

UNIVERSIDADE FEDERAL DO ESPÍRITO SANTO – UFES

CENTRO TECNOLÓGICO

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM INFORMÁTICA

HERACLITO AMANCIO PEREIRA JUNIOR

**AVALIAÇÃO DA APRENDIZAGEM EM JOGOS DIGITAIS BASEADA EM
LEARNING ANALYTICS SOBRE DADOS MULTIMODAIS**

VITÓRIA

2018

HERACLITO AMANCIO PEREIRA JUNIOR

**AVALIAÇÃO DA APRENDIZAGEM EM JOGOS DIGITAIS BASEADA EM
LEARNING ANALYTICS SOBRE DADOS MULTIMODAIS**

Tese de Doutorado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Informática da Universidade Federal do Espírito Santo, como requisito para a obtenção do Grau de Doutor em Ciência da Computação.

Orientador: Prof. Dr. Alberto Ferreira de Souza

Co-orientador: Prof. Dr. Crediné Silva de Menezes

VITÓRIA

2018

Dados Internacionais de Catalogação-na-publicação (CIP)
(Biblioteca Setorial Tecnológica,
Universidade Federal do Espírito Santo, ES, Brasil)

P436a Pereira Junior, Heraclito Amancio, 1955-
Avaliação da aprendizagem em jogos digitais baseada em
learning analytics sobre dados multimodais / Heraclito Amancio
Pereira Junior. – 2018.
262 f. : il.

Orientador: Alberto Ferreira de Souza.

Coorientador: Crediné Silva de Menezes.

Tese (Doutorado em Ciência da Computação) – Universidade
Federal do Espírito Santo, Centro Tecnológico.

1. Aprendizagem – Avaliação. 2. Informática na educação.
3. Jogos digitais. 4. Ambiente virtual de aprendizagem. 5. Design
centrado em evidências (EDC). 6. Learning analytics. I. Souza,
Alberto Ferreira de. II. Menezes, Crediné Silva de.
III. Universidade Federal do Espírito Santo. Centro Tecnológico.
IV. Título.

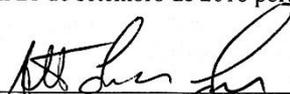
CDU: 004



AVALIAÇÃO DAS APRENDIZAGENS EM JOGOS DIGITAIS BASEADA EM LEARNING ANALYTICS SOBRE DADOS MULTIMODAIS

Heraclito Amancio Pereira Junior

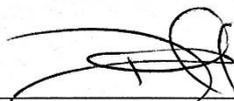
Tese submetida ao Programa de Pós-Graduação em Informática da Universidade Federal do Espírito Santo como requisito parcial para a obtenção do grau de Doutor em Ciência da Computação. Aprovada em 21 de setembro de 2018 por:



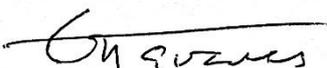
Prof. Dr. Alberto Ferreira De Souza (Orientador)
UFES/ES



Prof. Dr. Credine Silva de Menezes (Coorientador)
UFES/ES



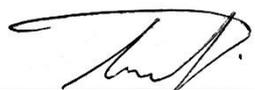
Prof. Dr. Davidson Cury (Examinador Interno)
UFES/ES



Prof. Dr. Orivaldo de Lira Tavares (Examinador Interno)
UFES/ES



Prof. Dr. Alberto Nogueira de Castro Junior (Examinador Externo)
UFAM/AM



Prof. Dr. Sávio Silveira de Queiroz (Examinador Externo)
UFES/ES

UNIVERSIDADE FEDERAL DO ESPÍRITO SANTO

Vitória-ES, 21 de setembro de 2018.

AGRADECIMENTOS

Acredito que muito mais importante que o destino é o caminho. No caminho você vivencia as experiências e tem a oportunidade de aprender e de se tornar uma pessoa melhor.

Muitos caminhos não são fáceis e são recheados de obstáculos e desafios, mas são justamente esses que nos fazem crescer. Para superá-los precisamos de parceiros. São eles que tornam o caminho menos difícil e possível.

Aos meus grandes parceiros no caminho chamado doutorado minha gratidão e agradecimentos.

Primeiro quero agradecer a Deus pela sua presença. Sempre que olhei para o lado, ali estava Ele me confortando e iluminando meu caminho.

Segundo, à minha querida esposa Elizabeth Maria Klippel Amancio Pereira, minha companheira e amiga de qualquer hora, que me apoiou o tempo inteiro, me compreendendo e me incentivando. Também aos meus filhos, missão principal de minha vida, que, só por existirem, já me dão razão para viver e fazer as coisas certas que lhes sirvam de exemplo.

Quero agradecer aos meus orientadores, Crediné Silva de Menezes e Alberto Ferreira de Souza. Crediné, pessoa exemplar, meu grande mestre desde o mestrado, e que tem sido um misto de professor, amigo e irmão. Alberto, grande pesquisador, foi o responsável por me levar a pensar “fora do quadrado”, me instigando a procurar soluções inovadoras.

Agradeço aos meus professores e amigos Orivaldo de Lira Tavares e Davidson Cury que contribuíram muito nessa jornada, me ensinando e incentivando.

Meus agradecimentos à família Dantas pelo constante incentivo e por oportunizar as condições para que eu realizasse este trabalho.

Por fim, preciso agradecer ao meu pai Hariolus e minha mãe Conceição que me deram os valores e credos que lastreiam a minha vida,

RESUMO

A utilização de jogos digitais como ferramenta pedagógica vem sendo aplicada, com sucesso, no desenvolvimento das competências, habilidades e atitudes, requeridas ao profissional do século 21. Apesar disso, uma questão tem preocupado os educadores que pensam em utilizar os jogos digitais: “Como avaliar a aprendizagem propiciada pelos jogos digitais?”. A avaliação é uma parte importante do processo de ensino-aprendizagem. Tal importância, principalmente no que se refere à aprendizagem baseada em recursos computacionais, inclusive jogos digitais, levou ao surgimento de uma área de pesquisa denominada de *Learning Analytics*, que “aplica técnicas e métodos de Ciência da Computação, Pedagogia, Sociologia, Psicologia, Neurociência e Estatística para análise de dados recolhidos durante os processos educacionais”. Para apurar melhor tais avaliações, a coleta tem considerado também dados multimodais, provenientes de diversas manifestações do aprendiz, capturadas por sensores, durante o processo de aprendizagem (toques, gestos, vozes e expressões faciais). Apesar das publicações indicarem que, para dar suporte a avaliações da aprendizagem em ambientes computacionais de aprendizagem, alguns métodos, técnicas e ferramentas têm sido pesquisados, e esses trabalhos já terem obtido alguns resultados, eles ainda não foram suficientes para propiciar avaliações claras, seguras e abrangentes. Em particular em relação aos jogos digitais, ainda há pouca disponibilidade de recursos consolidados para avaliação da aprendizagem dos alunos durante o jogar, o que tem sido um dos principais fatores que dificultam um alargamento de seu uso para fins educacionais. Este trabalho traz uma contribuição para a solução desse problema através de: uma plataforma computacional, na forma de um *framework*, projetado com base nas técnicas e métodos da *Learning Analytics*; uma especialização da abordagem ECD (*Evidency Center Design*), para projeto de avaliações da aprendizagem baseada em jogos digitais, além de um Processo que organiza as etapas e as atividades desse tipo de avaliação. Experimentos, aqui relatados, utilizando uma instancia *framework*, demonstraram tanto o seu próprio mérito como ferramenta de avaliação quanto da especialização da ECD e do referido processo.

Palavras-chave: Jogos digitais. Aprendizagem em jogos digitais. *Learning analytics*. Avaliação das aprendizagens baseadas em jogos digitais. Informática na educação. *Evidence Centered Design*.

ABSTRACT

The use of digital games as a pedagogical tool has been successfully applied in the development of the skills, abilities and attitudes required of 21st century professionals, both in primary and secondary education, as well as in vocational training. Despite this, one issue has worried educators who think of using digital games: "How to assess the learning of digital games?". Assessment is an important part of the teaching-learning process. This importance, especially with regard to learning based on computational resources, including digital games, led to the emergence of a research area called Learning Analytics, which "applies techniques and methods of Computer Science, Pedagogy, Sociology, Psychology, Neuroscience and Statistics for the analysis of data collected during educational processes". In order to better understand these assessments, the collection has also considered multimodal data, those from different manifestations of the student, captured by sensors, during the learning process (touches, gestures, voices and facial expressions). Although the publications indicate that some methods, techniques and tools have been researched to support learning assessments in learning computing environments, and these studies have already obtained some results, they have not yet been sufficient to provide clear, comprehensive. In particular, with regard to digital games, there is still limited availability of consolidated resources for assessing student learning during play, which has been one of the major factors hindering a broadening of its use for educational purposes. This work brings a contribution to the solution of this problem through: a computational platform, in the form of a framework, designed based on the techniques and methods of Learning Analytics; a specialization of the ECD (Evidency Center Design) approach, for project evaluations of learning based on digital games, and a Process that organizes the stages and activities of this type of evaluation. Experiments, reported here, using a framework instance, have demonstrated both their own merit as an assessment tool and the specialization of ECD and the said process.

Keywords: Digital games. Game-based learning. Learning analytics. Game-based learning assessment. Informatics in education. Evidence centered design.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Etapas do Desenvolvimento do Trabalho	29
Figura 2 - Representação esquemática dos modelos do <i>framework</i> conceitual ECD.....	49
Figura 3 - Exemplo de um modelo de competências para um jogador de tênis	49
Figura 4 - Modelo das evidências para a habilidade golpe de direita para um jogador de tênis - diagrama.....	50
Figura 5 - Seis expressões faciais emocionais básicas	56
Figura 6 - CRISP-DM (<i>Cross-Industry Standard Process of Data Mining</i>)	59
Figura 7 - Exemplo de um registro xAPI com uma experiência de uma pessoa de nome Hendrick Drachstler	63
Figura 8 - Visão processual preliminar da metodologia para a avaliação das aprendizagens baseadas em jogos digitais.....	83
Figura 9 - Metodologia para avaliação das aprendizagens em jogos digitais ECD_J proposta neste trabalho.....	86
Figura 10 - Modelo genérico de competências da metodologia ECD_J.....	87
Figura 11 - Modelo de competências de um jogo digital para desenvolver competência em Economia Doméstica e Alimentação Saudável.....	88
Figura 12 - Modelo genérico de evidências com base na metodologia ECD_J.....	89
Figura 13 - Modelo de evidências de um jogo digital para desenvolver competência em Economia Doméstica e Alimentação Saudável	89
Figura 14 - Modelo genérico de evidências ampliado	91
Figura 15 - Modelo de evidências ampliado de um jogo digital para desenvolver competência em Economia Doméstica e Alimentação Saudável.....	92
Figura 16 - Modelo para a especificação das tarefas para a apuração das evidências de aprendizagens nos jogos digitais para cada dispositivo de coleta de dados.....	93
Figura 17 - Exemplo de modelo de tarefas para apuração da evidência “distribuição dos percentuais de alimentos comprados em cada um dos níveis da Pirâmide Alimentar “	94
Figura 18 - Ciclo das etapas do processo de avaliação de aprendizagens baseadas em jogos digitais.....	95

Figura 19 – Arquitetura de Referência para o <i>framework</i> computacional para suporte às ações do processo de avaliação de aprendizagens baseadas em jogos digitais .	97
Figura 20 – Protótipo do <i>framework</i> computacional dando suporte às ações do processo de avaliação de aprendizagens baseadas em jogos digitais instanciado nesse trabalho.....	98
Figura 21 - Funcionalidades do <i>framework</i> apoiando as etapas de projeto e coleta de dados da avaliação	99
Figura 22 - Funcionalidades do <i>framework</i> apoiando a etapa de tratamento dos dados coletados	99
Figura 23 - Funcionalidades do <i>framework</i> apoiando as etapas de análise dos dados e adaptação do jogo e das avaliações	100
Figura 24 - Tela de principal do protótipo do <i>framework</i> destacando o módulo para estruturação da base de dados para as avaliações ECD_J.....	102
Figura 25 - Atuação do agente de <i>software</i> coletando evidências durante o jogo digital.....	104
Figura 26 - Esboço da tela mostrada durante o processo de instalação do jogo digital.....	105
Figura 27 - Agente de <i>software</i> acionando a <i>webcam</i> para coletar imagens dos jogadores jogando.....	110
Figura 28 - Agente inteligente de <i>software</i> acionando o dispositivo de monitoramento dos movimentos dos olhos.....	111
Figura 29 - Agente inteligente de <i>software</i> para adaptação do jogo ao perfil do jogador	113
Figura 30 - Diagrama da consolidação das evidências de aprendizagens em jogos digitais, acumulação dos registros e geração de registros das experiências do jogar	116
Figura 31 - Exemplo de registro xAPI a ser gravado pelo <i>framework</i>	116
Figura 32 - Diagrama do processamento para classificação das imagens com expressões faciais dos jogadores jogando e atualização do registro padrão das aprendizagens com tal classificação	117
Figura 33 - Diagrama do processamento dos dados dos movimentos dos olhos do jogador jogando e geração registro padrão das aprendizagens com tal classificação.....	118
Figura 34 - Uso de programas de <i>software</i> livre para geração de demonstrativos, relatórios e gráficos	121

Figura 35 - Modelo da relação das aprendizagens por aluno-jogador, mostrando a sua evolução no tempo	122
Figura 36 - Modelo da relação do desenvolvimento das competências dos alunos	123
Figura 37 - Modelo do gráfico de saturação das fixações por tela de uma tela do jogo	124
Figura 38 - Modelo do gráfico com o número de piscadelas por coordenada x-y de uma tela do jogo.....	124
Figura 39 - Modelo do gráfico de evolução das expressões faciais de um jogador durante um jogo	125
Figura 40 - Mineração de dados históricos das aprendizagens em jogos digitais...	126
Figura 41 - Diagrama de adaptação dos níveis de competência e aprendizagens e percentuais de contribuição dos AEEJs nas aprendizagens	128
Figura 42 - Tela do <i>front end</i> do <i>framework</i>	129
Figura 43 - Implementação das funcionalidades do <i>framework</i> para a etapa de projeto da avaliação das aprendizagens	131
Figura 44 - Implementação das funcionalidades de coleta de dados multimodais através de agentes inteligentes de <i>software</i>	132
Figura 45 - Implementação das funcionalidades para tratamento dos dados coletados.....	134
Figura 46 - Implementação das funcionalidades para análise dos dados com evidências de aprendizagens obtidas no uso de jogos digitais	135
Figura 47 - Implementação das funcionalidades do <i>framework</i> para suporte à etapa de adaptação do jogo e da avaliação das aprendizagens.....	136
Figura 48 – Tela do AvalGame para testes da primeira versão do <i>framework</i>	151
Figura 49 - Telas do jogo AvalGame	153
Figura 50 - Diagrama do Processamento de Treino da Rede Neural VGG Face....	160
Figura 51 - Queda da taxa de aprendizado da rede conforme o tempo de treino ...	162
Figura 52 - Tela com o último processamento de Treino da Rede Neural VGG Face	164
Figura 53 – Jogo para ensinar Economia Doméstica e Alimentação Saudável	167
Figura 54 - Jogadores jogando e tendo seus movimentos dos olhos monitorados através de um dispositivo do tipo <i>eye-tracker</i>	173
Figura 55 - Tela principal do jogo digital adaptado do jogo Teste Drive	181

Figura 56 - Volante Logitech G920 com pedais e cambio	181
Figura 57 - Diagrama de classes da base de dados ECD_J do <i>framework</i>	211
Figura 58 - Diagrama de casos de uso com funcionalidades do módulo para estruturação da base de dados da base de dados ECD_J do <i>framework</i>	212
Figura 59 - Diagrama de casos de uso com as funcionalidades do módulo de tratamento de dados coletados	213
Figura 60 - Diagrama de casos de uso com as funcionalidades para a geração de relatórios para análise das aprendizagens e geração de um classificador de alunos.....	214
Figura 61 - Especificação para geração da relação das aprendizagens por aluno- jogador, mostrando a sua evolução no tempo.....	220
Figura 62 - Especificação para geração da relação do desenvolvimento das competências dos alunos	220
Figura 63 - Especificação para geração do gráfico de saturação das fixações por tela de um nível/fase/etapa do jogo	221
Figura 64 - Especificação para geração do gráfico com o número de piscadelas por coordenada x-y de um nível/fase/etapa do jogo.....	221
Figura 65 - Especificação para geração do gráfico de evolução das expressões faciais de um jogador durante um jogo	222
Figura 66 - Estrutura do código fonte do <i>framework</i>	223
Figura 67 – Templates do <i>framework</i>	223
Figura 68 – CRUDS do <i>framework</i>	224
Figura 69 - Template da tela principal do framework	224
Figura 70 – Views do <i>framework</i>	225
Figura 71 - APPs do <i>framework</i>	225
Figura 72 - Tela de acesso às orientações e aos <i>links</i> de softwares para o projeto usando a metodologia ECD_J.....	226
Figura 73 - Tela do protótipo do <i>framework</i> com a funcionalidade de cadastramento da base de dados para suporte às avaliações, conforme a metodologia ECD_J....	226
Figura 74 - Tela do submenu para <i>download</i> dos agentes de coleta de dados	227
Figura 75 - Tela do submenu para acesso aos componentes para tratamento dos dados coletados	227

Figura 76 – Tela do submenu do <i>framework</i> para acesso às rotinas de mineração de dados da base histórica dos registros das evidências de aprendizagens	228
Figura 77 - Tela de cadastramento de jogadores.....	228
Figura 78 - Modelo do arquivo de <i>log</i>	261

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Competências, habilidades e atitudes positivas que os jogos digitais permitem desenvolver	147
Tabela 2 – Sumário dos resultados dos experimentos realizados com o primeiro protótipo do framework.....	154
Tabela 3 - Sumário dos resultados dos experimentos com o jogo Alimentação Saudável e Economia Doméstica.....	168
Tabela 4 - Resumo dos resultados dos experimentos	182
Tabela 5 - Competências	214
Tabela 6 - Níveis de Competência	214
Tabela 7 - Aprendizagens	215
Tabela 8 - Níveis de Aprendizagens	215
Tabela 9 - Competências x Aprendizagens.....	216
Tabela 10 - Jogos Digitais	216
Tabela 11 - Níveis de Jogos Digitais	216
Tabela 12 - Fases dos Níveis de Jogos Digitais.....	216
Tabela 13 - Etapa dos Níveis de Jogos Digitais	217
Tabela 14 - Ações, Eventos, Estados do Jogo (AEEJ) que Evidenciam Aprendizagens	217
Tabela 15 - Composição das Aprendizagens por AEEJ's.....	217
Tabela 16 - Dispositivos de Captura de Dados Multimodais	218
Tabela 17 - Jogador	218

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 - Modelo das evidências para a competência golpe de direita para um jogador de tênis – quadro de possíveis valores	50
Quadro 2 - Exemplo de um modelo das tarefas para coleta de evidências sobre competências de um jogador de tênis.....	51
Quadro 3 - Exemplo de um modelo de montagem de um jogador de tênis	51
Quadro 4 - Comparação da proposta desta pesquisa com aquelas apresentadas nos trabalhos correlatos	73
Quadro 5 - Campos a serem gravados pela função de inicialização (avalgame.initial)	106
Quadro 6 - Layout do registro a ser gravado pelo agente inteligente de software com as evidências de aprendizagem durante o jogo digital.....	107
Quadro 7 - Layout dos registros da tabela das aprendizagens apuradas por aluno e por sessão de jogo que é inserido na base ECD_J.....	115
Quadro 8 - Processamentos dos dados capturados dos movimentos dos olhos do jogador para a avaliação das aprendizagens baseadas em jogos digitais.....	119
Quadro 9 - Vantagens do uso da Metodologia ECD_J relatadas pelos professores.....	158
Quadro 10 - Comparação da proposta desta pesquisa com aquelas apresentadas nos trabalhos correlatos	192
Quadro 11 - Análise dos significados dos dados obtidos através do eye-tracker e possíveis usos na avaliação das aprendizagens baseadas em jogos digitais	219

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	20
1.1	OBJETIVOS.....	23
1.2	QUESTÃO DE INVESTIGAÇÃO.....	25
1.3	HIPÓTESES DE PESQUISA.....	26
1.4	METODOLOGIA.....	27
1.5	DESENVOLVIMENTO DO TRABALHO.....	28
1.6	ESTRUTURA DA TESE.....	30
2	FUNDAMENTOS TEÓRICOS, METODOLÓGICOS E TECNOLÓGICOS	32
2.1	COMPETÊNCIAS, HABILIDADES E ATITUDES NECESSÁRIAS AOS PROFISSIONAIS DO SÉCULO 21.....	32
2.2	JOGOS DIGITAIS APLICADOS À EDUCAÇÃO.....	34
2.2.1	Jogos.....	34
2.2.2	Jogos digitais.....	35
2.2.3	Classificação dos jogos digitais.....	36
2.2.4	Jogos digitais como ferramentas pedagógicas.....	37
2.3	AVALIAÇÃO DAS APRENDIZAGENS BASEADAS EM JOGOS DIGITAIS.....	39
2.3.1	Avaliação das aprendizagens.....	39
2.3.2	Tipos de avaliação das aprendizagens.....	41
2.3.3	Avaliação das aprendizagens em jogos digitais.....	42
2.3.4	Tipos de avaliação das aprendizagens em jogos digitais.....	43
2.3.5	<i>Feedback</i>	45
2.3.6	Adaptabilidade.....	46
2.4	ABORDAGEM ECD PARA AVALIAÇÃO DAS APRENDIZAGENS.....	47
2.5	<i>LEARNING ANALYTICS</i>	52
2.5.1	<i>Multimodal Learning Analytics</i>	53

2.5.2 O Monitoramento dos movimentos dos olhos como fonte de informações sobre aprendizagens.....	54
2.5.3 Identificação das expressões faciais dos jogadores como fonte de informações de aprendizagens.....	55
2.6 MINERAÇÃO DE DADOS EDUCACIONAIS	58
2.7 O PADRÃO XAPI PARA REGISTRO DE APRENDIZAGENS.....	61
3 TRABALHOS CORRELATOS	63
3.1 <i>FRAMEWORKS</i> PARA AVALIAÇÃO DAS APRENDIZAGENS BASEADAS EM JOGOS DIGITAIS	65
3.2 <i>MULTIMODAL LEARNING ANALYTICS</i>	68
3.3 DETECÇÃO DE EXPRESSÕES FACIAIS USANDO REDES NEURAIS DO TIPO <i>DEEP LEARNING</i>	69
3.4 USO DO MONITORAMENTO DOS MOVIMENTOS DOS OLHOS PARA AVALIAÇÃO DAS APRENDIZAGENS BASEADAS EM JOGOS DIGITAIS.....	71
3.5 ANÁLISE DOS TRABALHOS CORRELATOS ENCONTRADOS.....	72
4 REQUISITOS PARA UM <i>FRAMEWORK</i> DE AVALIAÇÃO DA APRENDIZAGEM BASEADA EM JOGOS DIGITAIS	75
4.1 REQUISITOS PEDAGÓGICOS.....	75
4.2 REQUISITOS PARA A COLETA DE DADOS.....	76
4.2.1 Coleta de dados durante o jogar.....	76
4.2.2 Coleta de dados não intrusiva.....	77
4.2.3 Combinação de dados multimodais para melhor evidenciar aprendizagens	77
4.3 ADAPTABILIDADE DOS CRITÉRIOS DE AVALIAÇÃO	79
4.4 FACILIDADE DE USO PELOS PROFESSORES.....	80
4.5 AVALIAÇÃO FORMATIVA E O <i>FEEDBACK</i> PARA OS ALUNOS.....	81
4.6 INTEGRAÇÃO DOS DADOS COLETADOS PARA GERAÇÃO DAS INFORMAÇÕES PARA A AVALIAÇÃO DAS APRENDIZAGENS	81
5 METODOLOGIA PARA AVALIAÇÃO DAS APRENDIZAGENS BASEADAS EM JOGOS DIGITAIS.....	82
5.1 A ABORDAGEM ECD (<i>EVIDENCE CENTERED DESIGN</i>) COMO BASE PARA UMA METODOLOGIA PARA A AVALIAÇÃO DAS APRENDIZAGENS BASEADAS EM JOGOS DIGITAIS	83

