learning behavior patterns in a serious game. *Computers in Human Behavior*, 72:757–770, 2017.
- Kleinman, E., Shergadwala, M., Teng, Z., Villareale, J., Bryant, A., Zhu, J., and El-Nasr, M. Analyzing Students’ Problem-Solving Sequences: A Human-in-the-Loop Approach. *Journal of Learning Analytics*, 9(2):138–160, 2022.
- Kohwalter, T., Murta (Co-Advisor), L., and Clua (Advisor), E. W. An infrastructure for gameplay gathering and analysis with provenance. In *2019 18th Brazilian Symposium on Computer Games and Digital Entertainment (SBGames)*, 2019.

- Kohwalter, T., Oliveira, T., Freire, J., Clua, E., and Murta, L. Prov viewer: A graph-based visualization tool for interactive exploration of provenance data. In *Provenance and Annotation of Data and Processes*, volume 9672, pages 71 – 82, 2016.
- Kohwalter, T. C., Clua, E. G. W., and Murta, L. G. P. Game flux analysis with provenance. In *Advances in Computer Entertainment*, volume 8253 LNCS, pages 320 – 331, 2013.
- Lee, J.-E., Chan, J.-C., Botelho, A., and Ottmar, E. Does slow and steady win the race?: Clustering patterns of students' behaviors in an interactive online mathematics game. *Educational Technology Research and Development*, 70(5):1575–1599, 2022.
- López-Pernas, S., Saqr, M., Gordillo, A., and Barra, E. A learning analytics perspective on educational escape rooms. *Interactive Learning Environments*, 2022.
- Marques, F., Amorim, M., Lignani, L., Ogasawara, E., and dos Santos, J. Uma avaliação da relação entre o desempenho de jogadores e a atratividade de jogos educacionais. In *Anais do XXXIII Simpósio Brasileiro de Informática na Educação*, pages 551–560, Porto Alegre, RS, Brasil. SBC, 2022.
- Melo, S., Kohwalter, T., Clua, E., Paes, A., and Murta, L. Player behavior profiling through provenance graphs and representation learning. pages 1–11, 2020a.
- Melo, S. A., Kohwalter, T. C., Clua, E., Paes, A., and Murta, L. Player Behavior Profiling through Provenance Graphs and Representation Learning. In *ACM International Conference Proceeding Series*, 2020b.
- Minović, M., Milovanović, M., Šošević, U., and Conde González, M. Visualisation of student learning model in serious games. *Computers in Human Behavior*, 47:98–107, 2015.
- Nguyen, A., Gardner, L., and Sheridan, D. A framework for applying learning analytics in serious games for people with intellectual disabilities. *British Journal of Educational Technology*, 49(4):673–689, 2018.
- Peña-Ayala, A. *Learning Analytics: Fundamentals, Applications, and Trends: A View of the Current State of the Art to Enhance e-Learning*. Springer, 2017.
- Perez-Colado, I., Perez-Colado, V., Freire-Moran, M., Martinez-Ortiz, I., and Fernandez-Manjon, B. Integrating learning analytics into a game authoring tool. *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 10473 LNCS:51–61, 2017.

- Perez-Colado, V., Perez-Colado, I., Freire-Moran, M., Martinez-Ortiz, I., and Fernandez-Manjon, B. A Tool Supported Approach for Teaching Serious Game Learning Analytics. In *Proceedings - Frontiers in Education Conference, FIE*, volume 2021-October, 2021.
- Petri, G., Gresse von Wangenheim, C., and Borgatto, A. F. MEEGA+, Systematic Model to Evaluate Educational Games. In Lee, N., editor, *Encyclopedia of Computer Graphics and Games*, pages 1–7. Springer International Publishing, Cham, 2017.
- Plass, J. L., Mayer, R. E., and Homer, B. D. *Handbook of Game-Based Learning*. MIT Press, 2020.
- Qasrawi, R., Amro, M., and Jayousi, R. Automatic analytics model for learning skills analysis using game player data and robotic process automation in a serious game for education. In *Proceedings - 2020 International Conference on Promising Electronic Technologies, ICPET 2020*, pages 94–98, 2020.
- Romero, C. and Ventura, S. Educational data mining: A review of the state of the art. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics Part C: Applications and Reviews*, 40(6):601 – 618, 2010.
- Ruiperez-Valiente, J., Kim, Y., Baker, R., Martinez, P., and Lin, G. The Affordances of Multivariate Elo-Based Learner Modeling in Game-Based Assessment. *IEEE Transactions on Learning Technologies*, 16(2):152–165, 2023.
- Schrepp, M., Thomaschewski, J., and Hinderks, A. Construction of a Benchmark for the User Experience Questionnaire (UEQ). *International Journal of Interactive Multimedia and Artificial Intelligence*, 4(Regular Issue), 2017.
- Serrano, A., Marchiori, E., Del Blanco, A., Torrente, J., and Fernández-Manjón, B. A framework to improve evaluation in educational games. In *IEEE Global Engineering Education Conference, EDUCON*, 2012.
- Serrano-Laguna, A. and Fernández-Manjón, B. Applying learning analytics to simplify serious games deployment in the classroom. In *IEEE Global Engineering Education Conference, EDUCON*, pages 872–877, 2014.
- Serrano-Laguna, Á., Martínez-Ortiz, I., Haag, J., Regan, D., Johnson, A., and Fernández-Manjón, B. Applying standards to systematize learning analytics in serious games. *Computer Standards and Interfaces*, 50:116–123, 2017.
- Siemens, G. Learning Analytics: The Emergence of a Discipline. *American Behavioral Scientist*, 57(10):1380 – 1400, 2013.

- Slimani, A., Elouaai, F., Elaachak, L., Yedri, and Bouhorma, M. Learning analytics through serious games: Data mining algorithms for performance measurement and improvement purposes. *International Journal of Emerging Technologies in Learning*, 13(1):46–64, 2018.
- Sung, H.-Y., Wu, P.-H., Hwang, G.-J., and Lin, D.-C. A Learning Analytics Approach to Investigating the Impacts of Educational Gaming Behavioral Patterns on Students' Learning Achievements. In *Proceedings - 2017 6th IIAI International Congress on Advanced Applied Informatics, IIAI-AAI 2017*, pages 564–568, 2017.
- Tlili, A., Chang, M., Moon, J., Liu, Z., Burgos, D., Chen, N.-S., and Kinshuk. A systematic literature review of empirical studies on learning analytics in educational games. *International Journal of Interactive Multimedia and Artificial Intelligence*, 7(2):250–261, 2021.
- Tsopra, R., Courtine, M., Sedki, K., Eap, D., Cabal, M., Cohen, S., Bouchaud, O., Mechaï, F., and Lamy, J.-B. AntibioGame®: A serious game for teaching medical students about antibiotic use. *International Journal of Medical Informatics*, 136, 2020.
- w3.org. PROV Model Primer W3C. Technical report, <https://www.w3.org/TR/2013/NOTE-prov-primer-20130430/>, 2021.
- Zairi, I., Ben Dhiab, M., Mzoughi, K., Ben Mrad, I., and Kraiem, S. Assessing medical student satisfaction and interest with serious game. *La Tunisie Medicale*, 99(11):1030–1035, 2021.