5.2 DETALHAMENTO DO PROCESSO DE APLICAÇÃO DA METODOLOGIA ECD_J	86
6 PROCESSO PARA AVALIAÇÃO DA APRENDIZAGEM EM JOGOS DIGITAIS E ARQUITETURA DE REFERÊNCIA DO <i>FRAMEWORK</i>.....	94
7 PROJETO DO <i>FRAMEWORK</i> COMPUTACIONAL PARA SUPORTE AO PROCESSO DE AVALIAÇÃO DAS APRENDIZAGENS BASEADAS EM JOGOS DIGITAIS.....	97
7.1 RECURSOS PARA PROJETO ECD_J.....	100
7.2 MÓDULO PARA ESTRUTURAÇÃO DA BASE DE DADOS ECD_J DE SUPORTE ÀS AVALIAÇÕES.....	101
7.3 AGENTES INTELIGENTES DE <i>SOFTWARE</i> PARA COLETA DE DADOS MULTIMODAIS	102
7.3.1 Projeto de um agente de software para gravação, em um arquivo de log, de ações, eventos e estados do jogo	104
7.3.2 Projeto de agentes de software para acionar captura de dados multimodais de dispositivos de monitoramento de dados psicofisiológicos dos jogadores	108
7.4 AGENTE INTELIGENTE DE <i>SOFTWARE</i> PARA ADAPTAÇÃO DO JOGO AO PERFIL DO JOGADOR.....	112
7.5 MÓDULO DE <i>SOFTWARE</i> PARA TRATAMENTO DOS DADOS COLETADOS E INTEGRAÇÃO DE REGISTROS EM FORMATO PADRÃO	112
7.5.1 Apuração das evidências de aprendizagens, acumulação dos registros com evidências em uma base histórica e geração de registros de aprendizagem xAPI.	114
7.5.2 Processamento das imagens dos jogadores jogando para obter as expressões faciais que demonstrem suas emoções	117
7.5.3 Processamento dos dados gravados pelo monitoramento dos movimentos dos olhos dos jogadores	118
7.6 RELATÓRIOS E GRÁFICOS PARA ANÁLISE DAS APRENDIZAGENS, INCLUINDO O USO DE TÉCNICAS DE MINERAÇÃO DE DADOS.....	119
7.7 MÓDULO PARA MINERAÇÃO DE DADOS HISTÓRICOS.....	125
7.8 MÓDULO PARA ADAPTAÇÃO DOS NÍVEIS DE APRENDIZAGENS E COMPETÊNCIAS E DOS PERCENTUAIS DE CONTRIBUIÇÃO.....	127
8 INSTANCIAÇÃO DO <i>FRAMEWORK</i>.....	128
8.1 IMPLEMENTAÇÃO DAS FUNCIONALIDADES DO <i>FRAMEWORK</i>	130
8.1.1 Funcionalidades para dar suporte à etapa de Projeto das Avaliações.	130

8.1.2	Funcionalidades para suporte à etapa de Coleta de Dados	131
8.1.3	Funcionalidade para suporte à etapa de Tratamento de Dados	132
8.1.4	Funcionalidade para suporte a etapa de Análise dos Dados	133
8.1.5	Funcionalidade para suporte à adaptação do jogo ao perfil do jogador e adaptação da avaliação das aprendizagens	135
8.2	PLATAFORMA PARA DESENVOLVIMENTO DO FRAMEWORK (LINGUAGEM DE PROGRAMAÇÃO, SISTEMA GERENCIADOR DE BANCO DE DADOS E IDE - <i>INTEGRATED DEVELOPMENT ENVIROMENT</i>)	136
8.3	FERRAMENTA PARA IDENTIFICAÇÃO DE EXPRESSÕES FACIAIS A PARTIR DE IMAGENS COLETADAS DOS JOGADORES JOGANDO	139
8.4	FERRAMENTA DE <i>SOFTWARE</i> PARA CONTROLE DE UM APARELHO DO TIPO <i>EYE-TRACKER</i> PARA MONITORAMENTO DO MOVIMENTO DOS OLHOS	140
8.5	FERRAMENTA DE <i>SOFTWARE</i> PARA CONSTRUÇÃO DE PROTÓTIPOS DE JOGOS DIGITAIS PARA EXPERIMENTOS COM O PROTÓTIPO DO FRAMEWORK.....	141
9	EXPERIMENTOS E RESULTADOS OBTIDOS	142
9.1	PRIMEIRA FASE: PESQUISA EM AÇÃO DURANTE AS DISCIPLINAS JOGOS DIGITAIS E CONSTRUÇÃO, TESTES E AVALIAÇÃO DE JOGOS DIGITAIS.....	144
9.1.1	Causas de insucesso dos métodos de ensino tradicionais no alcance das aprendizagens desejadas	145
9.1.2	Características dos jogos digitais que potencializam o desenvolvimento de competências, habilidades e atitudes positivas.....	146
9.1.3	Competências, habilidades e atitudes positivas que podem ser desenvolvidas pelos jogos digitais	147
9.1.4	Complexidade e sofisticação de jogos digitais aplicáveis à Educação	148
9.1.5	Aprendendo com o desenvolvimento de jogos digitais	148
9.1.6	A importância do professor como mediador da utilização dos jogos digitais na Educação	149
9.1.7	Diretrizes para o planejamento de disciplinas com utilização de jogos digitais como ferramentas pedagógicas	149
9.2	TESTES DE UMA PRIMEIRA VERSÃO PARA O PROTÓTIPO DO <i>FRAMEWORK</i>	150
9.2.1	O jogo AvalGame.....	152

9.2.2	Descrição do experimento e dos resultados	153
9.3	AVALIAÇÃO DA METODOLOGIA ECD_J.....	156
9.4	EXPERIMENTOS PARA AVALIAR A VIABILIDADE DO RECONHECIMENTO DAS EXPRESSÕES FACIAIS COMO EVIDÊNCIAS DAS APRENDIZAGENS	158
9.4.1	Processo utilizado no experimento	159
9.4.2	Ajustes promovidos na rede pré-treinada VGG Face	160
9.4.3	Resultados obtidos nos testes realizados.....	164
9.5	TESTES COM A SEGUNDA VERSÃO DO PROTÓTIPO DO <i>FRAMEWORK</i>	165
9.5.1	O jogo digital	167
9.5.2	Resultados do uso do protótipo para a avaliação das aprendizagens	168
9.5.3	Resultados observados dos experimentos onde os alunos utilizaram o aparelho <i>eye-tracker</i>	170
9.5.4	Resultados observados dos experimentos onde foi utilizada a rede neural deep learning para identificação das expressões faciais dos jogadores	174
9.6	TESTES COM A SEGUNDA VERSÃO DO PROTÓTIPO PARA O <i>FRAMEWORK</i> PARA AVALIAÇÃO DO DESENVOLVIMENTO DE UMA HABILIDADE	178
9.6.1	O jogo digital	180
9.6.2	Resultados do uso do protótipo para a avaliação das aprendizagens	181
10	CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	183
10.1	CONTRIBUIÇÕES DO TRABALHO	193
10.1.1	Publicações relacionadas à tese	194
10.2	TRABALHOS FUTUROS	195
	REFERÊNCIAS.....	197
	ANEXO A – MODELOS DE DADOS E FUNCIONAL DO <i>FRAMEWORK</i>	211
	ANEXO B – ANÁLISE DOS SIGNIFICADOS DOS DADOS OBTIDOS ATRAVÉS DO EYE-TRACKER E POSSÍVEIS USOS NA AVALIAÇÃO DAS APRENDIZAGENS	219
	ANEXO C – ESPECIFICAÇÕES DOS RELATÓRIOS IMPLEMENTADOS NO PROTÓTIPO DO <i>FRAMEWORK</i>.....	220
	ANEXO D – EXEMPLOS DE PASTAS E ARQUIVOS DO CÓDIGO FONTE DO PROTÓTIPO DO <i>FRAMEWORK</i>.....	223

ANEXO E – EXEMPLOS DE TELAS DO FRAMEWORK	226
ANEXO F – CÓDIGOS FONTES DOS AGENTES INTELIGENTES DE SOFTWARE PARA COLETA DE DADOS.....	229
ANEXO G – CÓDIGO DO JOGO ALIMENTAÇÃO SAUDÁVEL E ECONOMIA DOMÉSTICA COM AGENTES DE SOFTWARE EMBUTIDOS	239
ANEXO H – CÓDIGO FONTE DO MÓDULO QUE INCLUI O NÚMERO DA EXPRESSÃO FACIAL NO REGISTRO COM DADOS DA IMAGEM CAPTURADA.....	256
ANEXO I – CÓDIGO FONTE DA CHAMADA DO CLASSIFICADOR PARA CALCULAR O PERFIL DO ALUNO-JOGADOR DURANTE O SEU CADASTRAMENTO	258
ANEXO J – CÓDIGO FONTE PARA CRIAÇÃO DO CLASSIFICADOR	259
ANEXO K – MOTIVOS DA ESCOLHA DA LINGUAGEM PYTHON PARA DESENVOLVIMENTO DO <i>FRAMEWORK</i>.....	260
ANEXO H – MODELO DO ARQUIVO DE <i>LOG</i> COM DADOS COLETADOS COM O <i>EYE-TRACKER</i>	261

1 INTRODUÇÃO

As exigências relacionadas com a vida em um mundo altamente tecnológico, competitivo e globalizado exigem que os alunos de hoje desenvolvam competências, habilidades e atitudes diferentes daquelas que eram necessárias aos seus antepassados. Antes, para que uma pessoa fosse considerada suficientemente alfabetizada, bastava que ela tivesse os conhecimentos básicos de leitura e a habilidade em escrita. Agora, para isso, é esperado que as pessoas saibam ler criticamente, interpretar e raciocinar logicamente, pensar de forma sistêmica e escrever persuasivamente (IFENTHALER; ESERYEL; GEE, 2012). Para preencher um cargo operacional mais básico, em uma organização qualquer, é necessário, além dessa alfabetização, que a pessoa saiba resolver problemas, cada vez mais complexos, em matemática, ciência e da vida cotidiana.

Nesse contexto, as instituições de ensino, anteriormente mais preocupadas em passar informações, têm, agora, que prover as condições objetivas e subjetivas para que tais conhecimentos sejam construídos por us alunos, além de propiciar metodologias de ensino que incorporem práticas que possibilitem que os seus alunos possam desenvolver habilidades e atitudes na aplicação desses conhecimentos, de forma a lastrear, fortemente, seus próprios caminhos pessoais e profissionais de agir. Porém, isso não está acontecendo, uma vez que o nosso atual sistema educacional ainda é fortemente calcado em métodos e técnicas de ensino tradicionais, que vêm sendo utilizadas há muitos anos, que não conseguem alinhá-lo com tais necessidades e atender às demandas do ambiente mais complexo de hoje. Por isso, a questão que mais frequente as mentes dos educadores de hoje tem sido: “Quais os novos métodos de ensino, as novas técnicas e as ferramentas pedagógicas que podem desenvolver os conhecimentos, habilidades e atitudes necessárias para que um indivíduo tenha sucesso profissional no século vinte e um?” (SHUTE et al., 2010).

Os jogos digitais em ambientes de aprendizagem têm se tornado uma opção, cada vez mais relevante, como resposta a essa questão. Seus aspectos motivacionais e imersivos já foram profundamente estudados na literatura. Jogos digitais bem desenhados tendem a induzir que os jogadores entrem em um estado de fluxo (SHERNOFF et al., 2014), onde ele perde a noção do tempo e é absorvido pela

experiência que está vivendo através do jogo. Tal fluxo gera envolvimento e engajamento do jogador e, com isso, propicia a aprendizagem.

A utilização de jogos digitais como ferramenta pedagógica vem sendo aplicada no desenvolvimento das competências, habilidades e atitudes, requeridas ao profissional do século 21, tanto no ensino fundamental e médio, quanto na formação profissional (QIAN; CLARK, 2016). Entretanto, a pouca disponibilidade de recursos consolidados para avaliação das aprendizagens dos alunos durante o jogar tem sido um dos principais fatores que dificultam um alargamento mais acelerado de seu uso para fins educacionais (CONTRERAS et al., 2013). Para obtenção de informações que possam dar suporte às avaliações das aprendizagens, alguns métodos, técnicas e ferramentas têm sido pesquisados, porém, apesar desses trabalhos já terem obtido alguns resultados, eles ainda não são suficientes para propiciar avaliações das aprendizagens, através de jogos digitais, claras, seguras e abrangentes (BELLOTTI et al., 2013; LOH, 2012).

A importância de se tratar a avaliação da aprendizagem baseada em recursos computacionais, inclusive jogos digitais, levou ao surgimento de uma área de pesquisa denominada de *Learning Analytics* (LA). LA “é a área que aplica técnicas e métodos de Ciência da Computação, Pedagogia, Sociologia, Psicologia, Neurociência e Estatística para analisar os dados recolhidos durante os processos educacionais” (SERRANO-LAGUNAA et al., 2013). O objetivo principal da LA é o de prover sistemas para: coletar dados com evidências de aprendizagem, tratar esses dados, inclusive com métodos e técnicas da Inteligência Artificial, analisar tais dados, fornecer *feedback* ao aluno e possibilitar que os recursos computacionais sejam adaptados de acordo com o perfil de aprendizagem de cada aluno. As pesquisas indicaram que tais dados não precisam se restringir a dados numéricos e textuais, surgindo então a *Multimodal Learning Analytics* (MLA) que inclui também a coleta e análise de dados provenientes de diversas manifestações do aprendiz, capturadas por sensores, durante o processo de aprendizagem (tais como: toques, gestos, vozes e expressões faciais) (BLIKSTEIN, 2013; WORSLEY, 2012; BLIKSTEIN; WORSLEY, 2016).

Este trabalho traz uma proposta de contribuição para a solução do problema da pouca disponibilidade de recursos consolidados para avaliação das aprendizagens dos alunos durante o jogar, através da criação de um *framework* para avaliação das

aprendizagens em jogos digitais baseada em *Learning Analytics*, e na abordagem ECD (*Evidency Center Design*) (ALMOND; STEINBERG; MISLEVY, 2002), sobre dados multimodais.

Um *framework* é, em geral conceituado, como uma estrutura real ou conceitual destinada a servir de suporte ou guia para a construção de algo útil. O conceito de *framework* computacional para este trabalho é entendido como um conjunto, extensível e flexível, de ferramentas de *software*, prontas ou semiacabadas, que podem ser utilizadas para implementar uma solução computacional para um problema informacional (PREE, 1994).

A ECD é uma abordagem que foi concebida para projeto de avaliações de aprendizagens e que tem demonstrado ser uma das abordagens mais adequadas para se construir avaliações confiáveis. Essa abordagem se originou no *Educational Testing Service* – Nova Jersey, EUA, em 1997 através dos pesquisadores Robert Mislevy, Linda Steinberg e Russel Almond (ALMOND; STEINBERG; MISLEVY, 2002). Ela fornece um *framework* conceitual para avaliação de aprendizagem, baseado em modelos diagramáticos, que é capaz de suportar uma ampla gama de tipos de avaliação, desde as mais tradicionais, como provas dissertativas e testes de múltipla escolha, até os tipos de avaliações consideradas mais modernas tais como: avaliação continuada de portfólios de aprendizagem, simulações onde o aluno desempenha o papel de protagonista e avaliação das interações contínuas entre o professor mediador e o estudante através de recursos audiovisuais.

A arquitetura computacional do *framework* proposto é um ferramental, composto por módulos integrados de *software* que, utilizando diversas tecnologias - desde as mais corriqueiras até aquelas que estão no estado da arte, pode coletar e tratar diversas formas de dados que propiciem avaliações da aprendizagem baseada em jogos digitais mais completas. Elas podem avaliar: desempenhos individuais e comparativos dos alunos e das turmas; padrões de aprendizagem; a eficiência e a eficácia dos métodos e ferramentas empregados nos processos de ensino e de avaliação.

O *framework* vai possibilitar uma melhor utilização de jogos digitais pelos professores porque, além de auxiliá-los nas avaliações das aprendizagens através dos jogos, poderá orientar o professor no planejamento das aprendizagens e na inserção dos

jogos digitais nos programas das disciplinas como ferramentas pedagógicas. O *framework* também possibilitará que os desenvolvedores de jogos economizem uma quantidade considerável de tempo e custos na implementação de processos para avaliação das aprendizagens propiciadas por seus jogos.

Espera-se que os resultados obtidos por esta pesquisa tragam contribuições científicas para o avanço nos métodos de avaliações de aprendizagens baseadas em jogos digitais e, com isso, ajude a expansão da utilização de jogos digitais como ferramentas pedagógicas.

1.1 OBJETIVOS

Objetivos gerais

Desenvolver uma plataforma computacional, na forma de um *framework*, para *Multimodal Learning Analytics* (BLIKSTEIN, 2013), fundamentado na abordagem ECD (*Evidency Center Design*) (ALMOND; STEINBERG; MISLEVY, 2002), que seja capaz de propiciar um ferramental para que os professores possam avaliar, de forma eficiente e eficaz, as aprendizagens obtidas por seus alunos ao utilizarem os jogos digitais como ferramentas pedagógicas, a partir de dados obtidos das ações do jogador jogando, dos estados e eventos do jogo que está sendo jogado, e de outras expressões do jogador durante o jogo tais como expressões faciais, movimentos dos seus olhos e outros estados psicofisiológicos.

Objetivos específicos

- instrumentalizar os educadores com uma metodologia para a modelagem de avaliações de aprendizagens baseadas em jogos digitais a partir da abordagem ECD, de forma a orientar não só tais avaliações, mas, também, previamente, o planejamento dessas aprendizagens;

- disponibilizar um processo com as etapas e as respectivas atividades para melhor orientar os professores na avaliação da aprendizagem baseada em jogos digitais;
- prover uma análise da viabilidade técnica para avaliação das aprendizagens baseadas em jogos digitais a partir de estudos sobre os métodos, técnicas e ferramentas de coleta, tratamento e processamento analítico de dados multimodais em pesquisa e em uso atualmente;
- obter, a partir da análise da viabilidade técnica, um projeto da plataforma computacional, na forma de um *framework*, para suporte ao processo de avaliação das aprendizagens baseadas em jogos digitais, contemplando o projeto das avaliações, a coleta, o tratamento e o processamento analítico de dados multimodais, além de recursos para adaptação do jogo digital e dos parâmetros da avaliação da aprendizagem;
- obter uma instancia do *framework* proposto, contemplando:
 - um sistema de suporte à avaliação das aprendizagens baseadas em jogos digitais;
 - agentes inteligentes de *software*, para serem incluídos em *game engines* ou em ambientes de desenvolvimento de jogos digitais, com o objetivo permitir, que através da inclusão de chamadas às funções dessa biblioteca nos códigos dos jogos digitais, consiga-se coletar dados das ações dos jogadores, dos estados e eventos de jogos digitais assim como promover adaptações nesses jogos de acordo com os perfis dos jogadores e com as suas performances anteriores;
 - agentes inteligentes de *software* para acionamento de dispositivos sensores para coleta de dados multimodais do jogador jogando;
 - módulo de *software* para tratamento e integração de dados multimodais;
 - módulo de *software* para análise das aprendizagens, inclusive com uso de técnicas de inteligência artificial;
 - módulo de *software* para adaptação do jogo e dos critérios das avaliações das aprendizagens;
- obter resultados em experimentos com a instancia do framework que demonstre o nível de consecução do objetivo geral, incluindo aquilo que precisa

ser melhorado, e que responda a questão de investigação descrita na seção 1.2.

1.2 QUESTÃO DE INVESTIGAÇÃO

O uso de jogos digitais, desenvolvidos inicialmente para a diversão, tem crescido nos últimos tempos e adentrado em diversas outras áreas de nossa sociedade tais como: educação, terapia ocupacional, reabilitação física e seleção de recursos humanos (CONNOLLY et al., 2012).

Na Educação, apesar de diversas pesquisas e aplicações já terem demonstrado que os jogos digitais, quando utilizados como ferramentas pedagógicas, oferecem grandes vantagens em relação a outros recursos pedagógicos tradicionais, tais utilizações não têm crescido à altura dos benefícios que podem trazer. Acredita-se que existem três causas principais para isso (DEL BLANCO et al., 2010; HAWLITSCHKEK; KÖPPEN, 2014). Em primeiro lugar, os jogos digitais têm sido, em geral, distribuídos como uma "caixa preta", o que significa que não podem ser modificados pelos professores para adequá-los às suas necessidades de ensino, principalmente em classes com muita diversidade. Em segundo lugar, a falta de formação de grande parcela dos professores no uso dos jogos digitais como ferramentas pedagógicas. A terceira é a carência de instrumentos consolidados para se avaliar as aprendizagens obtidas através deles.

A primeira causa está com a sua solução em curso com a inclusão, pelos fabricantes de jogos digitais, de novas possibilidades de configuração dos jogos, por exemplo, a seleção de temas pelo usuário (no caso os professores) e, também, com suas estruturas em níveis, fases e etapas que podem propiciar ambientes de jogos nos quais os jogadores podem optar por níveis e fases mais difíceis assim que eles ganham domínio dos níveis e fases mais elementares (KICKMEIER-RUST et al., 2011).

A segunda causa tem sido saneada pela adoção de programas de preparação de professores para a utilização de recursos computacionais, inclusive jogos digitais, como ferramentas pedagógicas (DE ABREU; DE PAULA, 2013).

Em relação a terceira causa, para obtenção de informações que possam dar suporte às avaliações das aprendizagens baseadas em jogos digitais, alguns métodos e técnicas têm sido pesquisadas e, dentre eles, podem ser citados: filmagens dos alunos-jogadores, observadores humanos, testes e questionários, aplicados antes e depois da utilização dos jogos, sessões de *debriefing*, medições de estados psicofisiológicos do jogador e gravação de arquivos de *log* pelo próprio jogo (CONNOLLY et al., 2012; BELLOTTI et al, 2013; HAWLITSCHKE; KÖPPEN, 2014).

Apesar desses trabalhos já terem obtido alguns resultados, ainda se está longe de um método ou conjunto de métodos integrados que possam fornecer aos professores informações que lhes permitam avaliações das aprendizagens em jogos digitais suficientemente precisas e abrangentes. Também, para os próprios fabricantes de jogos digitais, faltam ferramentas que possam avaliar e garantir os ganhos educacionais que seus jogos digitais podem propiciar, de forma a orientar previamente os professores quando da melhor utilização deles.

O objeto dessa pesquisa foca então na terceira e última causa, que se entende ser a de mais complexidade e cujo caminho para uma solução mais adequada ainda não foi pavimentado, ou seja, a questão de investigação deste trabalho é:

“Como obter uma plataforma computacional que possa coletar evidências de aprendizagem de um jogador durante o jogar e fornecer, para os professores e pedagogos, análises inteligentes sobre essa aprendizagem e recomendações para adaptações no jogo e no processo de avaliação?”

1.3 HIPÓTESES DE PESQUISA

As hipóteses estabelecidas para esta pesquisa foram:

- a) é possível se especializar a abordagem ECD (Evidence Centered Design) para se obter uma metodologia para avaliação das aprendizagens baseadas em jogos digitais;
- b) é viável capturar dados psicofisiológicos de um jogador durante o jogar, de forma sincronizada com a coleta de dados de ações dos jogadores, eventos e estados dos jogos, gravados de dentro do próprio jogo, e transformar todos esses dados em importantes evidências que permitirão avaliações de aprendizagens em jogos digitais mais confiáveis;
- c) existem métodos e técnicas computacionais para processamento das evidências de aprendizagens baseadas em jogos digitais e geração de análises inteligentes para um suporte adequado aos educadores no processo de avaliação de aprendizagens baseadas em jogos digitais.

1.4 METODOLOGIA

Com o intuito de responder às questões apontadas utilizando-se do método científico, a presente pesquisa pode ser classificada sob diferentes aspectos (SEVERINO, 2017). Quanto a Finalidade é classificada como Aplicada, uma vez que aplica os conhecimentos para produção de um resultado prático, ou seja, uma ferramenta computacional, na forma de um framework, para apoiar educadores na avaliação de aprendizagens baseadas em jogos digitais.

Do ponto de vista da Abordagem, esta pesquisa científica é quali-quantitativa porque inicialmente são realizadas análises subjetivas, principalmente após uma pesquisa em ação sobre uso de jogos digitais como ferramenta pedagógica e avaliação das aprendizagens nesses jogos, e, também, análises estatísticas sobre os resultados dos experimentos com o protótipo do framework construído como proposta de solução para o problema da questão de investigação.

Em termos de Objetivo, a pesquisa é, inicialmente, Exploratória, pois visou a revisão da literatura acerca do assunto, e também Descritiva, pois descreve as características do framework construído, da especialização da metodologia e do processo que embasaram a construção do primeiro.

Quanto aos Procedimentos Técnicos, pode ser classificada como Bibliográfica, pois se utilizou de artigos disponíveis em livros, periódicos e anais de congressos sobre os tópicos de interesse, e Caso de Estudo, pelos experimentos propostos para verificação dos resultados do uso da ferramenta e da especialização metodologia desenvolvidas.

1.5 DESENVOLVIMENTO DO TRABALHO

O desenvolvimento deste trabalho começou com a identificação dos contornos do problema, a descrição dos objetivos da pesquisa e da definição da questão de investigação. Para isto, não só no início da pesquisa como ao longo de todo o programa de doutorado foi feita a exploração, pelo autor, da literatura de referência das áreas relacionadas à questão de investigação, tendo sido pesquisados os seguintes bancos de dados eletrônicos através do Portal da CAPES e do Google Scholar: Science Direct, Springer, IEEE (*Institute of Electrical and Electronics Engineers*), ACM (*Association for Computing Machinery*) e ERIC (*Education Resources Information Center*).

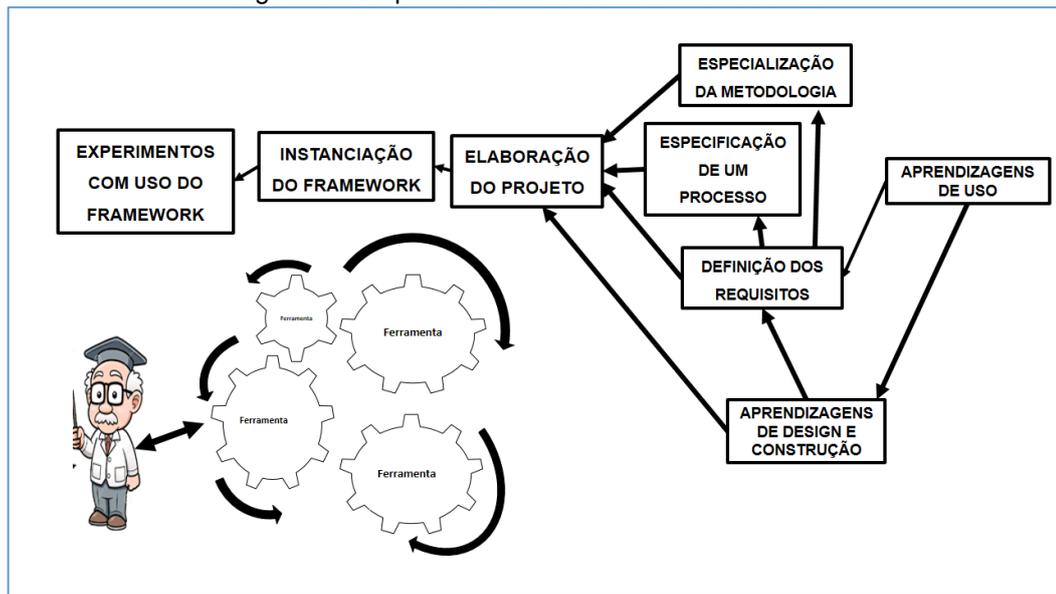
A pesquisa bibliográfica teve por foco os seguintes assuntos:

- jogos digitais aplicados à Educação;
- desenvolvimento de jogos digitais;
- avaliação de aprendizagens;
- avaliação da aprendizagem baseada em recursos computacionais;
- avaliação da aprendizagem baseada em jogos digitais;
- *Learning Analytics* e *Multimodal Learning Analytics*;
- uso de redes neurais de aprendizagem profunda para classificação de expressões faciais, uma vez que as análises de tais expressões podem ser utilizadas como evidências de aprendizagens;

- técnicas para monitoramento dos movimentos dos olhos para obtenção de evidências de aprendizagens e as suas possíveis aplicações para a avaliação das aprendizagens baseadas em jogos digitais.

A partir dos conhecimentos adquiridos na primeira etapa da pesquisa bibliográfica foi elaborado um plano com as etapas para o desenvolvimento deste trabalho conforme está mostrado na Figura 1.

Figura 1 - Etapas do Desenvolvimento do Trabalho



Fonte: Próprio autor.

Uma pesquisa em ação realizada durante disciplinas sobre jogos digitais aplicados à Educação, (PEREIRA-JR et al., 2015), em conjunto com os conhecimentos adquiridos na pesquisa bibliográfica, permitiu a elaboração de requisitos para a proposição de uma plataforma computacional, na forma de um *framework*, para suporte à avaliação das aprendizagens baseadas em jogos. Nessa pesquisa em ação foram testados alguns jogos educativos e alguns *game engines*, ferramentas para construção de jogos. Nela, um total de 3 (três) jogos digitais, com finalidade educativa, foram desenvolvidos, usando *game engines* disponíveis gratuitamente na *web*, e que foram avaliados pelos próprios alunos das disciplinas. Essa pesquisa serviu para: entendimento de como um jogo digital pode ser usado como ferramenta pedagógica, para entendimento do processo de desenvolvimento de um jogo digital, para compreensão de como recursos computacionais de avaliação podem ser integrados

a um jogo digital para coletar dados e possibilitar adaptação do jogo ao perfil do jogador e os seus níveis de desempenho.

A seguir, foi feita uma proposição de uma metodologia para avaliação das aprendizagens baseadas em jogos digitais, de forma a orientar o projeto da avaliação dessas aprendizagens, associando os conhecimentos, habilidades e atitudes às ações dos jogadores e aos eventos e estados dos jogos digitais, e também a dados sobre estados psicofisiológicos dos jogadores, durante o jogo. Também sentiu-se a necessidade de se obter um modelo de processo para avaliação de aprendizagens baseadas em jogos digitais, o qual deveria conter as etapas e atividades da avaliação da aprendizagem em jogos que deveriam ser suportadas pelo framework.

Seguiu-se o projeto de um *framework* computacional, constituído de um ferramental de *software* e *hardware* para dar suporte a todas as etapas do processo de avaliação da aprendizagem baseada em jogos digitais, e o desenvolvimento de uma instância do *framework*, na forma de um protótipo de *software*. Também foram construídos protótipos de jogos digitais, considerando a metodologia de avaliação da aprendizagem baseada em jogos digitais proposta, sendo tais protótipos utilizados como jogos bases para os testes dos recursos do *framework* proposto.

Com a disponibilidade do protótipo do *framework*, uma série de experimentos foram realizados, aplicando-o a situações com jogadores jogando jogos digitais. Esses experimentos compreenderam as seguintes atividades: planejamento, implementação, execução e avaliação dos resultados, para que se verificar se os objetivos foram atingidos e se as respostas encontradas serviriam para responder a questão de investigação e corroborar as hipótese levantadas.

Por fim, foram feitas a consolidação de toda a produção e a escrita da tese.

1.6 ESTRUTURA DA TESE

Este trabalho foi estruturado da seguinte forma, após a Introdução:

O capítulo 2 apresenta os conceitos fundamentais ao desenvolvimento da pesquisa aqui relatada.

No Capítulo 3, está descrito o resultado de um mapeamento sistemático sobre trabalhos correlatos ao objeto dessa pesquisa além daqueles que utilizaram as tecnologias para aplicações semelhantes àquelas nela empregada.

O Capítulo 4 aborda os requisitos identificados para a proposição de uma solução computacional aos problemas que esta pesquisa se propõe a solucionar.

O Capítulo 5 contempla uma especialização da metodologia ECD (*Evidency Centered Design*), a ECD_J, para a avaliação das aprendizagens baseada em jogos digitais que foi desenhada com base nos requisitos estabelecidos no Capítulo 4.

O Capítulo 6 aborda o projeto de um modelo de processo, constituído por etapas cíclicas e respectivas ações, para a avaliação das aprendizagens baseadas em jogos digitais.

O Capítulo 7 mostra uma arquitetura de referência para uma plataforma computacional para avaliação das aprendizagens baseadas em jogos digitais, o projeto de uma instância de dessa plataforma, na forma de um *framework*, objetivo central dessa pesquisa, e os projetos detalhados de todas as ferramentas que o compõem. Tais ferramentas são: metodologia para avaliação das aprendizagens baseadas em jogos digitais, modelos de dados, diretrizes para educadores que pretendem utilizar jogos digitais como ferramentas pedagógicas, módulos e agentes de *software* para coleta, tratamento e análise das aprendizagens em jogos digitais, guias para utilização dos módulos e agentes de *software*, e *links* para *download* de *softwares* gratuitos que podem complementar o suporte ao processo de avaliação das aprendizagens em jogos.

O Capítulo 8 mostra como foi realizada a implementação do protótipo do *framework* e quais foram as ferramentas de *software* utilizadas para instanciá-lo de forma a validar o projeto concebido no capítulo 7.

O Capítulo 9 descreve os experimentos realizados para se obter elementos e as considerações sobre os resultados que vão compor a resposta à questão de investigação e ratificar as hipóteses propostas no Capítulo 1.

Finalmente, no Capítulo 10, estão apresentados as considerações finais e os trabalhos futuros em relação a esta pesquisa.

2 FUNDAMENTOS TEÓRICOS, METODOLÓGICOS E TECNOLÓGICOS

Neste capítulo são apresentados todos os conceitos e fundamentos necessários ao entendimento do trabalho desenvolvido nesta pesquisa. São abordadas as competências necessárias a um cidadão nos dias de hoje; os jogos e os jogos digitais como ferramentas que podem ajudar no desenvolvimento dessas competências; a avaliação das aprendizagens, em particular aquela que ocorre em jogos digitais; além de metodologias, técnicas e métodos que têm sido usados para tratar dados educacionais e gerar informações para os tomadores de decisão na Educação.

2.1 COMPETÊNCIAS, HABILIDADES E ATITUDES NECESSÁRIAS AOS PROFISSIONAIS DO SÉCULO 21

Para Piaget e Gréco (1974), o desenvolvimento cognitivo, que é a base da aprendizagem, se dá por *assimilação* e *acomodação*. Na assimilação a mente não se modifica e a aprendizagem só ocorre quando o esquema de assimilação sofre acomodação. A acomodação leva a construção de novos esquemas de assimilação que resulta no desenvolvimento cognitivo. Para se modificar os esquemas de assimilação é necessário submeter os aprendizes a atividades desafiadoras que provoquem neles desequilíbrios e reequilíbrios sucessivos. Assim apenas a acomodação vai promover a descoberta e posteriormente a construção do conhecimento.

A abordagem de ensino e aprendizagem baseada em competências enfoca a aprendizagem de conhecimentos para que um indivíduo possa desempenhar, da melhor forma possível, as atividades inerentes ao seu caminho pessoal e à sua ocupação profissional (VILLA SANCHEZ; POBLETE RUIZ, 2008). Nessa abordagem

diz-se que os conhecimentos ou aprendizagens se subdividem em: conhecimentos, habilidades e atitudes. Conhecimento é basicamente saber sobre um determinado tema ou assunto. Habilidade é saber usar o conhecimento para desempenhar tarefas. Atitude é como o indivíduo se comporta ao desempenhar uma tarefa usando os conhecimentos que ele detém, como, por exemplo, se ele, ao desempenhá-la, o indivíduo aprende que é importante se ter uma atitude proativa (PERRENOUD; THURLER, 2009).

As competências necessárias para a inserção de um indivíduo na vida profissional e na sociedade de hoje são, entretanto, diferentes daquelas da vida profissional e na sociedade de algumas dezenas de anos atrás. Por exemplo, há menos de cinquenta anos atrás, uma pessoa era considerada suficientemente preparada para entrar no mercado de trabalho, se tivesse adquirido as habilidades básicas de leitura, escrita e matemática (SHUTE; VENTURA; ZAPATA-RIVERA, 2013). Na era de hoje, conhecida como a Sociedade do Conhecimento, há necessidade de se preparar pessoas, não só para deter uma quantidade maior de conhecimentos, como lidar com problemas complexos, que exigem saber analisar criticamente, pensar de forma criativa e sistemática, ter persistência, saber trabalhar em grupo, dentre outras competências (SHUTE; TORRES, 2012).

Os Parâmetros Curriculares Nacionais (MEC, 1997) recomendam novas formas de ensino-aprendizagem para mudança da tradicional transmissão de conhecimentos, a partir de um professor, para um cenário que proporcione o desenvolvimento daquelas competências, habilidades e atitudes necessárias ao novo profissional, e por que não dizer, cidadão do século 21 (COTTA; COSTA; MENDONCA, 2015).

Para que isso aconteça é necessária a utilização de metodologias que potencializem o pensamento crítico, que despertem a criatividade e a prática da reflexão. Tais metodologias devem propiciar que os alunos aprendam a usar a informação e o conhecimento adquiridos aplicando-os em situações diversas e complexas, de forma autônoma, sabendo “Fazer”, “Conviver” e “Ser”.

Em 2006, o relatório "*The Silent Epidemic*" produzido pela Fundação Bill e Melinda Gates (BRIDGELAND; DILULIO; MORISON, 2006), indicou que quase um terço de todos os alunos do ensino médio público americano evadiu. No relatório, quando 467

alunos do ensino médio foram questionados por que deixaram a escola, 47% deles simplesmente responderam: "As aulas não eram interessantes". Por isso, as metodologias demandadas, além de desenvolver os conhecimentos, habilidades e atitudes necessárias ao profissional e cidadão do século 21, devem tornar os jovens mais comprometidos com as aprendizagens e propiciar avaliações das aprendizagens dinâmicas e contínuas.

Nesse trabalho são utilizados os conceitos usados na abordagem de ensino e aprendizagem baseada em competências.

2.2 JOGOS DIGITAIS APLICADOS À EDUCAÇÃO

A seguir são abordadas informações sobre a aplicação dos jogos, em particular dos jogos digitais na Educação, além de sua classificação, para que se possa entender melhor a sua importância nessa área e se ter uma visão geral de como isso está ocorrendo no mundo.

2.2.1 Jogos

Olhando-se a história vê-se que os jogos têm estado presente em praticamente todas as culturas do mundo fazendo parte da experiência humana. Vários autores, ao longo dos séculos depois de Cristo, mostraram que jogos, desde os mais antigos até aqueles de mais alta tecnologia, sempre foram um meio de educação (ESERYEL; IFENTHALER; GE, 2012). Dentre tais publicações podem ser destacadas:

- entre 800 AC a 400 DC, Platão descreve uma estreita ligação entre jogo (paidiá) e educação (paideia) (CAILLOIS, 2017);
- no século XIX, Fröbel, o fundador dos jardins de infância, atribuiu aos jogos uma contribuição valiosa para a educação (FRÖBEL; LILLEY, 1967);

- durante o século XX, Freud usou jogos para superar os problemas psicológicos de crianças (FREUD, 1920);
- Huizinga (1955), em sua obra *Homo Ludens* de 1938, reconheceu do jogo como algo inato ao homem, considerando-o uma categoria absolutamente primária da vida, até anterior à cultura, tendo esta evoluído no jogo. Essa obra foi considerada como um dos mais importantes trabalhos sobre a teoria dos jogos;
- Piaget (2010) considerou o jogo tendo funções cruciais no processo de desenvolvimento intelectual de uma criança;
- Dörner e outros (1983) usaram os jogos em seus estudos experimentais para investigar os processos de resolução de problemas complexos.

Jogando, o homem pode exercitar os seus processos mentais e provocar o desenvolvimento da sua linguagem e de seus hábitos sociais.

A fantasia é um componente importante para o ser humano, tanto nos jogos, como no lazer, e na arte. Nos jogos, ela invade a mente do jogador fazendo com que ele fique ativamente envolvido, controlando-o, dirigindo-o (SHUTE; KE, 2012).

2.2.2 Jogos digitais

Ao longo dos últimos 30 anos, os jogos digitais vêm substituindo os jogos tradicionais como atividades em que o homem goza o seu tempo de lazer. Grandes investimentos em tecnologias aplicadas aos jogos digitais têm sido feitos tornando-os mais atraentes e desafiadores, aumentando a sua presença principalmente na vida dos jovens (VAN STAALDUINEN, 2011). Este fenômeno já era visto em setembro de 2008 quando o *Pew Research Center*, conceituado instituto de pesquisa americano, publicou uma pesquisa com 1.102 jovens entre 12 e 17 anos onde relatou que 99% dos meninos e 94% das meninas jogavam algum tipo de jogo digital (LENHART et al., 2008). Em dezembro de 2015, esse mesmo instituto de pesquisa publicou outra pesquisa em que mostra que 50% dos homens americanos e 48% das mulheres americanas jogam

jogos digitais, sendo que na faixa etária de 18 a 29, este número cresce para 77% entre os homens e 57% entre as mulheres (DUGGAN, 2015).

Apesar das pesquisas científicas nas Ciências Sociais terem focado, precocemente, nos possíveis impactos negativos de jogar jogos digitais, tais como: estímulos à violência, dependência de jogar e no isolamento social (GRIFFITHS et al., 2002) e nas dificuldades na regulação da quantidade de tempo gasto em jogos (OGLETREE; DRAKE, 2007); têm mais recentemente predominado aquelas que estudam e destacam os efeitos positivos desses jogos. Por exemplo, (FERGUSON, 2007) descobriu que jogar jogos violentos estava associado a melhores habilidades espaciais visuais e, contrariamente às pesquisas anteriores, relata que não encontrou nenhum efeito de jogar jogos violentos com o comportamento agressivo.

2.2.3 Classificação dos jogos digitais

Em geral, para a classificação dos jogos digitais se usa considerar qual o propósito principal do jogo: entretenimento ou aprendizagem. Os primeiros jogos comerciais foram desenvolvidos essencialmente para diversão e recreação. Em seguida surgiu um novo segmento, denominado de jogos educativos, que, inicialmente, mais se pareciam livros eletrônicos gamificados.

Nos últimos dez anos, surgiram na literatura outras denominações derivadas dos jogos educativos tais como: jogos sérios e jogos epistêmicos. Apesar de jogos educativos e jogos sérios terem sido usados como sinônimos (CORTI, 2006), os jogos sérios foram desenvolvidos para fins educacionais mais específicos compreendendo treinamento e mudanças de comportamento nas empresas, na indústria, no *marketing*, e nas organizações não governamentais (SAWYER; SMITH, 2008).

Jogos epistêmicos são aqueles que podem ajudar os alunos a aprender a pensar como profissionais, através de situações que simulem a atividade profissional, de uma forma envolvente, divertida e agradável. Eles se baseiam no conceito da “práxis pedagógica” e na ideia de quadros epistêmicos. A “práxis pedagógica” propõe que

diferentes comunidades de prática (por exemplo, profissões diferentes) têm diferentes quadros epistêmicos, ou seja: diferentes maneiras de conhecer, de decidir o que vale a pena conhecer e de agregar conhecimento à comunidade (SHAFFER; GEE, 2007).

Também é usual se classificar os jogos digitais de acordo com os seus pontos comuns (gênero). Embora o gênero seja relevante para jogos de entretenimento, não existe aparente relevância na classificação por gênero para jogos educativos, jogos sérios e jogos epistêmicos. Apesar de não existir uma taxonomia padrão para gênero de jogos digitais, muitos autores dessa área têm adotado o sistema de Herz (1997), que distingue os jogos digitais em: jogos de ação, jogos de aventura, jogos de luta, jogos de quebra-cabeças, jogos de *role-playing*, simuladores, jogos esportivos e jogos de estratégia.

2.2.4 Jogos digitais como ferramentas pedagógicas

O uso das tecnologias pode contribuir de forma significativa para o desenvolvimento do indivíduo. Por exemplo, a capacidade psicomotora de uma criança pode ser desenvolvida pelo uso da tecnologia, que vai interferir diretamente em seus estímulos, fazendo com que ela exercite os processos mentais e suas habilidades motoras que irão contribuir para um melhor desempenho na sua aprendizagem (LEVY, 1993). Dentre as tecnologias, é importante destacar a relevância do computador como um eficiente e eficaz instrumento de aprendizagem.

A combinação de jogos com computadores deu origem aos videogames, ou jogos digitais, que, aplicados à educação, possibilitam que o indivíduo possa desfrutar dos benefícios dos dois recursos para potencializar a sua aprendizagem (GEE, 2007).

A compreensão de que os jogos digitais possuíam aspectos que motivavam o seu uso e a percepção de que os jogadores podem, através deles, desenvolver habilidades, geraram boas expectativas de que os jogos poderiam ser uma útil ferramenta pedagógica.

A contraposição das teorias modernas de aprendizagem efetiva, que sugerem que o aprendizado é mais eficaz quando é ativo, experiencial, situado, baseado em problemas e fornece *feedback* imediato (BOYLE; CONNOLLY; HAINEY, 2011), com o uso de jogos digitais que apresentam essas características, aumentou o interesse dos pesquisadores sobre a utilização deles como ferramentas pedagógicas.

Diversos estudos foram feitos sobre as aprendizagens proporcionadas pelo uso de jogos digitais (GUILLÉN-NIETO; ALESON-CARBONELL, 2012; CONNOLLY et al., 2012). Essas pesquisas mostram que seus usos como ferramentas pedagógicas, em comparação com aquelas empregadas no ensino tradicional, proporcionaram aos alunos-jogadores um melhor desempenho e, também, que o prazer de jogar foi o fator que realmente fez a diferença. Também impactaram positivamente nas aprendizagens obtidas nos jogos digitais a possibilidade de os jogadores explorarem e experimentarem durante o jogo, o que não é tão comum dentro de uma sala de aula tradicional. Outras vantagens apuradas, além da imersão no jogo - que coloca o aluno-jogador em um estado de total disponibilidade para aprender, foram: nos jogos digitais o aluno-jogador é o sujeito ativo do processo de aprendizagem, determinando seu próprio ritmo de aprendizado; a informação que aluno recebe do jogo digital pode ser aplicada imediatamente no próprio jogo, proporcionando-lhe transformá-la em conhecimentos e habilidades, além do que, através dos jogos digitais, é mais fácil demonstrar como uma teoria pode ser aplicada a um contexto prático (GEE, 2007).

Além disso, ficou consensado entre os pesquisadores de que a "a prática faz com que se faça melhor", porque ela exige da pessoa um esforço intelectual que gera aprendizagem (SHUTE et al, 2013). Em outras palavras compreende-se que uma pessoa se torna mais habilidosa, quanto mais vezes ela executar uma tarefa. Por outro lado, a prática repetitiva pode ser chata e frustrante, fazendo com que alguns alunos acabem por abandoná-la ou negligenciá-la e, portanto, deixando de aprender. Jogos digitais podem ser vistos como instrumentos de prática que geram aprendizados, ao mesmo tempo que proporcionam que as pessoas o façam de forma divertida. Os jogos digitais também têm o poder de ajudar os alunos a lidar com fracassos, que fazem parte da vida real de uma pessoa, por repetida exposição a atividades intelectuais desafiadoras, que, em determinados momentos, podem gerar frustração.

Mesmo os jogos digitais que foram concebidos inicialmente para o entretenimento demonstraram um grande potencial educativo. Como exemplos podem ser citados dois jogos digitais, desses tipos, bem conhecidos: *Sim City* e *Civilization*. Esses exemplos sugerem que os jogos existentes podem ser introduzidos com sucesso em processos educacionais (BURGOS; TATTERSALL; KOPER, 2007; BURGOS et al., 2008). A chave do sucesso no uso de jogos digitais na Educação é alcançar um equilíbrio entre a diversão e a aprendizagem (PRENSKY, 2003).

Todas essas vantagens obtidas das pesquisas vieram fundamentar o argumento dos defensores do aprendizado baseado em jogos digitais de que eles são as ferramentas pedagógicas ideais para se preparar os alunos para atender às demandas do século XXI, ensinando-lhes a serem inovadores, criativos e adaptáveis para que eles possam lidar com as necessidades de aprendizagem em domínios complexo e mal estruturados (ESERYEL; IFENTHALER; GE, 2012).

2.3 AVALIAÇÃO DAS APRENDIZAGENS BASEADAS EM JOGOS DIGITAIS

A avaliação é uma parte importante do processo de ensino-aprendizagem. A seguir são abordadas informações sobre o processo de avaliação da aprendizagem, os tipos de avaliação empregados atualmente e como a avaliação da aprendizagem têm sido abordada no uso dos jogos digitais como ferramenta pedagógica.

2.3.1 Avaliação das aprendizagens

A avaliação permeia todos os aspectos de nossas vidas e é uma atividade natural e automática (TARAS, 2005). Ela é um processo para se julgar algo se baseando em pontos de comparação tais como padrões e objetivos e considerando-se um determinado contexto. É importante salientar, entretanto, que em um determinado contexto, os significados podem e variam entre os indivíduos (SCRIVEN, 1967).

A avaliação é uma parte importante do processo de ensino-aprendizagem. Segundo Perrenoud (1999), bem antes de regular as aprendizagens, a avaliação regula o trabalho, as atividades, as relações de autoridade e a cooperação em aula e, de certa forma, as relações entre as famílias e a escola ou entre profissionais da Educação. Na Educação, o principal objetivo da avaliação é fornecer informações válidas e confiáveis sobre a aprendizagem e o crescimento dos alunos, de forma a possibilitar que tanto eles, como seus professores, seus pais e os gestores escolares e acadêmicos possam utilizar tais informações de forma significativa. Um objetivo subsidiário a esse, mas não menos importante, é de que a avaliação seja mais um momento de aprendizagem (SHUTE; VENTURA; ZAPATA-RIVERA, 2013).

Há três princípios fundamentais que qualquer avaliação deve seguir: validade - a avaliação mede o que ela tem que medir? realidade - a avaliação é consistente e tem acuidade suficiente para medir? e praticidade - a avaliação pode ser aplicada de forma prática? (MCCLURE; SONAK; SUEN, 1999).

Apesar da importância de a avaliação da aprendizagem ser inquestionável, principalmente como elemento-chave para a orientação dos estudantes quanto à sua aprendizagem, ela é uma das principais fontes de insatisfação entre os estudantes, principalmente os universitários (FERREL, 2012). Muitas das reclamações dos estudantes referem-se à forma que ela vem sendo aplicada que têm trazido várias consequências negativas não intencionais, tais como: a baixa confiabilidade dos resultados, o desinteresse do aluno pela disciplina, a perda da autoestima do aluno e o aumento da taxa de evasão. A abordagem que mais traz consequências negativas para a avaliação é a separação entre o momento de aprendizagem e o momento da avaliação. Essa abordagem, além de não contribuir para a aprendizagem, cria um clima de pressão nos alunos que pode distorcer os resultados.

Outro aspecto a ser considerado quando se pretende uma mudança para um modelo de ensino baseado em competências é que esse novo modelo implica também em mudanças na forma de se avaliar os estudantes, pois os métodos de avaliação tradicionais já não são úteis na avaliação de competências, principalmente daquelas ditas complexas (GRIFFIN; CARE; MCGAW, 2012). Além disso, as avaliações tradicionais, focadas em conteúdo, são frequentemente muito simplificadas, abstratas e descontextualizadas para atender às necessidades atuais da Educação e também

não conseguem avaliar o que os alunos realmente podem fazer com os conhecimentos e habilidades obtidos dentro e fora da escola (PERRENOUD; THURLER, 2009). Ou seja, nesse contexto a avaliação da aprendizagem requer uma configuração flexível em que as competências, principalmente as habilidades e atitudes, sejam dinamicamente capturadas, particularmente aquelas necessárias à resolução de problemas (ALMOND; STEINBERG; MISLEVY, 2002).

2.3.2 Tipos de avaliação das aprendizagens

No contexto educacional as avaliações normalmente se subdividem em: Avaliações Diagnósticas, Avaliações Somativas e Avaliações Formativas (TARAS, 2005).

A Avaliação Diagnóstica é uma ação avaliativa realizada no início de um processo de aprendizagem, que tem a função de obter informações sobre os conhecimentos, aptidões e competências dos estudantes com vista à organização dos processos de ensino e aprendizagem de acordo com as situações identificadas, ou seja, coloca em evidência os aspectos fortes e fracos de cada aluno.

A Avaliação Somativa é o processo de avaliação que julga as evidências de aprendizagem até um determinado ponto do ensino, por exemplo ao final de um bimestre ou semestre.

A Avaliação Formativa é um processo único em que se faz um julgamento contínuo de acordo com padrões, metas e critérios. Além disso, para que uma avaliação seja formativa, é necessário um *feedback* que indique a existência de uma "lacuna" entre o nível real do trabalho avaliado e o padrão exigido. Também requer uma indicação de como o trabalho pode ser melhorado para alcançar o padrão exigido.

As Avaliações Somativas, predominantemente utilizadas hoje em dia, têm objetivos de selecionar se um aluno deve ou não ser matriculado em uma série dita superior àquela em que ele se encontra, ou certificar que ele entendeu consideravelmente os conhecimentos fornecidos a ele pelo professor, ou seja, estão associadas à criação

de hierarquias de excelência (PERRENOUD, 1999). Em geral, esse tipo de avaliação não permite que se tenha ideia sobre o efetivo domínio do conteúdo pelo aluno.

A avaliação de um aluno precisa ser continuada, variada e com instrumentos e elementos diversificados. Deve ser utilizada no próprio trajeto do ensino, como parte deste. A Avaliação Formativa é aquela que atende a tais requisitos. A proposta básica da Avaliação Formativa é a de deslocar a avaliação para os momentos de aprendizagem e individualizá-la (BLACK; WILLIAN, 2009).

2.3.3 Avaliação das aprendizagens em jogos digitais

Conforme relatado nas seções anteriores, encontra-se na literatura sobre processos de ensino-aprendizagem, subsídios para se afirmar que a adoção de avaliações das aprendizagens mais dinâmicas, contínuas, contextualizadas, automatizadas e com *feedback* para os alunos traz uma série de vantagens: elementos mais precisos para a tomada de decisão dos professores e gestores educacionais; redução nos impactos negativos inerentes às avaliações tradicionais; estudantes mais comprometidos com as suas aprendizagens e, conseqüentemente, melhoria na aprendizagem em geral (TARAS, 2005; FERREL, 2012; GRIFFIN; CARE. MCGAW, 2012). Considerando aquelas características para se ter sucesso nas avaliações, compreende-se que jogos digitais são ambientes propícios para as avaliações desejadas, principalmente porque:

- Nos jogos digitais, o processo de avaliação formativa já ocorre naturalmente. Em geral, para poder evoluir de níveis e de fases em um jogo, um jogador tem seu desempenho avaliado pelo motor do jogo para verificar se ele cumpriu determinadas metas;
- Neles existem elementos motivadores e formas de informação mais adequados para a compreensão da avaliação do que em uma sala de aula tradicional.

Coletar todos os dados necessários para compreensão das relações entre o jogar e as aprendizagens é complicado, principalmente pelo fato de que não se quer perturbar os níveis de participação dos jogadores durante o jogo, o que impactaria negativamente na imersão, a grande responsável pela canalização das aprendizagens

através de jogos digitais. Por isso, a aprendizagem nos jogos tem, historicamente, sido avaliada de forma indireta e / ou de forma *post hoc* (SHUTE; KE, 2012). Essas formas de abordagem retiram parte das vantagens de se usar o próprio jogo digital como ambiente de avaliação, principalmente porque assim se perde a capacidade de se capturar e avaliar os aspectos dinâmicos do jogar, intimamente relacionados com o desenvolvimento de habilidades e atitudes que vão constituir a aquisição de competências pelos alunos. Espera-se que a avaliação da aprendizagem baseada em jogos digitais possibilite não só a obtenção dos resultados finais das performances dos jogadores, auferidos entre o antes e o depois de jogar, mas, também, propicie a identificação de mudanças importantes que ocorrem durante o processo de aprendizagem.

Todos os processos e recursos até agora utilizados para avaliação das aprendizagens baseadas em jogos digitais têm obtido alguns resultados, mas eles ainda não conseguiram se traduzir em instrumentos fáceis de se utilizar e nem confiáveis suficientes sob o ponto de vista dos professores. Por isso, a utilização dos jogos digitais como ferramentas de ensino ainda tem como principal desafio para seu uso efetivo, a definição de processos e recursos confiáveis, e de fácil utilização pelos educadores, para a avaliação das aprendizagens que ocorrem durante o jogo (BELLOTTI et al., 2013; LOH, 2012).

2.3.4 Tipos de avaliação das aprendizagens em jogos digitais

A avaliação das aprendizagens ocorridas nos jogos digitais pode ser: externa ou interna e durante o jogar ou após o jogar (ESERYEL; IFENTHALER; GE, 2012).

A avaliação externa é feita por processos de coletas de dados utilizando-se dispositivos externos ao jogo, e a interna, utilizando-se o próprio computador onde o jogo está sendo jogado. Para a avaliação externa vêm sendo utilizados os seguintes recursos: filmagens dos alunos-jogadores, observadores humanos, testes e questionários aplicados aos alunos-jogadores antes e depois da utilização dos jogos digitais, sessões de *debriefing*, coleta de dados psicofisiológicos dos alunos jogando,

através de sensores. Para as avaliações internas tem predominado o registro e a computação dos dados das ações do jogador, dos estados do jogo e dos eventos que ocorrem durante o jogo. Também é possível combinar os recursos de avaliação externa com os de avaliação interna gerando uma avaliação híbrida.

A avaliação durante o jogar enfoca, principalmente, o processo e é mais vantajosa do que a avaliação após o jogar porque permite uma avaliação mais aprofundada. Através dela, além da avaliação do aluno baseada em padrões de performance, o professor pode:

- conhecer as estratégias do jogador para resolver os problemas postos pelo jogo;
- fazer um monitoramento dos estados motivacionais, emocionais e comportamentais do jogador durante o jogo o que vai ajudá-lo a melhor entender os resultados finais;
- perceber áreas específicas do jogo em que o aluno está tendo dificuldades (SHUTE; SPECTOR, 2010);
- identificar problemas de projeto do jogo digital que influenciam negativamente na aprendizagem (DUMMER; INFENTHALER, 2005).

É importante então que a avaliação durante o jogar, também conhecida como avaliação durante o processo, inclua vários procedimentos de coleta e medição de dados longitudinais, que são dados medidos ao longo do tempo de jogo (PIRNAY-DUMMER; IFENTHALER; SPECTOR, 2010).

O professor deve ter cuidado ao utilizar o próprio jogo para avaliar a aprendizagem do aluno porque quando o aluno interage com o máquina tem-se realmente uma avaliação social mas, à medida que o jogador se “acostuma” com o jogo, tal avaliação pode ficar comprometida.

2.3.5 *Feedback*

O *feedback* em um sistema qualquer é uma informação sobre o intervalo entre o nível real e o nível de referência de um parâmetro desse sistema, que é usada para tomada de decisões quanto à necessidade e ações para convergência de tais níveis (RAMAPRASAD, 1983).

O *feedback* é um dos elementos mais importantes da aprendizagem (HATTIE; GAN, 2011).

Na Educação, *feedback* é um elemento essencial da aprendizagem baseada nas competências, e ele tem a finalidade de dar ao aluno informações contínuas da sua evolução e de suas dificuldades. Por meio dele, o estudante pode saber qual é o *gap* entre o seu nível real de conhecimento e o nível de referência.

Nos jogos digitais é talvez um dos aspectos que tem recebido mais atenção durante todo o processo de *design*, procurando-se prover o jogo com *feedback* imediato, relevante e motivador ao jogador, na maioria dos momentos do jogar (ESERYEL; IFENTHALER; GE, 2012).

O *feedback* nos jogos digitais deve atender aos jogadores e aos educadores.

Para os jogadores, o *feedback* ajuda para que eles progridam no jogo, pois facilita a eles o desenvolvimento de modelos mentais, que melhoram seus desempenhos e, conseqüentemente, alavancam o desenvolvimento das competências planejadas a serem adquiridas por ele. Os *feedbacks* recebidos em múltiplos pontos ao longo do jogo mostraram que provocam nos alunos-jogadores momentos de reflexão que os ajudam a identificar as áreas que devem melhorar além de caminhos para tais melhorias (LOH, 2007).

Para os educadores o *feedback* permite que eles tenham informações para verificar o atingimento dos objetivos da aprendizagem, através de seus resultados e seus erros, e orientar posteriormente os seus alunos (CONRAD; CLARKE-MIDURA; KLOPFER, 2014).

Quando o enfoque é o *feedback* sobre o resultado de processos avaliativos da aprendizagem que está ocorrendo durante o jogar, a questão chave é “Como, quando e quanto de *feedback* deve-se incluir durante o jogo digital, sem que haja a perda do fluxo gerado pela imersão do jogador no jogo? A fim de manter um ambiente imersivo, o *feedback* deve ser fornecido ao jogador em contextos temáticos apropriados e em dosagem adequada, para que ele não saia de sua imersão durante o jogo.

O conceito de fluxo é “uma experiência altamente imersiva, em que uma pessoa, que está envolvida em uma atividade mental e/ou física, entra em um nível de engajamento nessa atividade, fazendo que ela perca a noção do tempo e do mundo exterior, o que faz com que o seu desempenho nessa atividade seja o melhor possível para ela” (CSIKSZENTMIHALYI; CSIKSZENTMIHALYI, 1990).

2.3.6 Adaptabilidade

Um dos principais desafios no *design* e desenvolvimento de jogos digitais para a aprendizagem está em prover um equilíbrio adequado entre a motivação para jogar e as atividades de aprendizado (VAN ECK, 2006). Nessa perspectiva, pode-se ver os desafios presentes nos jogos digitais como um fator ligado diretamente à motivação do jogador (KICKMEIER-RUST; ALBERT, 2010). O efeito da quantidade e da complexidade desses desafios pode gerar desde uma alta motivação até uma total frustração no jogador, o que comprometeria todas as vantagens dos jogos digitais como ferramentas pedagógicas. A manutenção de um alto nível de motivação do jogador requer uma adaptação contínua do jogo ao nível corrente da destreza do jogador no jogo, isto é, o jogo deve ser projetado para prover níveis de desafios que mantenham o jogador bem motivado para continuar jogando.

Outro ponto importante na motivação do jogador é a interface do jogo digital, suas características tais como cores e *layout* devem ser consideradas de acordo com os perfis dos jogadores (KALAYDJIEV; ANGELOVA, 2002).

Os jogos digitais são um meio natural para a aplicação da adaptação. O uso de configurações de dificuldade para ajustar o jogo a jogadores de diferentes níveis de

habilidade já é comum nos atuais jogos digitais, porém isso só não basta. Adaptar o jogo digital ao estilo de aprendizagem do aluno pode aumentar a sua eficácia na aprendizagem (GER, 2007). Fazer isso acontecer não é trivial, pois mecanismos com tal funcionalidade podem ter custos que não permitam versões comerciais de jogos digitais ou suas implementações podem vir a trazer problemas de performances dos jogos que acabem por desmotivar os alunos-jogadores.

2.4 ABORDAGEM ECD PARA AVALIAÇÃO DAS APRENDIZAGENS

Os avanços na psicologia cognitiva tornaram possível compreender melhor como os alunos adquirem e se utilizam do conhecimento, ao ponto de se poder identificar evidências da capacidade de um ser humano quanto ao desempenho de atividades mais complexas, tais como a colaboração e a interatividade (ZIEKY, 2014). Tais evidências permitem que se faça inferências sobre as aprendizagens que os estudantes estão tendo e, a partir delas, determinar o grau de aprendizagem ocorrida e, também, identificar aspectos que podem ajudar a promover mais aprendizagens e a evoluir os processos de ensino (ALMOND; STEINBERG; MISLEVY, 2002).

A avaliação da aprendizagem em um jogo digital deve focar em quais conhecimentos, habilidades e atitudes que ele, como ferramenta pedagógica, deverá desenvolver nos alunos e, a seguir, verificar se tais alunos alcançaram o desenvolvimento esperado (BEZANILLA et al., 2014).

Como um jogo digital envolve muitas interações do jogador com ele e em espaços de tempo muito pequenos, para se obter evidências de que houve o desenvolvimento desses conhecimentos, habilidades e atitudes, haveria necessidade de se coletar e processar, de forma rápida, muitos dados representativos daquelas interações. O ser humano, entretanto, não está preparado para isso, mas o avanço dos recursos computacionais permitiu que se pudesse lançar mão deles para auxiliá-lo nessas situações. O desafio então passou a ser o de como planejar, projetar e programar os recursos computacionais de forma a atender adequadamente aos propósitos da avaliação das aprendizagens baseadas em jogos digitais (KIM; ALMOND; SHUTE, 2016).

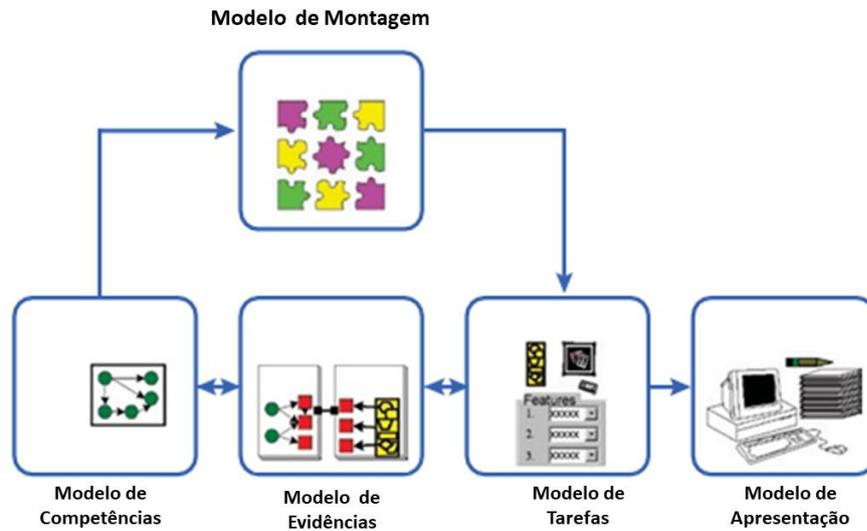
A Ciência da Computação há muito vem lançando mão de modelos matemáticos e diagramáticos que permitem a representação e a modelagem daquilo que se quer programar nos computadores.

Uma das abordagens que parece ser mais adequada para se construir avaliações confiáveis é a ECD “*Evidence Centered Design*” ou Projetos Baseados em Evidências. A abordagem ECD se originou no *Educational Testing Service* – Nova Jersey, EUA em 1997 através dos pesquisadores Robert Mislevy, Linda Steinberg, e Russel Almond (ALMOND; STEINBERG; MISLEVY, 2002). Ela fornece um *framework* conceitual para avaliação de aprendizagem, baseado em modelos diagramáticos, que é capaz de suportar uma ampla gama de tipos de avaliação, desde os mais tradicionais, como provas dissertativas e testes de múltipla escolha, até os tipos de avaliações consideradas mais modernas tais como: avaliação de portfólios de aprendizagem, simulações, e avaliação das interações contínuas entre o professor-mediador e o estudante através de recursos audiovisuais.

Seus modelos já demonstraram, na prática, serem úteis para direcionar a coleta e a análise dos dados que vão evidenciar as aprendizagens ocorridas. Tais modelos permitem que se faça estimativas mais precisas sobre os níveis de aprendizagem além de possibilitar a avaliação de competências complexas e habilidades dinâmicas, ainda que os dados para evidencia tais aprendizagens sejam multimodais, de difíceis captura, qualitativos ou quantitativos (MISLEVY; ALMOND; LUKAS, 2003).

Hoje o *framework* da ECD possui 5 (cinco) modelos que trabalham em conjunto: modelo de competências, modelo de evidências, modelo de tarefas, modelo de montagem e o modelo de apresentação (Figura 2).

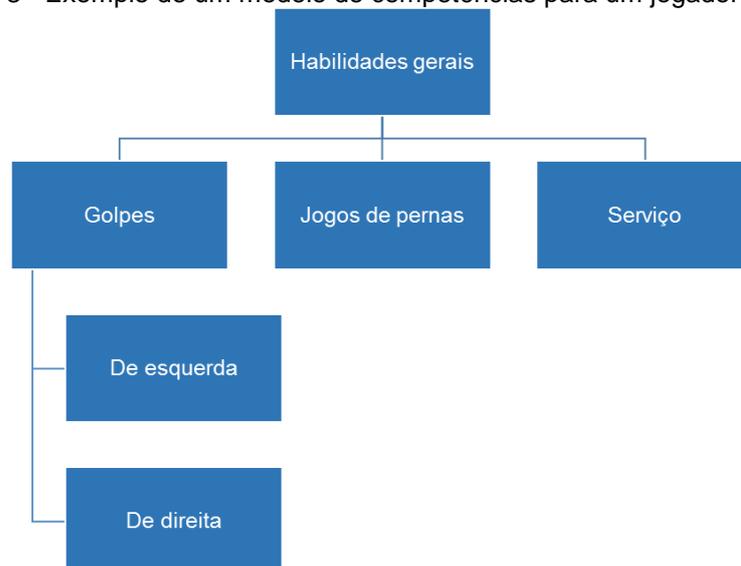
Figura 2 - Representação esquemática dos modelos do *framework* conceitual ECD



Fonte: (MISLEVY; ALMOND; LUKAS, 2003).

O Modelo de Competências mostra um conjunto de variáveis, na forma de nós de um gráfico, que representam as competências que o educador quer desenvolver em seus alunos. Cada instância desse modelo representa o "modelo do estudante", que nada mais é do que um "boletim do aluno", sendo que os valores no modelo de estudante expressam a visão do avaliador sobre o nível de um aluno em cada variável dentro desse modelo. A Figura 3 mostra um exemplo de Modelo de Competência para um jogador de tênis de campo.

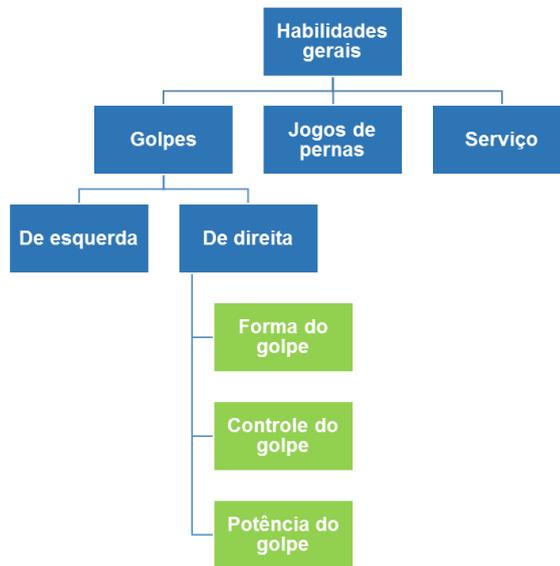
Figura 3 - Exemplo de um modelo de competências para um jogador de tênis



Fonte: Próprio autor.

O Modelo de Evidências mostra um conjunto de variáveis que representam as evidências da aquisição das competências do modelo de competências e um conjunto de regras que aplicadas a essas variáveis vão atualizar os valores das competências do Modelo de Competências. O Modelo de Evidências é composto de um diagrama com as evidências que representam a aquisição de cada competência e de um quadro com valores possíveis para cada evidência. O Modelo de Evidências para a habilidade “Golpe de Direita” para um jogador de tênis é mostrado na Figura 4 e no Quadro 1.

Figura 4 - Modelo das evidências para a habilidade golpe de direita para um jogador de tênis - diagrama



Fonte: Próprio autor.

Quadro 1 - Modelo das evidências para a competência golpe de direita para um jogador de tênis – quadro de possíveis valores

Indicador/Impacto na competência	0	1	2
Forma do golpe de direita	Forma imprópria	Forma própria	Forma própria e bom tempo
Controle da bola com o golpe de direita	Bola aterrissou fora da linha	Bola aterrissou dentro da linha em local de fácil acesso ao oponente	Bola aterrissou dentro da linha em local de difícil acesso ao oponente
Potência do golpe de direita	Bola não cruzou a rede ou foi muito longe	Bola cruzou a rede, mas oportunizou ponto para o oponente	Bola cruzou a rede, mas foi difícil para o oponente mantê-la no jogo

Fonte: Próprio autor.

O Modelo de Tarefas mostra o conjunto de tarefas que devem ser executadas para se obter as evidências de aprendizagens do Modelo de Evidências. O Quadro 2 mostra

o Modelo de Tarefas para se obter as evidências para a habilidade “Golpe de Direita” de um jogador de tênis.

Quadro 2 - Exemplo de um modelo das tarefas para coleta de evidências sobre competências de um jogador de tênis

Evidência	Tarefa para coleta da evidência
Forma do golpe de direita	Observação, filmagem e registro em planilha eletrônica
Controle da bola com o golpe de direita	Observação, marcação do juiz e registro em planilha eletrônica
Potência do golpe de direita	Observação, cronometragem da velocidade da bola e registro em planilha eletrônica

Fonte: Próprio autor.

O Modelo de Montagem descreve os critérios para seleção e execução das tarefas para coleta das evidências. Por exemplo, pode descrever a quantidade de vezes, ou o tempo, que os alunos devem passar pelas tarefas de coleta de evidências para que se possa comparar suas performances. O Quadro 3 mostra o modelo de Montagem para a Habilidade “Golpe de Direita” de um jogador de tênis.

O Modelo de Apresentação descreve como os elementos dos modelos de competência, evidências e tarefas serão mostrados para o usuário do sistema de avaliação das aprendizagens. Por exemplo, quais os modos de apresentação das tarefas para coleta de evidências de aprendizagens dos alunos. No caso da avaliação das competências para um jogador de tênis, em particular a habilidade “Golpe de Direita”, pode-se estipular que as tarefas de coleta de evidências terão vídeos e planilhas eletrônicas como formas de apresentação.

Quadro 3 - Exemplo de um modelo de montagem de um jogador de tênis

Evidência	Tarefa para coleta da evidência	Quantidade mínima de golpes a serem observados e filmados	Proximidade do observador ou cinegrafista do jogador
Forma do golpe de direita	Observação e filmagem	Todos dois sets de um jogo	1 metro
Controle da bola com o golpe de direita	Observação e marcação do juiz	Todos os sets de um jogo	3 metros
Potência do golpe de direita	Observação e cronometragem da velocidade da bola	Pelo menos um set de um jogo	2 metros

Fonte: Próprio autor.

2.5 LEARNING ANALYTICS

A competitividade das empresas, a necessidade de garantia do emprego e a demanda por melhores serviços públicos pressionam por uma formação de qualidade desde a educação básica até a superior e, como consequência, a eficiência do sistema educacional é buscada pelos países. As instituições de ensino nos países desenvolvidos, como resposta à tal demanda estão implementando novos métodos, técnicas e ferramentas pedagógicas, principalmente aquelas baseadas nos usos dos computadores (NUNES, 2015). Porém, isso só não basta, para garantir que tais recursos atendam às novas expectativas, também há necessidade de novas ferramentas e estratégias que permitam quantificar a aprendizagem, identificar em quem atuar de forma mais aprofundada e providenciar as correções nos processos de ensino e aprendizagem. Isso levou ao surgimento de uma área de pesquisa voltada para as avaliações das aprendizagens, denominada de *Learning Analytics* (LA), que “é a área que aplica técnicas e métodos de Ciência da Computação, Pedagogia, Sociologia, Psicologia, Neurociência e Estatística para coletar, processar e analisar dados educacionais gerando informações que poderão ser utilizadas para, por exemplo: avaliar o progresso acadêmico, prever o desempenho futuro e identificar potenciais problemas no processo de ensino-aprendizagem e subsidiar a tomada de decisão em relação a esse processo” (BROWN, 2011).

A partir de 2014, o foco nessa área aumentou, principalmente com o destaque dado a ela na publicação do NMC Horizon Report: 2014 Higher Education Edition, cujo propósito é identificar e descrever as tecnologias que terão grande impacto na Educação ao redor do mundo (JOHNSON, 2014).

Apesar do crescimento da LA, ainda existem poucos instrumentos consolidados para se avaliar as aprendizagens através dos jogos digitais, o que tem sido um dos principais obstáculos para a expansão de suas utilizações no ensino (HAUGE et al., 2014).

2.5.1 *Multimodal Learning Analytics*

Quando os dados coletados para análise se estendem àqueles provenientes de diversas manifestações psicofisiológicas do aprendiz, capturadas por sensores, durante o processo de aprendizagem (tais com: gestos, vozes e expressões faciais), a LA é denominada de *Learning Analytics Multimodal* (BLIKSTEIN, 2013). No caso do uso dos jogos digitais como ferramentas pedagógicas, além da captura de imagens e vozes do jogador jogando, para que se analise suas expressões faciais e gestos, alguns métodos de medição podem ser usados para se obter dados psicofisiológicos dos jogadores (LOH, 2012):

- medição da condutividade elétrica da pele indicativa de medo e excitação utilizando a resposta galvânica da pele (GSR);
- medição de padrões de ondas cerebrais de jogadores durante o jogo usando um eletroencefalograma (EEG);
- medição de atividades cardiovasculares (por exemplo, variabilidade da frequência cardíaca e batidas por minuto) de jogadores em diferentes níveis de excitação e medo usando eletrocardiogramas (ECG);
- medição de atividades musculares faciais (sorriso, olhar severo, etc.) durante o jogo usando eletromiografia (EMG);
- medição e análise das direções do olhar sobre a tela do computador durante o jogo, usando dispositivos do tipo *eye-tracker* e do diâmetro da pupila sob diferentes influências emocionais e excitação.

Os dados coletados e tratados podem ser analisados através da utilização de diversas técnicas, inclusive de inteligência artificial, tais como: estatísticas, análises relacionais, aprendizagem de máquina, mineração de dados, análises textuais, visualização da informação, etc. (CHATTI, 2012).

Nas seções seguintes são abordados os fundamentos sobre Monitoramento dos Movimentos dos Olhos e Identificação de Expressões Faciais, cujas técnicas são disponibilizadas por recursos computacionais do protótipo do *framework* desenvolvido neste trabalho, com o objetivo de fornecer informações para a avaliação das aprendizagens em jogos digitais.

2.5.2 O Monitoramento dos movimentos dos olhos como fonte de informações sobre aprendizagens

O monitoramento do movimento dos olhos (*eye-tracking*) consiste na aplicação de tecnologias para coletar e registrar dados sobre os movimentos oculares de um indivíduo perante um estímulo em um ambiente em que ele se encontra. A importância desses dados, principalmente para servirem como fonte de informações sobre a atenção de um indivíduo e suas aprendizagens, vem sendo comprovada por pesquisas realizadas desde 1879, pela Psicologia, pela Neurociência e, mais recentemente, pela Ciência da Computação (LAI et al., 2013).

Existem três tipos diferentes de sistemas para medição do movimento dos olhos: (i) mecânicos - baseado no uso de uma lente de contato com um sensor magnético acoplado; (ii) eletrônicos - utilizam eletrodos de contatos colocados perto dos olhos; e (iii) de vídeo - no qual a informação é analisada a partir das alterações registradas nas reflexões oculares de projeções de luz infravermelha no olho e captação dos respectivos movimentos por meio de uma câmara de vídeo (ou por outro tipo de sensor óptico). Esses últimos são mais utilizados para estudos de interação com sistemas computacionais principalmente por serem menos invasivos (BARRETO, 2012).

Os sistemas de vídeo podem ser ainda classificados em remotos ou “montados” na cabeça do indivíduo. Os primeiros registram os movimentos dos olhos à distância e exigem que o indivíduo fique sentado em frente ao computador, onde ele está colocado próximo. Os segundos são montados em uma armação de óculos usados pelo indivíduo do qual quer se monitorar os movimentos dos olhos dando a ele mais liberdade de movimento (IMOTIONS, 2016).

Um ponto de observação (ou olhar) é a unidade básica de medida e ele é igual a uma amostra em bruto capturada pelo rastreador de olhos. Como um aparelho do tipo *eye-tracker* atual faz, em média, 60 medições por segundo, cada ponto de observação representa 16,67 milissegundos. Se os pontos de observação estiverem pertos, uns

dos outros, em termos de tempo e distância, o agrupamento desses pontos de observações significa uma fixação, ou seja, um período no qual nossos olhos estão focados em direção a um objeto específico. Normalmente, a duração da fixação é de 100 a 300 milissegundos. São chamados de sacadas os movimentos entre duas fixações (IMOTIONS, 2016).

A maioria das pesquisas sobre o monitoramento dos movimentos dos olhos relatam que existem mais de dez movimentos dos olhos humanos, mas, dentre eles, 4 (quatro) destacam-se como os mais importantes para estudos de aprendizagem: as fixações, quando os olhos se concentram em um ponto, as sacadas, movimentos entre essas fixações, o piscar dos olhos e o tamanho da pupila (STRANDVALL, 2009). Desses movimentos, os dispositivos do tipo *eye-tracker* podem obter os seguintes dados: as posições das fixações e os tempos de suas durações, o número de piscadas por segundo e o diâmetro da pupila. A partir desses dados coletados, outros dados, interessantes para os estudos das aprendizagens, podem ser gerados, tais como: as sequências das fixações, as frequências das fixações em uma determinada posição, o lapso de tempo entre duas fixações e velocidades em que se muda de uma fixação para outra.

2.5.3 Identificação das expressões faciais dos jogadores como fonte de informações de aprendizagens

Pesquisas têm demonstrado que recursos computacionais podem ser utilizados para se obter informações sobre as emoções e os comportamentos dos usuários de computador utilizando como fontes suas vozes, suas expressões faciais e sinais fisiológicos de seus corpos. As expressões faciais refletem as emoções, as interações sociais e sinais comportamentais dos indivíduos (SCHMIDT; COHN, 2001).

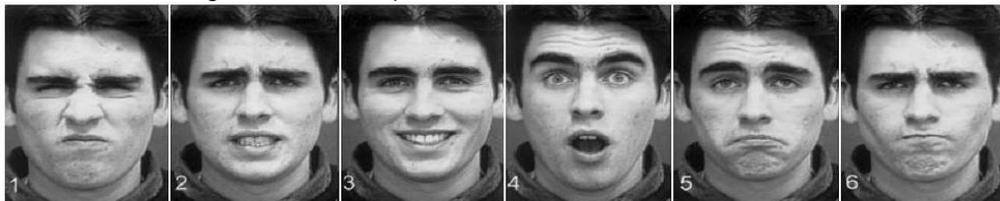
O reconhecimento de expressões faciais, em particular, tem sido visto como um grande potencial em diversas áreas tais como: *marketing*, vendas, saúde, educação e segurança.

Nos últimos anos o reconhecimento de faces e de expressões faciais tem se tornado uma área de pesquisa que tem despertado muito interesse da comunidade científica que atua na área de visão computacional. A visão computacional é um campo da Ciência da Computação que inclui métodos, técnicas e tecnologia para obtenção de informações simbólicas ou numéricas de imagens ou dados multidimensionais (LISETTI; RUMELHART, 1998). A expectativa geral é de que os avanços na pesquisa da visão computacional irão fornecer informações úteis para os neurocientistas, psicólogos e educadores sobre como o cérebro humano funciona (FACE RECOGNITION HOMEPAGE).

Quando um jogo digital é utilizado como ferramenta pedagógica, os estados de ânimo de um jogador e a sua motivação para jogar podem influenciar em suas aprendizagens e, conseqüentemente, na avaliação delas. É importante então capturar dados que evidenciem tais estados de ânimo e as motivações dos jogadores, não só para que se possa modular adequadamente as avaliações de suas aprendizagens como, também, utilizar os jogos digitais de acordo os principais tipos de jogadores relatados no modelo de Bartle (1996) que os classifica em quatro tipos de jogadores: socializadores, exploradores, empreendedores e "matadores" (HAWLITSCHKE; KÖPPEN, 2014). Por exemplo, os conteúdos de aprendizagem de um jogo baseado em caixas de diálogo não são estimulantes para jogadores, do tipo "matador", que preferem jogos de combate.

Uma das teorias sobre as emoções mais difundida é o modelo de emoções básicas, que são assim chamadas por terem as mesmas manifestações corporais em diferentes culturas. Ekman (1999), que estudou as seis expressões faciais emocionais básicas (Figura 5), constatou que, além de serem encontradas nas mais diversas culturas e distantes localidades do mundo, elas são exibidas da mesma forma, desde crianças até idosos.

Figura 5 - Seis expressões faciais emocionais básicas



Fonte: (SCHMIDT; COHN, 2001).

O modelo de emoções básicas, originado das expressões comportamentais humanas, apresenta uma grande quantidade de trabalhos relacionados, principalmente no que se refere ao reconhecimento computacional de emoções por meio de expressões faciais (EKMAN, 1999).

O reconhecimento de expressões faciais por humanos é de aproximadamente 87%. Alguns algoritmos computacionais, em ambiente controlado, obtêm sucesso entre 74% e 98% (SEBE et al., 2005).

Segundo de Oliveira e Jaques (2013), “para classificar o que uma expressão facial demonstra, existem duas principais abordagens para inferência de emoções por expressões faciais: (i) de modelos psicológicos de codificação facial; ou (ii) uso de classificadores”.

A primeira abordagem consiste em usar um modelo psicológico de classificação facial, como o *Facial Action Coding System* (FACS) (EKMAN; FRIESEN; HAGER, 2002), que categoriza em códigos todas as aparências faciais causadas por contrações musculares, que, com ou sem combinações, representam todas as expressões faciais possíveis.

A abordagem de uso de classificadores consiste em treinar um classificador com dados de imagens que contenham as expressões desejadas de emoções. Como exemplos de classificadores, podem ser citados os do tipo *Haar-like features* (VIOLA; JONES, 2001), redes neurais artificiais e *Support Vector Machine* (SVM).

As redes neurais artificiais são sistemas paralelos distribuídos compostos por unidades de processamento simples (neurônios artificiais) que calculam determinadas funções matemáticas. Tais unidades são dispostas em uma ou mais camadas e interligadas por um grande número de conexões e, na maioria dos modelos, essas conexões estão associadas a pesos, os quais armazenam o conhecimento adquirido pelo modelo e servem para ponderar a entrada recebida por cada neurônio da rede (BRAGA; CARVALHO; LUDERMIR, 2000).

As redes neurais artificiais de aprendizagem profunda (*deep learning*) têm sido aplicadas com sucesso para problemas de reconhecimento de faces e de expressões faciais. Essas redes neurais se distinguem das redes neurais artificiais mais comuns,

de camada única escondida, por sua profundidade, isto é, pelo maior número de camadas através das quais os dados passam durante um processo de reconhecimento de padrões. Esse tipo de redes é indicado para solução de problemas cujo espaço de entrada seja localmente estruturado de forma espacial, que é o caso do processamento de imagens e do processamento da linguagem (KISHORE; SINGH, JINDAL, 2010).

Uma rede neural artificial convolucional é um tipo de rede neural, inspirada nos processos biológicos, onde os neurônios são organizados para obter uma imagem de maior resolução a partir de uma imagem com resolução inferior, tratando inclusive regiões de sobreposição no campo visual, sendo, por isso, muito indicada para reconhecimento de imagens e vídeo (KRIZHEVSKY; SUTSKEVER; HINTON, 2012).

2.6 MINERAÇÃO DE DADOS EDUCACIONAIS

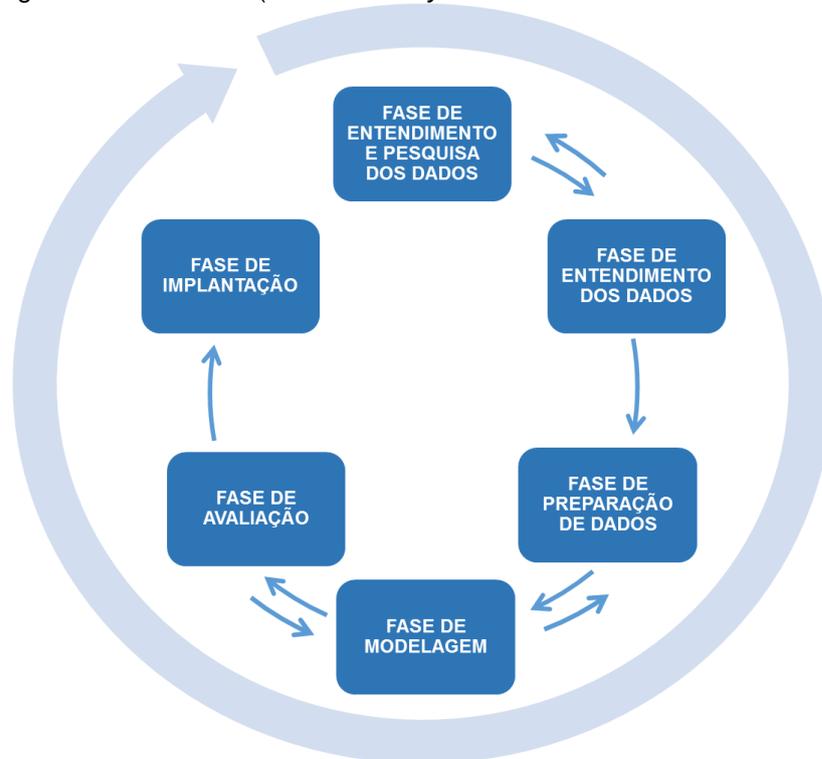
A Mineração de Dados foi definida por Witten e outros (2016) como um processo de descoberta de padrões a partir de um conjunto de dados. O processo de mineração de dados compreende a aplicação de métodos e técnicas da ciência da computação, da estatística e da matemática, existindo diversas definições que padronizam suas fases e atividades que, apesar de suas particularidades, em geral contêm a mesma ideia e a mesma estrutura. A Figura 6 mostra o processo CRISP-DM (*Cross-Industry Standard Process of Data Mining*) que atualmente é considerado o padrão de maior aceitação e possui vasta literatura disponível (CAMILO; SILVA, 2009).

A mineração de dados vem sendo largamente utilizada pelas organizações para extrair padrões históricos de grandes volumes de dados e, a partir deles, modelos de tendências e padrões futuros que as auxiliem em seus processos decisórios.

A aplicação das técnicas e métodos da mineração na Educação não difere muito da aplicação delas às outras áreas, onde ela é muito utilizada, como, por exemplo, *marketing*, comércio eletrônico, genética e medicina (ROMERO; VENTURA, 2007). Na mineração de dados educacionais o volume de dados envolvidos pode ser

considerado pequeno e o número de atributos grandes, quando comparados com outras áreas que fazem uso desse processo.

Figura 6 - CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process of Data Mining)



Fonte: (CAMILO; SILVA, 2009).

Romero e Ventura (2007, 2010, 2013) mostram que diversas pesquisas na aplicação da mineração de dados educacionais vêm sendo feitas com sucesso desde 1995. Baker e Inventado (2014) apontam as cinco categorias de métodos de mineração de dados, descritos a seguir, que têm sido mais aplicados aos dados educacionais para responder às principais questões da avaliação de aprendizagem.

- **classificação e predição:** procura encontrar um modelo que possa descrever classes de objetos com o propósito de utilizar o modelo para predizer as classes dos objetos que ainda não foram classificados. O modelo construído baseia-se na análise prévia de um conjunto de dados de amostragem ou dados de treinamento, contendo objetos corretamente classificados. Um exemplo disso é a obtenção prévia da possibilidade de um aluno ter dificuldades de aprendizagem em um conteúdo, baseado em suas performances anteriores;

- agrupamento (*clustering*): tem por objetivo identificar agrupamentos de dados representativos de objetos. Um exemplo da aplicação dessa técnica é o agrupamento de alunos de acordo com as suas performances;
- associação: procura identificar padrões do tipo $X \rightarrow Y$, onde X e Y são conjuntos de valores (artigos comprados por um cliente, sintomas apresentados por um paciente, etc.). Por exemplo, pode ser usada para identificar relações do tipo $X \rightarrow Y$ onde o Y pode ser o fracasso em uma disciplina;
- identificação de padrões sequenciais: tem por objetivo encontrar sequências temporais dos dados que representam eventos. Por exemplo, encontrar como fracassos de alunos em avaliações e/ou ausências desses alunos podem ser seguidos da evasão de uma disciplina ou de um curso;
- análise de *Outliers*: consiste em identificar dados que não apresentam o comportamento geral da maioria deles (*outliers*). Apesar do descarte ser recomendado na maioria dos casos desses *outliers*, em outras situações o estudo deles pode trazer ricas informações que devem ser analisadas. Por exemplo, alunos que mostram desempenho notáveis e/ou padrões de soluções de problemas inovadoras.

Os métodos para mineração de dados são implementados através de algoritmos. Um algoritmo na mineração de dados (ou aprendizado de máquina) é um conjunto de heurísticas e cálculos que cria um modelo com base nos dados. Para criar um modelo, o algoritmo primeiro analisa os dados que você fornece, procurando tipos de padrões ou tendências específicas. O algoritmo usa os resultados dessa análise em muitas iterações para definir os parâmetros ideais para criar o modelo de mineração. Esses parâmetros são aplicados pelo conjunto de dados inteiro para extrair padrões acionáveis e estatísticas detalhadas (ROMERO; VENTURA, 2013).

Em 2008, Wu (2008) apresentou os 10 principais algoritmos de mineração de dados identificados pela Conferência Internacional de IEEE em *Data Mining* (ICDM) em dezembro de 2006: C4.5, k-Means, SVM, Apriori, EM, PageRank, AdaBoost, kNN, Naive Bayes e CART. Esses eram os algoritmos de mineração de dados mais influentes na comunidade de pesquisa e continuam sendo aqueles mais utilizados ainda hoje.

Em Gottardo, Kaestner e Noronha (2012) foram citados interessantes trabalhos de pesquisa sobre a aplicação da mineração a dados educacionais e, dentre eles, estão relacionados a seguir aqueles mais correlatos aos usos previstos neste trabalho:

- pesquisas de Ibrahim e Rusli (2007), Kotsiantis (2012) e Romero-Zaldivar e outros (2012), cujos resultados demonstraram que diversas técnicas de mineração podem ser utilizadas com sucesso no contexto educacional para previsão de desempenho dos alunos;
- pesquisas de Mcquiggan, Mott e Lester (2008) e D'Mello e outros (2008) conseguiram mostrar a relação entre o estado emocional de estudantes e seus desempenhos escolares;
- estudo para identificar quando um estudante está tentando manipular um sistema de ensino virtual, como, por exemplo quando ele solicita, por repetidas vezes, ajuda ao ambiente computacional antes mesmo de tentar resolver a questão (BAKER et al., 2006).

2.7 O PADRÃO xAPI PARA REGISTRO DE APRENDIZAGENS

A API *xperience* (ou xAPI) é uma nova especificação para tecnologias aplicadas às aprendizagens, *open source*, leve e adaptável, que permite coletar dados sobre uma ampla gama de experiências de uma pessoa (*on-line* e *off-line*). Em termos gerais, a xAPI permite que os aplicativos compartilhem dados sobre experiências que trazem aprendizagem para um ser humano e, por meio dela, é possível se capturar, armazenar e consultar registros sobre tais experiências (BAKHARIA et al., 2016).

A xAPI se baseia na Teoria da Atividade. A Teoria da Atividade, desenvolvida por Leontiev (1978), defende que o desenvolvimento do homem se dá pela necessidade de uma relação com o meio em que está inserido e com a satisfação de alguma necessidade pessoal. Segundo essa teoria, a aprendizagem é uma atividade humana movida por um objetivo, a qual concebe três pontos de relevância: acontece em um meio social; através de uma atividade mediada nas relações entre os sujeitos e é uma atividade entre o sujeito e o objeto de aprendizagem. Na xAPI, os dados são coletados

na forma de declarações de atividades, com a flexibilidade para descrever uma ampla gama de experiências de aprendizagem (GRYMUZA; REGO, 2014).

Ela permite o compartilhamento de referências sobre o aprendiz, os tipos de experiências, as fontes da experiência e o contexto em que ocorreu a experiência. Sistemas muito diferentes são capazes de se comunicar com segurança ao capturar e compartilhar este fluxo de atividades usando o vocabulário simples da xAPI.

Pela xAPI é possível o rastreamento das aprendizagens de um indivíduo por onde elas estejam armazenadas, sejam em simples dispositivos móveis ou grandes sistemas de gerenciamento de aprendizagens, e compor assim um grande currículo para esse indivíduo.

Exemplos de experiências que podem ser registradas e compartilhadas através da xAPI:

- leitura de um artigo em meio eletrônico ou um *e-book*;
- assistência a um vídeo de treinamento;
- uso de um jogo digital ou um simulador;
- uso de um aplicativo em um dispositivo móvel;
- assistência a uma aula em uma plataforma de ensino à distância;
- preenchimento de um questionário eletrônico;
- exames fisiológicos como eletrocardiograma.

Por meio dos registros xAPI é possível fazer avaliações de aprendizagens mais seguras e completas de estudantes, candidatos a empregos, etc.

Um exemplo de um registro xAPI pode ser visto na Figura 7. Ele registra a experiência do indivíduo de nome “Hendrick Drachstler” que leu uma lição sobre ‘Introdução a Psicologia’ em um livro que está publicada no endereço web <http://adinet.gov/expapi/activities/lesson>.

Figura 7 - Exemplo de um registro xAPI com uma experiência de uma pessoa de nome Hendrick Drachstler

```
{
  "actor": {
    "objectType": "Agent",
    "name": "Hendrick Drachstler",
    "mbox": "mailto:hendrick.drachstler@ou.nl"
  },
  "verb": {
    "id": "http://activitystrea.ms/schema/1.0/access",
    "display": {
      "en-US": "indicates the learner accessed a page"
    }
  },
  "object": {
    "objectType": "Activity",
    "id": "http://OUNL/PSY/module1.html",
    "definition": {
      "name": {
        "en-US": "Module 1: ..."
      },
      "description": {
        "en-US": "This lesson is an introduction to the introduction into Psychology"
      },
      "type": "http://adinet.gov/expapi/activities/lesson"
    }
  }
}
```

Fonte: <https://pt.slideshare.net/Drachsler/learning-analytics-metadata-standards-xapi-recipes-learning-record-store>. Acesso 25 out. 2017.

3 TRABALHOS CORRELATOS

Através de consultas a artigos científicos armazenados em repositórios acessados através do Google Scholar e do Portal da Capes, tais como: *Science Direct*, *Springer*, *IEEE (Institute of Electrical and Electronics Engineers)*, *ACM (Association for Computing Machinery)* e *ERIC (Education Resources Information Center)*; consultas a livros, além da participação em diversos eventos científicos da área de Informática Aplicada à Educação e Inteligência Computacional, pôde-se observar que:

- a procura por uma solução que propicie uma adequada avaliação das aprendizagens através de jogos digitais tem produzido algumas pesquisas distribuídas em algumas partes do mundo;
- havia na literatura até 2007 pouquíssimos *frameworks* propostos para avaliação das aprendizagens baseadas em jogos digitais, que eram

conceituais. Eles, basicamente, procuravam saber se o uso do jogo digital melhorava a aquisição do conhecimento e se tal uso refletia positivamente no desempenho dos jogadores, além disso o foco era para uso em ambientes de ensino à distância e de jogos comerciais (CONNOLLY; STANSFIELD; HAINEY, 2009);

- basicamente as pesquisas encontradas abrangem três tipos de avaliações das aprendizagens baseadas em jogos digitais: (i) utilizando técnicas de levantamentos de dados tradicionais tais como: observações pelos professores sobre os alunos jogando, entrevistas, questionários e testes aplicados aos alunos-jogadores; (ii) baseadas em medidas fisiológicas, que podem ser correlacionados com aprendizagens dos alunos-jogadores; e (iii) avaliações com base em dados gravados pelo próprio jogo durante o jogar (LOH, 2012; ESERYEL; IFENTHALER; GEE, 2012). Conforme já discutido no capítulo 2, a junção dos tipos de avaliação (ii) e (iii), se “enquadra” na área de *Multimodal Learning Analytics*;
- alguns grupos de pesquisa/pesquisadores têm-se destacado nessa área e com trabalhos correlatos a este trabalho. Eles são:
 - o grupo de pesquisa em *E-Learning* do Departamento de Engenharia de Software e Inteligência Artificial da Universidade Complutense de Madri – Espanha, formado por diversos pesquisadores;
 - o grupo formado pelos pesquisadores Yalley Chaudy, Thomas M. Connolly and Thomas Hainey da Universidade West of Scotland - Paisley – Escócia;
 - a pesquisadora Valerie J. Shute da Universidade Estadual da Florida;
 - o professor Christian S. Loh da Southern Illinois University Carbondale.

A seguir são feitas as considerações sobre os trabalhos desses grupos de pesquisas/pesquisadores e, ao final, são relatados os aspectos das pesquisas deles que ainda não foram explorados, ou não explorados com as profundidades que respondessem às questões de pesquisa sobre a avaliação das aprendizagens baseadas em jogos digitais, e para quais desses aspectos este trabalho pretendeu contribuir cientificamente.

3.1 FRAMEWORKS PARA AVALIAÇÃO DAS APRENDIZAGENS BASEADAS EM JOGOS DIGITAIS

Pelas publicações encontradas, foram os professores do *E-Learning Group* da Universidade Complutense de Madri que, além de diversos experimentos com o uso pedagógico de jogos digitais nas escolas e as respectivas avaliações das aprendizagens obtidas, mais cedo focaram em soluções computacionais para o problema das avaliações das aprendizagens baseadas em jogos digitais (MORENO-GER et al., 2008; TORRENTE et al., 2009; DEL BLANCO et al., 2010).

A partir de 2008, o grupo já abordava uma solução computacional para a avaliação das aprendizagens baseadas em jogos digitais através da integração de uma plataforma para criação de jogos educacionais de nome *e-Adventure*, um tipo de *game engine*, a um sistema LMS (*Learning Management System*) (DEL BLANCO; TORRENTE; FERNÁNDEZ-MANJÓN, 2010; DEL BLANCO et al., 2010). Um LMS é um sistema para gerenciamento das aprendizagens, que permite controlar e acompanhar o andamento das aprendizagens dos alunos. Através dessa combinação, eles objetivaram que os professores pudessem usar dados coletados durante uma sessão de jogo para melhor direcionar o aluno através das diferentes atividades do plano de aprendizado ou simplesmente para coletar mais informações que pudessem ser usadas para outros tipos de avaliação.

A partir daí o *e-Adventure* foi evoluído para inclusão, nos jogos produzidos através dele, de regras para gravação de dados que evidenciassem aprendizagens nos jogos, a utilização desses dados para fornecer *feedback* para os jogadores e recursos para indicar adaptações que devem ser feitas nos jogos para melhorar as aprendizagens (SERRANO et al., 2012; DEL BLANCO et al., 2012; SERRANO-LAGUNAA et al., 2013; FREIRE et al., 2016).

Apesar das pesquisas com a plataforma *e-Adventure* terem mostrado uma evolução em termos de solução computacional integrada para a avaliação das aprendizagens baseadas em jogos digitais, ela possuía uma série de limitações tais como: os jogos tinham que ser produzidos nela, os recursos de avaliação e *feedback* eram limitados

tanto em termos de possibilidades de avaliação como em poder computacional (exemplo: não há como fazer uma avaliação usando recursos de Inteligência Artificial).

A seguir foram analisados os trabalhos dos pesquisadores Chaudy, Connolly e Hainey, da Universidade West of Scotland. O trabalho destes pesquisadores começou em 2009 (CONNOLLY; STANSFIELD; HAINEY, 2009) com a proposição de um modelo conceitual para avaliação da efetiva aprendizagem baseada em jogos digitais. Este modelo, basicamente, propunha que a avaliação da aprendizagem em jogos digitais deveria ter as seguintes dimensões: as atitudes, as preferências, as motivações e as percepções tanto do estudante como do professor, além da performance do estudante.

Em Chaudy, Connolly e Hainey (2013) o grupo de pesquisadores publicou um refinamento do modelo conceitual de Connolly, Stansfield e Hainey (2009) e, a partir dele, propuseram uma especificação de um motor genérico de avaliação de aprendizagens além de considerações de como implementá-lo. Esse esboço de projeto englobava a inclusão de alguns elementos de avaliação nos jogos digitais tais como: questões de múltiplas escolhas, monitoramento dos estados do jogo e avaliação por pares, isto é de outros jogadores que estivessem jogando. A ideia central era a de se ter um motor de avaliação independente do jogo e a comunicação entre eles se faria através de uma linguagem de programação específica para configurar avaliações das aprendizagens. Nesse projeto, estava prevista também a transformação desse motor de avaliação em um *web service* para que fosse utilizado em jogos digitais e instalados em plataformas EAD.

Em Chaudy, Connolly e Hainey (2014a, 2014b), os pesquisadores da Universidade West of Scotland apresentaram então o motor de avaliação, com o nome de EngAGe, cujo esboço de projeto foi apresentado em 2013. Não se encontrou posteriormente publicações sobre experimentos realizados com o EngAGe. Apesar da proposta ter mostrado avanços, em relação as pesquisas realizadas até aquele momento, verificou-se que o uso da linguagem de programação específica para se programar as avaliações impede uma fácil utilização por professores. Além disso, ela não possibilita um projeto adequado de tais avaliações que conecte as competências que se quer avaliar com os elementos dinâmicos do jogo digital. Outra questão que ficou aberta nessa pesquisa foi a de que o modelo conceitual de avaliação proposto em 2009

propunha considerar as atitudes, as preferências, as motivações e as percepções dos alunos, que não foram objetos de avaliação do projeto EngAGe.

O trabalho da pesquisadora Valerie Shute e seus diversos parceiros de pesquisa, propõe basicamente um modelo para incorporar avaliações não intrusivas de aprendizagens baseadas em jogos digitais (*stealth assessment*), durante o jogar, e o projeto dessas avaliações baseado na abordagem ECD (*Evidence Centered Design*) proposto por Mislevy, Steinberg e Almond (2003) e redes bayesianas para tratamento estatístico das evidências de aprendizado (SHUTE et al., 2009, 2010, 2016; SHUTE; MASDUKI; DONMEZ, 2010; SHUTE, 2011; SHUTE; KE, 2012; SHUTE; VENTURA; KIM, 2013; SHUTE; VENTURA, 2013; SHUTE; KIM, 2014; SHUTE; KE; WANG, 2017).

A avaliação não intrusiva proposta por esta pesquisadora implicava em se introduzir nos jogos digitais, códigos de programação para pontuação ou registro de tomadas de decisão que representavam evidências de aprendizagem.

O uso da ECD visou melhor direcionar o projeto das avaliações para que se pudesse otimizar a inclusão dos códigos de programação no jogo digital de forma a se obter medidas válidas que pudessem servir para estimar a aquisição das competências desejadas, porém evitando impactos negativos na imersão dos jogadores no jogo digital.

Durante as suas diversas publicações, foram apresentados experimentos com jogos digitais, para avaliar o desenvolvimento de competências dos jogadores tais como: pensamento sistêmico, criatividade e colaboração.

Apesar das ótimas proposições quanto a melhor direcionar as avaliações das aprendizagens baseadas em jogos, através do uso da ECD e da especificação de requisitos e formas de se aplicar a avaliação não intrusiva; as pesquisas não apresentaram nenhuma solução computacional genérica para dar suporte computacional à avaliação das aprendizagens baseadas em jogos digitais.

A proposta de Loh (2007, 2012), Loh e outros (2007) e Loh, Sheng e Ifenthaler (2015) apresenta um método para coletar dados de jogos digitais usando uma estrutura de projeto conhecida como "trilhas de informação", que usa dados das ações dos

jogadores dentro do jogo como a base para a avaliação da aprendizagem baseada em jogos digitais. A estrutura se propõe a indicar:

- ações dos jogadores em um ambiente de jogo, que indicam aprendizagem. Tais ações seriam gravadas em intervalos de tempo e desencadeadas por eventos chamados a partir dos motores de jogo;
- nós (locais) do jogo digital mais apropriados para a colocação dos disparadores de ações de coleta de dados, sem que causassem impactos negativos no fluxo do jogo;
- recomendações para visualização dos dados coletados em um formato compreensível para o ser humano.

A pesquisa de Loh se estendeu posteriormente com a ideia de se incluir a telemetria em sua estrutura. A telemetria é um processo tecnológico que permite a coleta de dados remoto e a recuperação de informações.

3.2 MULTIMODAL LEARNING ANALYTICS

Apesar de não tratarem diretamente sobre avaliação das aprendizagens baseadas em jogos digitais, as pesquisas encontradas na área de *Multimodal Learning Analytics* foram importantes para subsidiar o presente trabalho, sendo os principais apresentados, na essência, a seguir.

Wu, Tzeng e Huang (2014) mostram uma revisão literária contemplando diversas publicações que pesquisaram sobre o uso de sinais fisiológicos dos jogadores, obtidos através de sensores, que podem ser utilizados para uma perspectiva adicional nas avaliações das aprendizagens. Este trabalho aborda a utilização desses métodos de coleta e avaliação desses tipos de dados para identificar aspectos emocionais e motivacionais que podem influenciar positivamente os resultados da aprendizagem baseada em jogos digitais.

Blikstein e Worsley (2016) abordam o potencial, do uso de novas tecnologias para coleta de dados multimodais e o tratamento desses dados através de técnicas de

análise baseadas em aprendizagem de máquina, que podem oferecer novos conhecimentos sobre a aprendizagem. Essas tecnologias incluem o uso câmeras de vídeo, sensores, biossensores e detectores de gestos. Apesar das grandes vantagens trazidas pelas informações geradas a partir dessas tecnologias para o processo de avaliação das aprendizagens, os autores fizeram um alerta importante sobre as necessidades de alinhamento síncrono, integração e combinação dos diferentes tipos de dados coletados para se obter uma compreensão mais clara das aprendizagens que os alunos obtêm.

Worsley e outros (2016) procura fornecer uma representação simples da relação entre aprendizagens, indicadores dessas aprendizagens, técnicas e ferramentas analíticas para avaliar os dados que devem ser capturados por dispositivos de coleta e tais dispositivos. Defende também que um conjunto de vários dados multimodais coletados vão melhor compor as evidências das aprendizagens, principalmente quando se trata de competências e habilidades complexas. Também discute o custo das capturas e as necessidades de tratamento dos dados coletados até que eles possam alimentar o processo de análise das aprendizagens.

Com a perspectiva de se instanciar a utilização de *Multimodal Learning Analytics* no *framework* objeto deste estudo, optou-se pela utilização da coleta de dados sobre expressões faciais dos jogadores durante o jogar e pela captura de dados dos movimentos dos olhos desses jogadores também durante o jogo. Nas seções a seguir são relatados os resultados das pesquisas sobre artigos correlatos sobre a utilização destas técnicas para a avaliação das aprendizagens em jogos digitais.

3.3 DETECÇÃO DE EXPRESSÕES FACIAIS USANDO REDES NEURAI DO TIPO *DEEP LEARNING*

As pesquisas com o uso de redes neurais artificiais já ocorrem há algum tempo. Kobayashi e Hara (1993) desenvolveram um sistema para reconhecimento de emoções humanas utilizando as redes neurais artificiais para classificação de expressões faciais. Os autores utilizaram as seis expressões básicas da emoção como categorias para a classificação das redes neurais (Figura 5). A rede neural foi

treinada utilizando 90 imagens com as seis expressões faciais básicas de 15 indivíduos sendo obtida uma taxa de reconhecimento média próxima de 80 por cento.

Padgett e Cottrell (1997) utilizaram uma rede neural com uma camada escondida para classificação do tipo sigmoide não-linear, com 7 saídas, sendo 6 saídas para cada uma das emoções básicas e uma para a expressão neutra. Foram utilizadas diversas imagens de 12 indivíduos e a taxa média de reconhecimento foi de 86 por cento.

A pesquisa relatada em Lawrence e outros, (1997) demonstrou que o uso de uma rede neural convolucional poderia ser mais adequada nas situações para reconhecimento de faces e, por consequência, também para o reconhecimento de expressões faciais. Nela foi apresentada uma técnica baseada em uma arquitetura de rede neural que, sem localizar nenhum ponto específico da face, conseguia alinhar precisamente as imagens faciais.

As pesquisas nessa área continuaram a correr e uma visão geral dos trabalhos realizados entre 2002 e 2012 pode ser vista em (CĂLEANU, 2013).

Dentre os trabalhos encontrados mais recentemente que mais se aproximam das condições presentes nesta pesquisa, pode-se citar os artigos publicados pelos pesquisadores da Berkeley Vision and Learning Center da Universidade de Berkley e do Visual Geometry Group do Departamento de Ciências da Engenharia da Universidade Oxford no Reino Unido. Em 2010, no evento *ImageNet Large Scale Visual Recognition Competition 2010*, os pesquisadores da Berkley treinaram uma rede neural convolucional do tipo *deep learning*, para classificar 1,3 milhão imagens de alta resolução e obtiveram resultados consideravelmente melhores do que os resultados anteriores do estado-da-arte. Para isso, usaram uma rede neural com 60 milhões de neurónios em cinco camadas convolucionais e, para tornarem o treinamento mais rápido, utilizaram uma implementação com a biblioteca CUDA para realizar as operações da rede na GPU (*Graphics Processor Unit*) (KRIZHEVSKY; SUTSKEVER; HINTON, 2012). Ainda dos pesquisadores da Berkley, pode-se destacar a apresentação do *framework* Caffe de redes neurais do tipo *deep learning*. Esse *framework* inova por disponibilizar modelos de redes neurais pré-treinadas que podem ser facilmente reconfiguradas para adequá-las às necessidades dos pesquisadores (JIA et al., 2014).

Em Parkhi e outros (2015), os pesquisadores de Oxford apresentam duas contribuições importantes: (i) como montar um grande banco de imagens, com mais de 2,6 milhões de imagens de mais de 2600 pessoas, utilizando filtros computacionais para seleção das imagens e ações manuais para filtrar e remover imagens indesejadas, e (ii) utilização de uma rede neural artificial para treinar e testar o reconhecimento de faces a partir do banco de imagens gerados com resultados expressivos (acurácias entre 92 e 96%), em relação a experiências exitosas anteriores. A implementação da rede neural se baseou no *Tool Box MATLAB MatConvNet* (VEDALDI; LENC, 2015) combinado com as bibliotecas da NVIDIA CuDNN, que é uma extensão da biblioteca CUDA, para aceleração do treino. Foi utilizada uma configuração computacional robusta com quatro placas GPU NVIDIA Titan Black com 6 GB de memória interna cada uma.

Não foram encontradas publicações sobre pesquisas em reconhecimento de expressões faciais aplicadas à avaliação das aprendizagens em jogos digitais.

3.4 USO DO MONITORAMENTO DOS MOVIMENTOS DOS OLHOS PARA AVALIAÇÃO DAS APRENDIZAGENS BASEADAS EM JOGOS DIGITAIS

Em 2013, a revisão literária de Lai e outros (2013) sobre o uso de tecnologias para monitoramento dos olhos para avaliar aprendizagens, relata que entre 2000 e 2012 foram publicados 81 artigos que englobam 113 estudos, porém nenhum deles reporta sobre aprendizagem baseada em jogos digitais.

Aprofundando a procura sobre os estudos publicados, agora focada na utilização do monitoramento dos movimentos dos olhos para avaliação das aprendizagens em jogos, verificou-se então a existência de alguns trabalhos nessa área com publicações a partir de 2007, que são mencionadas a seguir.

Kallinen e outros (2007) utilizaram o monitoramento dos movimentos dos olhos para estudar as emoções de um jogador de jogos digitais e, nesse mesmo ano, Alkan e Cagiltay (2007) utilizaram o mesmo método para avaliar a usabilidade de um jogo digital e como ela poderia influenciar na aprendizagem de jogadores digitais iniciantes.

O trabalho de Jennett e outros (2008) concluiu que a diminuição do número de fixações por segundo de um jogador em uma tela de um jogo digital ocorre à medida que aumenta a sua imersão no jogo.

Knoepfle, Wang e Camerer (2009) apresentaram um denso estudo sobre o uso de um *eye-tracker* para registrar a aquisição de informações de jogadores digitais de acordo com um paradigma teórico de aprendizagem.

Kiili, Ketano e Kickmeier-Rust (2014) estudaram a usabilidade de um jogo digital, a satisfação que ela causava em um jogador e seu reflexo nas aprendizagens.

Byun, Loh e Zhou (2014) concluíram que existem diferenças no comportamento de jogadores iniciantes e experientes.

Fowler e Cusack (2014) concluíram que jogadores que estão com maior frequência no piscar dos olhos estão mais concentrados, tentando entender um conteúdo de uma tela do jogo.

Em função desse quadro, o trabalho aqui relatado se propôs a avançar no sentido de pesquisar quais outras evidências poderiam ser obtidas, através do monitoramento dos movimentos dos olhos, para identificar, por exemplo: locais do jogo digital onde os alunos estivessem tendo dificuldades de aprendizagem, locais onde houvessem facilidades de aprendizado, partes do jogo que deveriam ser melhor projetadas e soluções inovadoras para os problemas propostos pelos os jogos. Tais evidências, em conjunto com outras, tais como registros de ações dos jogadores durante o jogo gravados em um arquivo de log, pelo próprio jogo, poderiam melhorar a qualidade da avaliação das aprendizagens baseadas em jogos digitais, conforme preconiza a abordagem ECD (MISLEVY; ALMOND; LUKAS, 2003).

3.5 ANÁLISE DOS TRABALHOS CORRELATOS ENCONTRADOS

A leitura e a análise dos trabalhos correlatos aqui comentados mostrou avanços na proposição de ferramentas e processos para avaliação da aprendizagem em jogos digitais mas que, ainda, havia oportunidades de desenvolvimento para a obtenção de

um melhor ferramental para propiciar suporte a esse tipo de avaliação. O Quadro 4 dá uma visão comparativa dos trabalhos correlatos encontrados sobre *frameworks* para avaliação das aprendizagens baseadas em jogos digitais além das oportunidades de contribuição científica para este trabalho, através de recursos que melhor suportariam tal avaliação, estimados com base nas pesquisas bibliográficas.

Quadro 4 - Comparação da proposta desta pesquisa com aquelas apresentadas nos trabalhos correlatos

(continua)

Pesquisadores / Recursos do Framework	Universidade Complutense de Madri	West Scotland University	Valerie Shute e outros	Christina Loh e outros	Recursos que melhor suportariam a avaliação das aprendizagens baseada em jogos digitais.
Estrutura do framework computacional	Motor de jogo com módulos simples de avaliação e <i>feedback</i> embutidos.	Motor de avaliação na forma de <i>web services</i> que é chamado por uma linguagem de programação específica.	Não		Plataforma computacional, na forma de um framework, estruturada em módulos para suporte a cada etapa do processo de avaliação das aprendizagens em jogos.
Abordagem Metodológica e Processual para embasar projeto das avaliações	Não		ECD (<i>Evidence e Centered Design</i>)	Não.	Metodologia específica para a avaliação da aprendizagem baseada em jogos digitais.
Módulo para Projeto da Avaliação	Não				Módulo de software para suporte ao Projeto da Avaliação da aprendizagem baseada em jogos digitais.
Módulo para Coleta de Dados	Apenas para especificar variáveis que evidenciam aprendizagem a serem computadas durante o jogo.	Na forma de agentes inteligentes de <i>software</i> para captura de dados do jogador jogando, inclusive de seus dados psicofisiológicos, através de sensores.	Apenas especificação conceitual de funcionalidades de captura de dados gravados pelos próprios jogos durante o jogar.		Na forma de agentes inteligentes de <i>software</i> que podem ser inseridos nos jogos para captura de dados do jogador jogando e de dados psicofisiológicos do jogador através de sensores.

Quadro 4 - Comparação da proposta desta pesquisa com aquelas apresentadas nos trabalhos correlatos

(conclusão)

Pesquisadores / Recursos do Framework	Universidade Complutense de Madri	West Scotland University	Valerie Shute e outros	Christina Loh e outros	Recursos que melhor suportariam a avaliação das aprendizagens baseada em jogos digitais.
Módulo para Tratamento e Integração de Dados Multimodais	Faz apenas operações sobre dados digitais coletados de dentro do jogo.	Módulos de <i>software</i> para conversão, tratamento e integração de dados multimodais.	Não		Módulos de <i>software</i> para conversão, tratamento e integração de dados multimodais.
Módulo para Análise dos Dados	Na forma de um relatório simples com informações para <i>feedback</i> ao jogador.	Módulos de <i>software</i> , baseados em métodos e técnicas de <i>Learning Analytics</i> , para consultas e emissão de relatórios a partir dos dados coletados e tratados.	Não		Na forma de consultas e relatórios usando módulos de <i>software</i> baseados em métodos e técnicas de <i>Learning Analytics</i> , a partir dos dados coletados e tratados.
Módulo para Adaptação e Feedback	Na forma de relatório simples.	Na forma de consultas visuais simples aos dados processados pelo motor de avaliação.	Não		Módulos para adaptação dos níveis de dificuldades nos jogos, de acordo com os perfis dos jogadores, e ajustes dos níveis de avaliação pelos professores.

Também como oportunidade de pesquisa percebeu-se: a adoção de rotinas para tratamento de dados multimodais utilizando recursos de inteligência artificial e a gravação de registros usando o formato xAPI, para que tais registros das aprendizagens dos jogadores pudessem ser disponibilizados em um portfólio na nuvem contendo todas as aprendizagens dos alunos.

4 REQUISITOS PARA UM *FRAMEWORK* DE AVALIAÇÃO DA APRENDIZAGEM BASEADA EM JOGOS DIGITAIS

No planejamento para o desenvolvimento deste trabalho, previu-se que, antes do projeto da instância do framework para avaliação da aprendizagem baseada em jogos digitais, haveria necessidade de se especificar os requisitos para tal ferramenta, principalmente sob a ótica de um educador (PEREIRA-JR; DE SOUZA; DE MENEZES, 2016b).

Neste capítulo, com base nos fundamentos teóricos, metodológicos e tecnológicos, pesquisados e registrados no capítulo 2 e na pesquisa em ação descrita na seção 9.1, estão definidos tais requisitos.

4.1 REQUISITOS PEDAGÓGICOS

Segundo McClure, Sonak e Suen (1999), há três princípios fundamentais que qualquer avaliação deve seguir: validade, confiabilidade e praticidade.

Validade

Por esse princípio, ao elaborar uma avaliação, um professor deve se preocupar se ela efetivamente vai medir o que ela tem que medir.

A validade tem a ver com a eficácia do processo de avaliação que os professores utilizam para saber sobre a compreensão dos conteúdos pelos alunos e a aquisição de competências relativas a tais conteúdos. A validade abrange também a efetividade das ações pedagógicas que os professores tomam em decorrência dos resultados daquele processo, incluindo a atribuição de notas a tais resultados.

Confiabilidade

A avaliação tem por objetivo medir competências dos alunos em algum domínio. Muitas vezes, essa competência é avaliada individualmente e é representada por uma

única pontuação e, nesses casos, é comum se observar variações entre os escores recebidos por diferentes indivíduos. Na avaliação pode haver fatores que provocam erros ou distorcem os resultados que impedem uma avaliação precisa. Por isso, o professor deve se preocupar se os seus critérios de avaliação são consistentes e têm acuidade.

Praticidade

Apesar de se poder coletar inúmeros dados que podem fornecer informações para as avaliações das aprendizagens, deve-se atentar para que o esforço de coleta seja prático e compensador, isto é o custo da coleta não deve ser superior aos benefícios que eles podem trazer para a qualidade de tal avaliação. Dentro desta perspectiva, é importante que o processo de avaliação possibilite que os educadores possam, não só avaliar seus alunos, mas, também, avaliar todo o processo de ensino e também o próprio processo de avaliação.

Assim o professor deve se preocupar em propor uma avaliação prática e que não exija um esforço além dos benefícios que ela pode trazer.

4.2 REQUISITOS PARA A COLETA DE DADOS

4.2.1 Coleta de dados durante o jogar

A maioria dos professores que utilizam os jogos digitais como ferramentas pedagógicas preferem confiar a avaliação, para verificar se as metas de aprendizagem foram atingidas, a métodos convencionais, como, por exemplo, um teste veiculado em papel. Tais métodos, principalmente por serem descontextualizados dos ambientes de aprendizagem, não alcançam todos os aspectos das competências desenvolvidas pelos alunos, principalmente as habilidades e as atitudes. Para que essa distorção não aconteça, é desejável que a coleta dos dados que subsidiarão às avaliações das aprendizagens ocorra durante o próprio jogar.

Avaliar os alunos durante um jogo traz outras vantagens: obtenção de dados sobre os processos de aprendizagem subjacentes e dos aspectos motivacionais, emocionais e meta cognitivos do aluno-jogador, que podem ajudar na melhor compreensão do seu comportamento e dos seus resultados finais, e fornecer para ele, mais cedo, *feedback* sobre a sua performance (SHUTE; SPECTOR, 2010).

4.2.2 Coleta de dados não intrusiva

O requisito mais importante para a avaliação da aprendizagem baseada em jogos digitais é o de que a mesma não tire a atenção do jogador no jogo, dificultando a imersão, que é o principal fator que gera um desejável fluxo que facilita as aprendizagens. Por isso, o *framework* deve ser subsidiado por tecnologias não invasivas, que, mesmo implicando no uso de outros dispositivos além do computador e seus periféricos, tais dispositivos devem evitar desconforto para o jogador e não devem exigir a atenção deles para operá-los.

4.2.3 Combinação de dados multimodais para melhor evidenciar aprendizagens

Conforme foi mostrado no capítulo 2, avaliar aprendizagens não é uma tarefa fácil e nem totalmente cartesiana. Na verdade, todos os tipos de avaliação empregados hoje dão uma ideia aproximada do conhecimento adquirido por um aprendiz.

Quando uma turma de alunos é submetida a um teste tradicional é difícil saber se tal teste é exaustivo e profundo suficiente para que se possa afirmar que alguém domina os conhecimentos da disciplina alvo da avaliação e as habilidades para usá-los. Também, dificilmente tem-se como afirmar que dois alunos que obtiveram a mesma nota em um teste têm os mesmos conhecimentos sobre uma disciplina e as mesmas habilidades para usá-los. Fatores emocionais dos aprendizes, no momento da

avaliação, podem influenciar de, forma positiva ou negativa, nos resultados de cada aprendiz.

Diversas pesquisas científicas indicam que a emoção desempenha um papel essencial na atenção, na percepção, na aprendizagem, na tomada de decisão e, conseqüentemente, na capacidade de responder a uma avaliação (AMMAR et al., 2010). A carga emocional de um aprendiz durante uma avaliação pode ser decorrente de fatores externos ou até mesmo devido aos instrumentos de avaliação. Por exemplo, alunos mais tímidos podem se sentir mais confortáveis em um teste escrito do que em um teste oral.

Outras pesquisas têm demonstrado que além dos resultados de testes aplicados aos aprendizes, os estados psicofisiológicos dos alunos devem ser considerados como evidências para a avaliação da aprendizagem ocorrida com eles. Alguns exemplos desses estados e respectivos dispositivos de coleta de dados sobre eles são:

- as emoções dos jogadores durante um jogo digital, obtidas com o emprego da eletromiografia facial (EMG) para medir a atividade elétrica associada às contrações musculares faciais (RAVAJA, 2004);
- o espectro de potências das ondas EEG do jogador durante o jogar, por meio de um aparelho de EEG (eletroencefalograma) que registra a atividade elétrica ao longo do couro cabeludo e mede as flutuações de tensão resultantes do fluxo de corrente iônica com os neurônios do cérebro (DERBALI; FRASSON, 2010);
- as mudanças temporais de atenção visual que têm sido usadas pelos pesquisadores para interpretar como os alunos processam a informação durante a aprendizagem (LAI et al., 2013). Locais de fixação de olhos podem refletir distribuições de atenção com base na suposição mente-olho (JUST; CARPENTER, 1980) e os movimentos oculares podem fornecer informações sobre a localização da atenção e sobre a natureza das operações cognitivas (LIN et al., 2004). Um sistema de rastreamento ocular pode fornecer evidências objetivas de carga cognitiva durante um processo de ensino-aprendizagem (PALINKO et al., 2010) e tem sido usado em psicologia há décadas (LAI et al., 2013);

- a taxa e a regularidade dos batimentos cardíacos que está relacionada diretamente com a emoção de um aprendiz em um processo de avaliação. Um sensor de ECG (eletrocardiografia) pode ser usado para tais medições.

4.3 ADAPTABILIDADE DOS CRITÉRIOS DE AVALIAÇÃO

Conforme já relatado na seção 2.2.3, um dos problemas que contingenciam a utilização dos jogos digitais pelos professores é que os professores não se sentem suficientemente no controle da avaliação e, por isso, na avaliação, muitos se sentem mais ameaçados do que apoiados por eles. (TORRENTE et al., 2009). Também, como a avaliação da aprendizagem não é cartesiana, conforme discutido anteriormente no capítulo 2, muitas vezes há necessidade de ajustá-la em relação às suas primeiras versões e isso pode ser feito com base nos seus próprios resultados.

No ensino tradicional, improvisação e adaptação são aspectos essenciais do papel dos professores (HUNT, 1980) e eles tendem a perder essa capacidade com a introdução de uma ferramenta que não podem modificar facilmente para adequá-las aos seus diferentes objetivos e metas. Tais objetivos e metas podem mudar de acordo com diversas circunstâncias: perfil dos aprendizes, níveis de conhecimento iniciais, nível de exigência que se quer obter dos aprendizes e propósito do ensino. A título de exemplo, a utilização dos jogos digitais para ensino, assim como a avaliação das aprendizagens através deles deve considerar os tipos de jogadores digitais.

Ao longo dos últimos anos, estudos sobre os tipos de jogadores digitais e sobre os comportamentos desses jogadores têm proporcionado uma fonte importante para a pesquisa da aprendizagem baseada em jogos digitais. Esses estudos podem auxiliar o professor na escolha do jogo como instrumento pedagógico, para possibilitar uma configuração personalizada desse jogo de acordo com o perfil do aluno, e, também, durante a avaliação da aprendizagem, para melhor interpretar os resultados de cada jogador.

Os estudos das tipologias de jogadores iniciaram-se nos últimos 20 anos com a proposição do modelo de Bartle (1996).

O modelo de Bartle sobre tipos de jogadores digitais, os classifica em quatro tipos de jogadores:

- socializador, que está principalmente interessado na interação social no jogo;
- explorador, que gosta de explorar o jogo, resolver todos os quebra-cabeças e interagir com os objetos do jogo;
- empreendedor, que está principalmente interessado em alcançar os objetivos do jogo ou seja, ganhar pontos, dinheiro ou objetos; e
- matador, que está interessado em disputas com outros jogadores.

Outra tipologia bastante conhecida é a BrainHex, apresentada por Nacke (2011), fundamentada por um modelo de satisfação dos usuários inspirado por resultados neurobiológicos. Seus resultados relacionaram sete arquétipos de jogadores: buscador, sobrevivente, temerário, mentor, conquistador, socializador e realizador.

Conhecer onde cada aluno, se posiciona em uma determinada classificação escolhida, pode indicar se um tipo de jogo digital pode funcionar bem para um tipo de jogador e nem tanto para outro. Por exemplo, os conteúdos de aprendizagem de um jogo baseado em caixas de diálogo não são estimulantes para jogadores que gostam mais de jogos de lutas com inimigos em combate.

4.4 FACILIDADE DE USO PELOS PROFESSORES

A formação dos professores e as suas próprias culturas têm sido também um obstáculo para a ampliação da utilização dos jogos digitais na Educação. A grande maioria dos professores teve a sua formação baseada em métodos educacionais que não incluíam jogos e, por isso, apresenta hoje grande dificuldade de utilizá-los como instrumentos pedagógicos. Por isso, é de suma importância que haja facilidade de uso desses recursos no processo de ensino-aprendizagem.

A facilidade de uso deve incluir desde a facilidade para a aprendizagem das ferramentas de avaliação até recursos ergonômicos de *software* tais como: navegação intuitiva, ajuda *online*, distribuição lógica das informações nas telas.

4.5 AVALIAÇÃO FORMATIVA E O *FEEDBACK* PARA OS ALUNOS

Conforme visto na seção 2.3.2, hoje predomina a avaliação somativa apesar da avaliação formativa poder trazer muitos mais benefícios para o processo de ensino-aprendizagem. Uma das vantagens desse tipo de avaliação é a possibilidade de fornecer para cada aluno um *feedback* sobre a sua performance e de suas deficiências apresentadas nas avaliações, de forma que ele possa se corrigir rapidamente e não construir novos conhecimentos sobre as aprendizagens equivocadas.

Foi visto também na seção 2.3.2 que a avaliação formativa não é tão largamente utilizada porque ela é muito mais trabalhosa para o professor. É muito mais fácil para um professor, durante um ano letivo, elaborar uma meia dúzia de provas e testes, aplicados ao final de cada período, do que, ao longo de uma disciplina, ir avaliando cada aluno. O uso da computação para automatizar o processo de avaliação da aprendizagem pode possibilitar uma avaliação formativa sem sobrecarregar o professor, coletando dados e produzindo informações, as partes mais trabalhosas de uma avaliação da aprendizagem. Com isso, ele poderá se dedicar melhor às análises de tais informações e na produção de mudanças estratégicas tanto no processo de ensino quanto no da própria avaliação. Por isso, uma solução computacional para a avaliação das aprendizagens baseadas em jogos digitais deve considerar a avaliação formativa através de *feedbacks* tempestivos.

4.6 INTEGRAÇÃO DOS DADOS COLETADOS PARA GERAÇÃO DAS INFORMAÇÕES PARA A AVALIAÇÃO DAS APRENDIZAGENS

Com a possibilidade de se ter vários tipos de dados, provenientes de fontes diferentes e com múltiplos modos de registro, que propiciem evidências de aprendizado, é importante que haja instrumentos que possam correlacioná-los possibilitando aos professores uma visão mais integrada e abrangente das aprendizagens. Para que isso aconteça, haverá necessidade então de uma etapa de tratamento desses dados para que eles tenham uma forma mais homogênea, para facilitar as análises que deverão

ser executadas pelos professores a fim de gerar informações sobre os resultados da avaliação.

5 METODOLOGIA PARA AVALIAÇÃO DAS APRENDIZAGENS BASEADAS EM JOGOS DIGITAIS

Em um processo de avaliação das aprendizagens é comum um professor elaborar um instrumento de avaliação que não alcança aquilo que ele pretende avaliar. Também ocorre frequentemente em uma avaliação, situações em que um aluno lê (ou ouve) e interpreta o que um professor pretendia questionar de forma diferente que esse último pretendia transmitir ou o que o professor lê (ou ouve) e interpreta como resposta não ser necessariamente o que o aluno pretendia responder.

Estes e outros problemas em avaliações são minimizados quando elas são projetadas com base em uma metodologia de avaliação das aprendizagens (PEREIRA-JR; DE SOUZA; DE MENEZES, 2016b).

Por isso, antes de se iniciar o projeto de um *framework* para avaliação das aprendizagens baseadas em jogos digitais, foi necessário escolher, ou elaborar, uma metodologia de avaliação que desse suporte metodológico a ele, e que permitisse o atendimento dos requisitos estabelecidos no capítulo 4.

Neste capítulo é apresentada uma especialização de uma metodologia de avaliação de aprendizagem para quando ela ocorre por meio de uso de jogos digitais. A Figura 8 mostra uma visão processual inicialmente pensada sobre o que se desejava dessa metodologia.

Figura 8 - Visão processual preliminar da metodologia para a avaliação das aprendizagens baseadas em jogos digitais



Fonte: Próprio autor.

5.1 A ABORDAGEM ECD (EVIDENCE CENTERED *DESIGN*) COMO BASE PARA UMA METODOLOGIA PARA A AVALIAÇÃO DAS APRENDIZAGENS BASEADAS EM JOGOS DIGITAIS

Pesquisou-se então na literatura a abordagem ECD (ALMOND; STEINBERG; MISLEVY, 2002) e verificou-se que ela era a que mais se aproximava da metodologia desejada para a avaliação da aprendizagem baseada em jogos digitais.

Conforme descrito na seção 2.4, a ECD é uma abordagem desenvolvida para dar suporte ao projeto de qualquer tipo de avaliação da aprendizagem. Após estudá-la, concluiu-se que a sua estrutura de modelos a credenciava como base para uma metodologia de avaliação de aprendizagens baseadas em jogos digitais pelos seguintes motivos:

- através da elaboração de seu Modelo de Competências, ela direciona o educador na obtenção de um melhor planejamento das competências que ele quer desenvolver em seus alunos em relação àquelas que o jogo digital pode efetivamente proporcionar;

- através da elaboração de seu Modelo de Evidências, o educador pode identificar quais os dados que podem ser obtidos de registros dos alunos jogando e que servirão de evidências das aprendizagens que contribuem para a aquisição das competências do Modelo de Competências;
- no seu Modelo de Tarefas, o educador deve estipular que processamentos são necessários, durante o jogar, para gerar as evidências de aprendizagem do Modelo de Evidências. Isto, pode ser feito de uma forma natural nos jogos digitais, porque eles são jogados através de uma sequência de interações do jogador-jogo, e as evidências de aprendizagem podem ser geradas, ou capturadas, a partir dessas interações ou por estados ou eventos do jogo que se manifestam devido a elas. Dessa forma, a avaliação, a partir dessas evidências, poderá ser feita sem interromper a imersão do jogador no jogo (SHUTE, 2011).

Apesar das vantagens da ECD, relacionadas no parágrafo anterior, ao estudá-la percebeu-se que seriam necessárias algumas simplificações e adaptações em seus modelos para se obter a desejada metodologia de avaliação das aprendizagens desejada, principalmente para atender alguns dos requisitos do capítulo 4, principalmente aos requisitos de praticidade e facilidade de uso pelos professores, o que levou às seguintes decisões:

- utilização de apenas os 3 modelos centrais dentre os 5 modelos do *framework* conceitual da ECD: Modelo de Competências, Modelo de Evidências e Modelo de Tarefas. Estes três modelos são os que efetivamente contemplam a essência do processo de avaliação, ou seja, identificam: aquilo que se quer avaliar, quais são as evidências que determinarão se houve ou não aprendizagem e quais as tarefas serão necessárias para se chegar a tais evidências;
- substituição da parte probabilística do modelo de evidências por um modelo de níveis de competências/aprendizagens e percentuais de contribuição. A abordagem ECD preconiza que o Modelo de Evidências pode ser dividido em duas partes: uma que deve demonstrar quais evidências devem ser coletadas para demonstrar as aprendizagens ocorridas durante o jogo e outra, baseada em redes bayesianas, que demonstra as probabilidades de uma competência

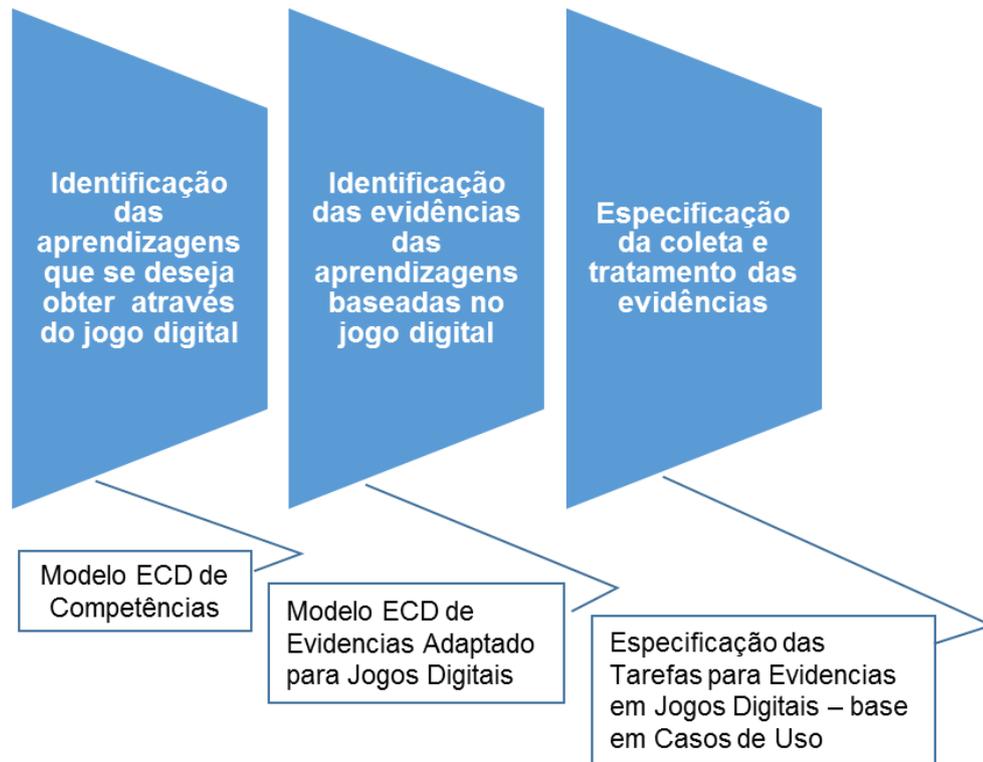
ser adquirida durante o jogo. No modelo aqui proposto de evidências de aprendizagens, em vez da parte probabilística do modelo original, cada aprendizagem terá um percentual de contribuição na aquisição da competência e cada evidência também terá um percentual de contribuição na obtenção da aprendizagem. No projeto de uma avaliação, os professores, inicialmente, deverão especificar valores para os níveis de aprendizagens e percentuais de contribuição, de acordo com as suas experiências anteriores, e, ao colocá-las em práticas, com base nas análises dos resultados obtidos nas avaliações das aprendizagens, inclusive com o uso de *softwares* de mineração de dados, esses níveis e percentuais de contribuição podem ser ajustados para valores mais coerentes com os possíveis resultados dos alunos;

- criação de um padrão para detalhamento das tarefas do modelo de tarefas, baseando-se no que a metodologia para Engenharia de *Software* UML (BOOCH; RUMBAUCH; JACOBSON, 2006) específica para descrição de casos de uso, para obtenção das evidências de aprendizagem. Isto vai facilitar a tarefa do professor guiando-o para especificar as tarefas de obtenção das evidências através dos níveis, fases e etapas do jogo, de acordo com o dispositivo usado na coleta.

Entendeu-se que tais simplificações trazem mais praticidade e facilidade de entendimento e uso dos professores, o que implicará numa maior adesão deles aos jogos digitais, e a adaptabilidade das avaliações, proporcionadas pela estrutura de níveis e percentuais de contribuição, propiciará que o professor melhor ajuste a avaliação às suas turmas de alunos, o que lhe traz uma sensação de maior controle sobre o processo de avaliação das aprendizagens. Tais medidas, apesar de racionalizarem o processo de avaliação, não implicam em perda da eficiência e nem da eficácia, porque preservam a identificação das competências, das evidências de aquisição de tais competências pelo aprendiz e das tarefas necessárias à obtenção de tais evidências.

A metodologia proposta para a avaliação das aprendizagens em jogos digitais, que é uma especialização da ECD, e nesse trabalho foi denominada de ECD_J, é mostrada na Figura 9.

Figura 9 - Metodologia para avaliação das aprendizagens em jogos digitais ECD_J proposta neste trabalho

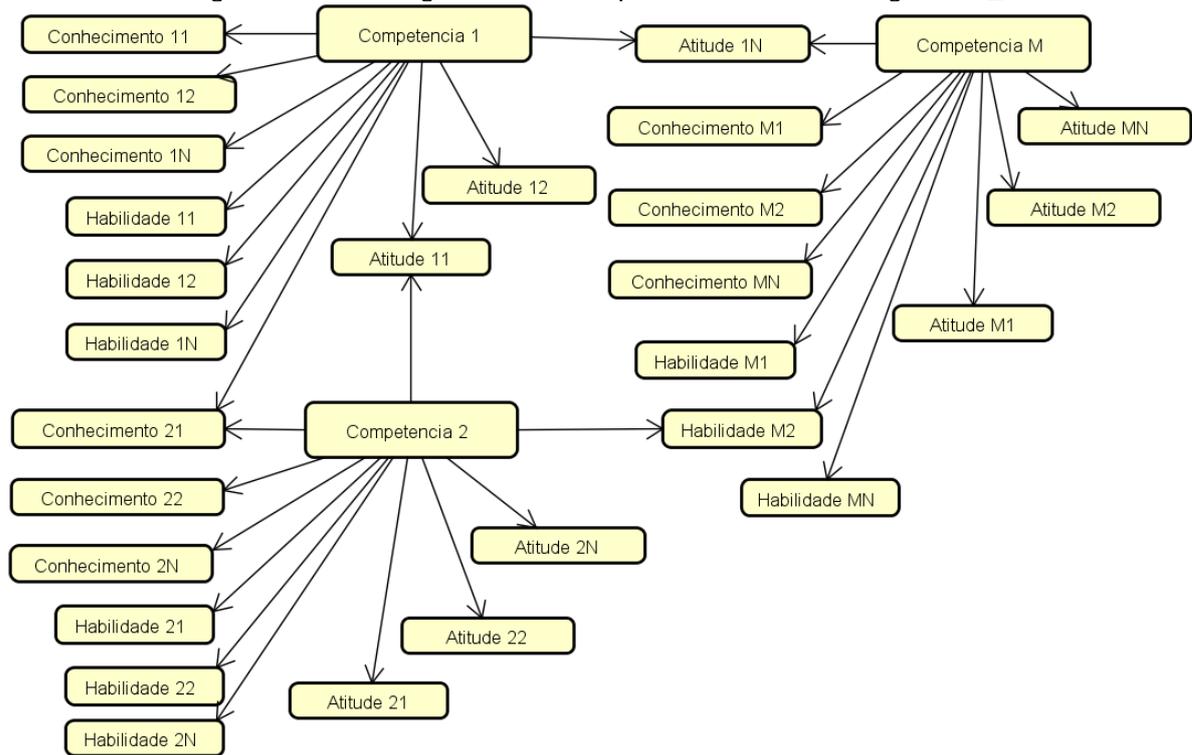


Fonte: Próprio autor.

5.2 DETALHAMENTO DO PROCESSO DE APLICAÇÃO DA METODOLOGIA ECD_J

Para projeto das avaliações da aprendizagem baseada em jogos digitais fundamentada na metodologia ECD_J, o professor deverá inicialmente selecionar quais as competências que ele entende que o jogo pode desenvolver em seus alunos. Para cada competência ele deverá identificar quais as aprendizagens (os conhecimentos, as habilidades e as atitudes) vão compor tais competências. A Figura 10 mostra um Modelo Genérico de Competências com base na metodologia ECD_J, que é composto por competências e respectivas aprendizagens (conhecimentos, habilidades e atitudes).

Figura 10 - Modelo genérico de competências da metodologia ECD_J



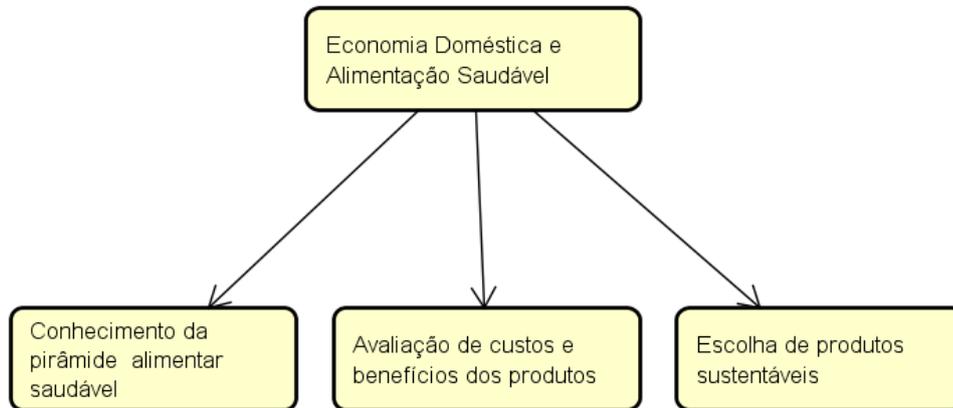
Fonte: Próprio autor.

Um conhecimento, uma habilidade ou uma atitude pode contribuir para o desenvolvimento de uma ou mais competências e uma competência pode ser desenvolvida por um ou mais conhecimentos, habilidades e atitudes. A Figura 11 mostra um exemplo de modelo de competências da metodologia ECD_J para um jogo digital que deverá desenvolver competência em Economia Doméstica.

Identificadas as aprendizagens que compõem as competências, deve-se verificar no jogo quais resultados de ações dos jogadores, eventos e estados dele podem, individualmente ou em conjunto, contribuir como evidências das aprendizagens que formam a competência que se quer desenvolver no aluno.

Um jogo digital é constituído de um ou mais cenários, um personagem principal ou protagonista, que é o jogador na primeira pessoa, quando ele tem a visão de que está participando de um jogo, ou quando ele está na terceira pessoa, nesse caso o jogador vê o protagonista agindo nos cenários, sendo que tal personagem atua de acordo com os comandos do jogador.

Figura 11 - Modelo de competências de um jogo digital para desenvolver competência em Economia Doméstica e Alimentação Saudável

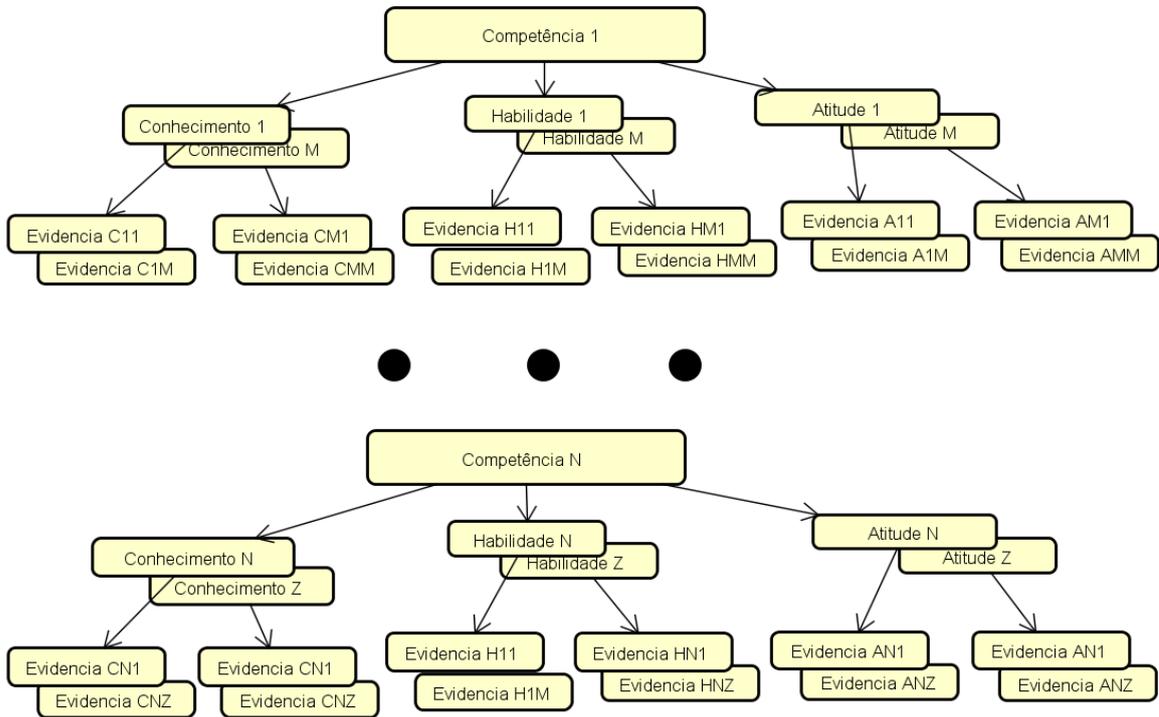


Fonte: Próprio autor.

Durante o jogo, o jogador, através de seu personagem, tem que tomar uma série de decisões e, conseqüentemente, executar ações que, ao serem realizadas, podem significar que o jogador está aprendendo. Exemplos de ações, durante um jogo digital, são: atirar em um alvo, escolher um objeto, percorrer um caminho e escolher dentre opções. Tais ações, ao serem executadas com sucesso, podem significar aprendizagens. Também existem alguns eventos que ocorrem durante um jogo digital que traduzem aprendizagens. Como exemplos pode-se citar: a mudança de um cenário, o término de um jogo, a eliminação de um personagem por um personagem do tipo NPC (*Non Principal Character*), o início de um jogo, o fim de um jogo e o fim de uma fase ou etapa. Um estado é uma informação que pode indicar uma situação durante o jogo, como, por exemplo, a pontuação do jogador, o número de vidas do jogador e o tempo decorrido desde o início do jogo. Os resultados de ações, eventos ou estados de um jogo digital podem ser evidências totais ou parciais de aprendizagens.

A Figura 12 mostra um Modelo Genérico das Evidências da metodologia ECD_J, que é composto por competências, aprendizagens que as compõem (conhecimentos, habilidades e atitudes) e as evidências para cada aprendizagem.

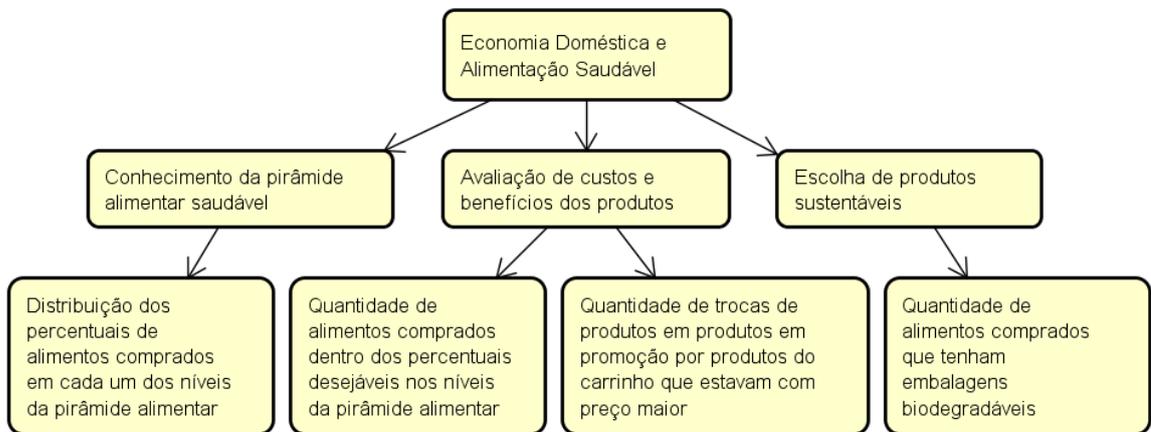
Figura 12 - Modelo genérico de evidências com base na metodologia ECD_J



Fonte: Próprio autor.

A Figura 13 mostra um exemplo de Modelo de Competências com as implementações do Modelo de Evidências de um Jogo Digital para desenvolver competência em Economia Doméstica e Alimentação Saudável.

Figura 13 - Modelo de evidências de um jogo digital para desenvolver competência em Economia Doméstica e Alimentação Saudável



Fonte: Próprio autor.

Nesse caso identificou-se as seguintes evidências:

- a aprendizagem “Conhecimento da Pirâmide Alimentar Saudável” → pode ser avaliada de acordo com cada percentual dos tipos de alimentos comprados pelo jogador em relação aos percentuais por tipos de alimentos que formam a Pirâmide Alimentar Saudável (Carboidratos – x%, Proteínas – y%, ...) (PHILIPPI et al., 1999);
- a aprendizagem “Habilidade para Avaliar Custos-Benefícios dos Produtos” → pode ser avaliada pela quantidade de alimentos adquiridos dentro da Pirâmide Alimentar e pelo número de trocas de produtos já comprados por produtos mais baratos que tenham o mesmo peso na Pirâmide Alimentar;
- a aprendizagem “Atitude para escolha de Produtos Sustentáveis” → pode ser medida pela quantidade de produtos comprados que tenham embalagens biodegradáveis.

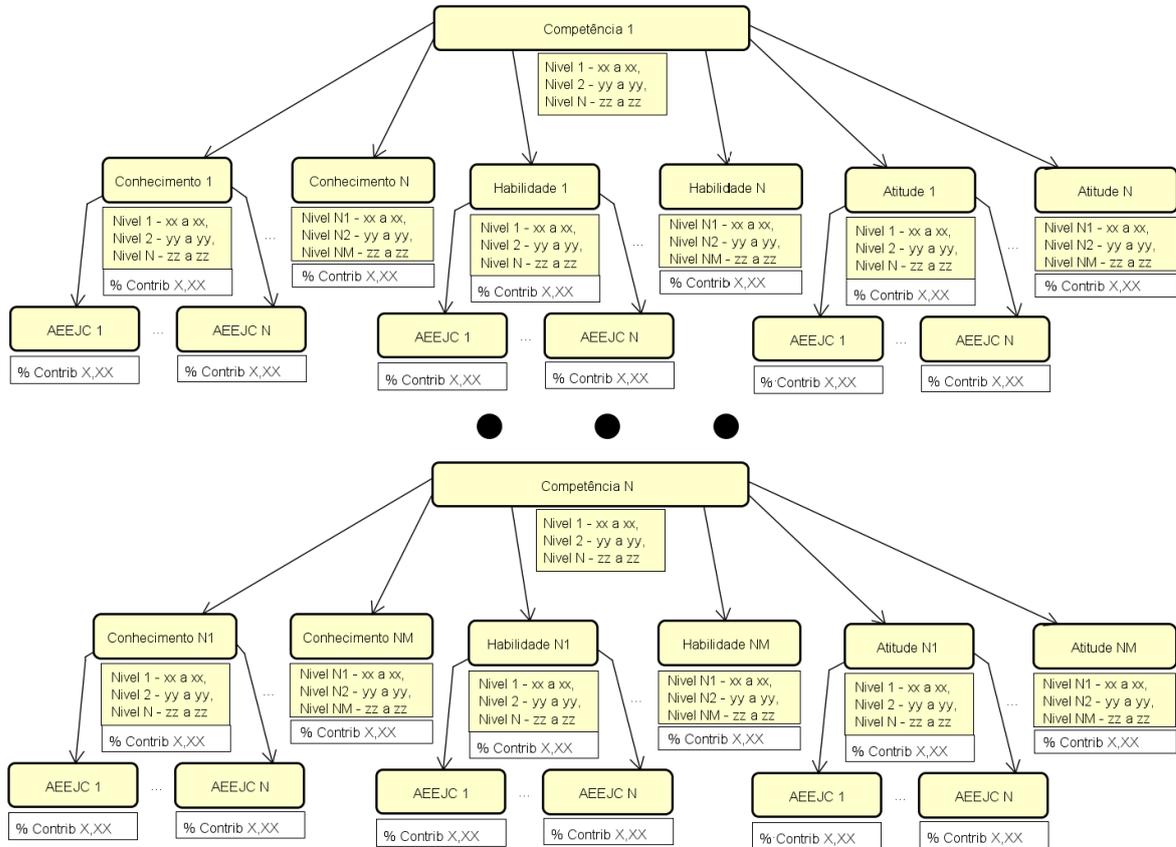
O modelo de evidências é então ampliado pela atribuição de níveis e percentuais de contribuição de cada aprendizagem a cada competência e de cada evidência a cada aprendizagem. A Figura 14 mostra o modelo de evidências genérico ampliado, na qual “AEEJ” significa uma ação do jogador, um evento ou estado do jogo.

A Figura 15 mostra um modelo de evidências ampliado de um jogo digital para desenvolver a competência em Economia Doméstica com a atribuição de níveis e percentuais de contribuição de cada aprendizagem a cada competência e de cada evidência a cada aprendizagem.

No modelo da Figura 15 temos que a competência em Economia Doméstica e Alimentação Saudável pode ser avaliada em 4 níveis: Muito Bom (de 90 a 100 dos pontos possíveis), Bom (de 75 a 89 pontos possíveis), Regular (de 50 a 74 pontos possíveis) e Insuficiente (de 00 a 49 pontos possíveis).

As aprendizagens “Conhecimento da Pirâmide Alimentar Saudável”, “Avaliação de Custos-Benefícios dos Produtos Alimentícios” e “Escolha de Produtos Sustentáveis” também são escalonadas de acordo com 4 níveis: Muito Bom (de 90 a 100 dos pontos possíveis), Bom (de 75 a 89 pontos possíveis), Regular (de 50 a 74 pontos possíveis) e Insuficiente (de 00 a 49 pontos possíveis).

Figura 14 - Modelo genérico de evidências ampliado



Fonte: Próprio autor.

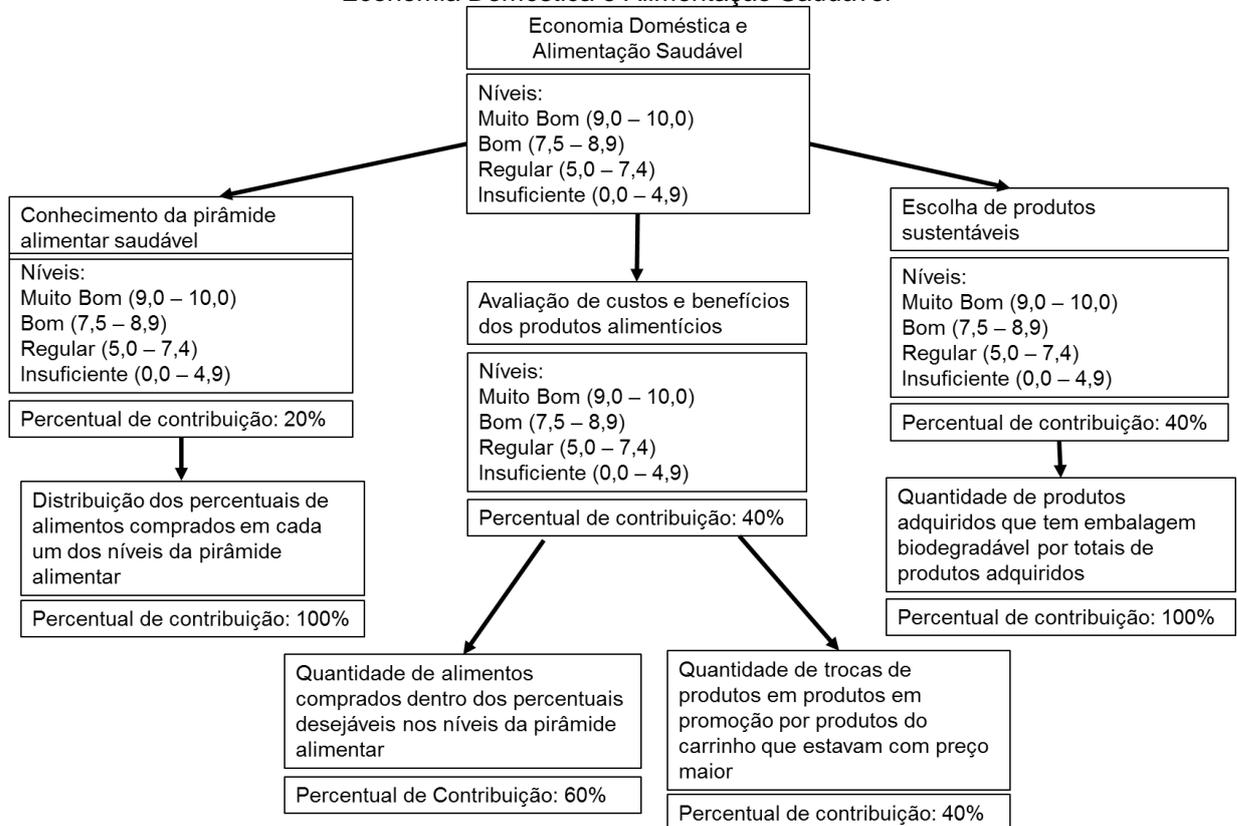
A competência em Economia Doméstica e Alimentação Saudável tem a contribuição das aprendizagens “Conhecimento da Pirâmide Alimentar Saudável”, “Avaliação de Custos-Benefícios dos Produtos Alimentícios” e “Escolha de Produtos Sustentáveis”, respectivamente de acordo com os seguintes percentuais de contribuição: 20%, 40% e 40%.

A aprendizagem “Conhecimento da Pirâmide Alimentar Saudável” é integralmente avaliada (percentual de contribuição de 100%) pela distribuição dos percentuais dos tipos de alimentos comprados pelo jogador em relação aos percentuais por tipos de alimentos que formam a Pirâmide Alimentar Saudável (Carboidratos – x%, Proteínas – y%, ...).

A aprendizagem “Habilidade para Avaliar Custos-Benefícios dos Produtos” é avaliada pela quantidade de alimentos adquiridos dentro da Pirâmide Alimentar (percentual de contribuição de 60%) e pelo número de trocas de produtos já comprados por produtos

mais baratos que tenham o mesmo peso na Pirâmide Alimentar (percentual de contribuição de 40%).

Figura 15 - Modelo de evidências ampliado de um jogo digital para desenvolver competência em Economia Doméstica e Alimentação Saudável



Fonte: Próprio autor.

A aprendizagem “Atitude de escolha de produtos” é medida pela quantidade de produtos comprados que tenham embalagens biodegradáveis (percentual de contribuição de 100%).

Após a identificação das evidências de aprendizagens e os respectivos percentuais de contribuição de cada evidência para a aprendizagem, o professor deverá especificar quais tarefas (processamentos) serão necessários para se obter as evidências.

As tarefas podem ser processamentos feitos de forma não invasiva pelo próprio código do jogo, registrando ações do jogador, eventos ou estados do jogo, ou através de captura de dados multimodais através de dispositivos de coleta tais como: *eye-trackers* para monitoramento dos movimentos dos olhos, câmeras de vídeo para

captura de expressões faciais ou gestos e aparelhos para monitoramento dos batimentos cardíacos.

A Figura 16 mostra um modelo proposto para a especificação das tarefas para a apuração das evidências de aprendizagens nos jogos digitais para cada dispositivo de coleta de dados. Esse modelo foi proposto a partir dos da modelagem funcional através de casos de uso da metodologia UML (*Unified Modeling Language*) (BOOCH; RUMBAUCH; JACOBSON, 2006). Nele, o educador deverá, de acordo com cada nível, fase ou tarefa do jogo digital, indicar que ação do jogador ou evento/estado do jogo implicará em um processamento para se chegar à evidência de aprendizagem e qual processamento deverá ser feito. Para se apurar uma evidência de aprendizagem, um ou mais processamentos podem ser feitos após uma ação do jogador ou evento/estado do jogo e mais de uma ação do jogador ou evento/estado do jogo poderá contribuir para composição da evidência.

Figura 16 - Modelo para a especificação das tarefas para a apuração das evidências de aprendizagens nos jogos digitais para cada dispositivo de coleta de dados

Aprendizagem				
Evidência				
Dispositivo de coleta				
Nível	Fase	Etapa	Ação/Evento/Estado	Tarefa

Fonte: Próprio autor.

A Figura 17 mostra um exemplo de modelo de tarefas para apuração da evidência “Distribuição dos Percentuais de Alimentos Comprados em cada um dos níveis da Pirâmide Alimentar “

Figura 17 - Exemplo de modelo de tarefas para apuração da evidência “distribuição dos percentuais de alimentos comprados em cada um dos níveis da Pirâmide Alimentar “

Aprendizagem	Conhecimento da Pirâmide Alimentar Saudável
Evidência	Distribuição dos percentuais de alimentos comprados em cada um dos níveis da Pirâmide Alimentar
Dispositivo de coleta	Agente embutido no jogo

Nível	Fase	Etapa	Ação/Evento/Estado	Tarefa
1	1	Única	Final do jogo	Para cada percentual da Pirâmide Alimentar atingido soma 2,5 na evidência da aprendizagem e grava registro com a evidência e o valor encontrado

Fonte: Próprio autor.

6 PROCESSO PARA AVALIAÇÃO DA APRENDIZAGEM EM JOGOS DIGITAIS E ARQUITETURA DE REFERÊNCIA DO *FRAMEWORK*

Para que se pudesse projetar o *framework* desejado percebeu-se que era necessário que, além dos requisitos estabelecidos no capítulo 4 e na metodologia desenhada no capítulo 5, se estabelecesse um modelo do processo de avaliação que o *framework* iria apoiar e também uma arquitetura de referência para esse *framework*. Então, com base na literatura sobre o assunto pesquisada, e na metodologia definida no capítulo 5, propôs-se o processo mostrado na Figura 18, composto de um ciclo de etapas, cada uma delas com ações que o professor deve executar para a avaliação das aprendizagens baseadas em jogos digitais. E, logo a seguir foi definida a arquitetura de referência citada.

Figura 18 - Ciclo das etapas do processo de avaliação de aprendizagens baseadas em jogos digitais



Fonte: Próprio autor.

A primeira etapa, **projeto da avaliação**, consiste na utilização de uma metodologia para elaboração de modelos que representem competências e aprendizagens, que se deseja desenvolver nos jogadores, e as formas de obtenção de evidências dessas aprendizagens e aquisição das competências desejadas. Nesse trabalho foi proposta a utilização da metodologia ECD_J, descrita no capítulo 5.

A seguir vem, a **coleta de dados** que é composta por dois tipos de ação: preparação dos recursos de coleta dos dados e a execução das próprias coletas. A preparação da coleta automática pode exigir a configuração de dispositivos de *software* e *hardware* e a execução consiste no acionamento desses dispositivos. Nessa etapa, também a adaptação do jogo digital pode ser necessária para propiciar aprendizagens ou meios para avaliá-las.

A etapa de **tratamento dos dados** coletados consiste na execução de diversos tipos de processamento dos dados-evidências coletados, tais como limpeza, organização e formatação, de forma a torná-los computáveis na etapa de análise das aprendizagens. Quando os dados são coletados de dispositivos diferentes, é necessária a integração deles para facilitar o processamento das análises.

A **análise dos dados** consiste de processamentos com base nos dados coletados tratados, para obtenção de informações que permitam avaliar: as performances individuais dos alunos e das turmas, a efetividade dos métodos de ensino e a adequação do próprio processo de avaliação.

A **adaptação do jogo e das avaliações** de ensino/avaliação, consiste em melhor calibrar o jogo em relação ao perfil do jogador e às suas performances anteriores, para não o desmotivar em seu uso, e calibrar o próprio processo de avaliação das aprendizagens através do jogo, com base nos resultados da avaliação obtidos até o momento, visando possibilitar uma avaliação condizente com o método de ensino e o perfil da turma.

O processo de avaliação mostrado na Figura 18 deve ser cíclico de forma que os resultados obtidos em cada ciclo servirão para refiná-lo dando mais qualidade à avaliação das aprendizagens tendo por ferramenta pedagógica um jogo digital.

Foi então pensada e projetada uma Arquitetura de Referência para o *framework* contemplando vários módulos para suporte às ações do processo de avaliação das aprendizagens conforme pode ser visto na Figura 19. Tais módulos poderiam ser agentes inteligentes de software, softwares gratuitos de suporte, documentos eletrônicos, bases de dados e programas de computador.

A arquitetura foi projetada em camadas, sendo que cada camada irá apoiar uma etapa do processo.

Com a definição da metodologia, do processo e da arquitetura de referência para o *framework*, para avaliação da aprendizagem baseada em jogos digitais, conseguiu-se uma sólida base para o projeto do *framework* desejado.

Figura 19 – Arquitetura de Referência para o *framework* computacional para suporte às ações do processo de avaliação de aprendizagens baseadas em jogos digitais



Fonte: Próprio autor.

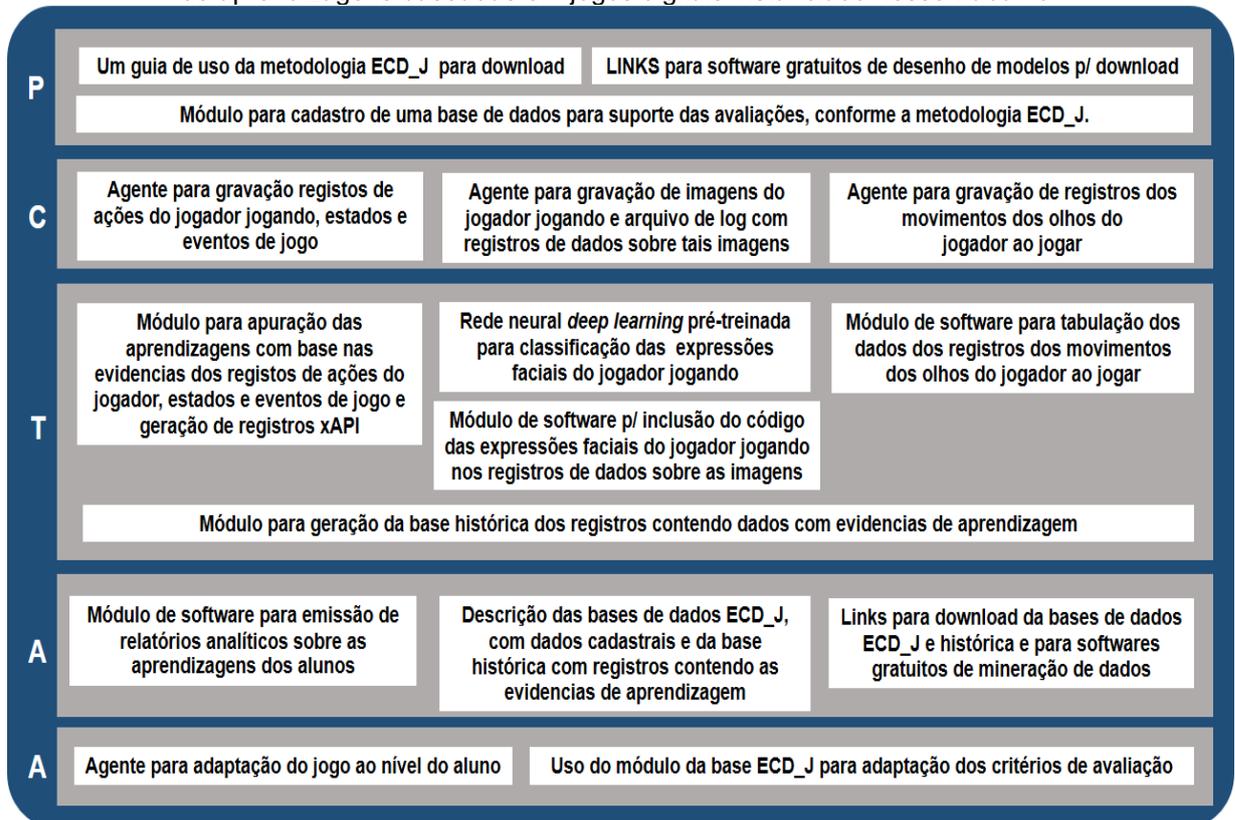
7 PROJETO DO *FRAMEWORK* COMPUTACIONAL PARA SUPORTE AO PROCESSO DE AVALIAÇÃO DAS APRENDIZAGENS BASEADAS EM JOGOS DIGITAIS

Após a definição do processo de avaliação no capítulo 6, pensou-se então em um *framework* que pudesse prover suporte computacional aos professores, durante a execução de tal processo (PEREIRA-JR; DE MENEZES, 2015), e que também atendesse aos requisitos especificados no capítulo 4. Pensou-se também que tal suporte fosse extensivo a desenvolvedores de jogos digitais que quisessem viabilizar a avaliação das aprendizagens por meio deles.

A seguir foi projetada uma instância do *framework* conforme pode ser vista na Figura 20. Esta instância, na forma de um protótipo do *framework* contém alguns módulos que foram implementados para, durante experimentos, servirem para responder a questão de investigação e ratificar as hipóteses desta pesquisa.

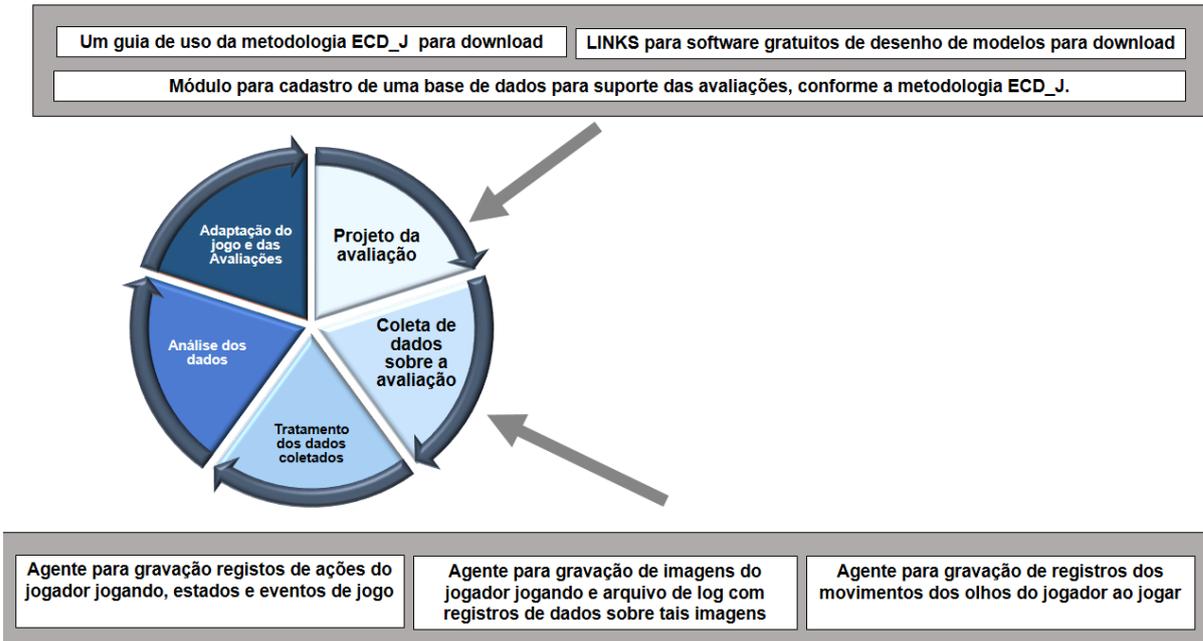
A Figura 21, a Figura 22 e a Figura 23 mostram o *framework* computacional apoiando as diversas etapas do processo de avaliação das aprendizagens baseadas em jogos digitais.

Figura 20 – Protótipo do *framework* computacional dando suporte às ações do processo de avaliação de aprendizagens baseadas em jogos digitais instanciado nesse trabalho



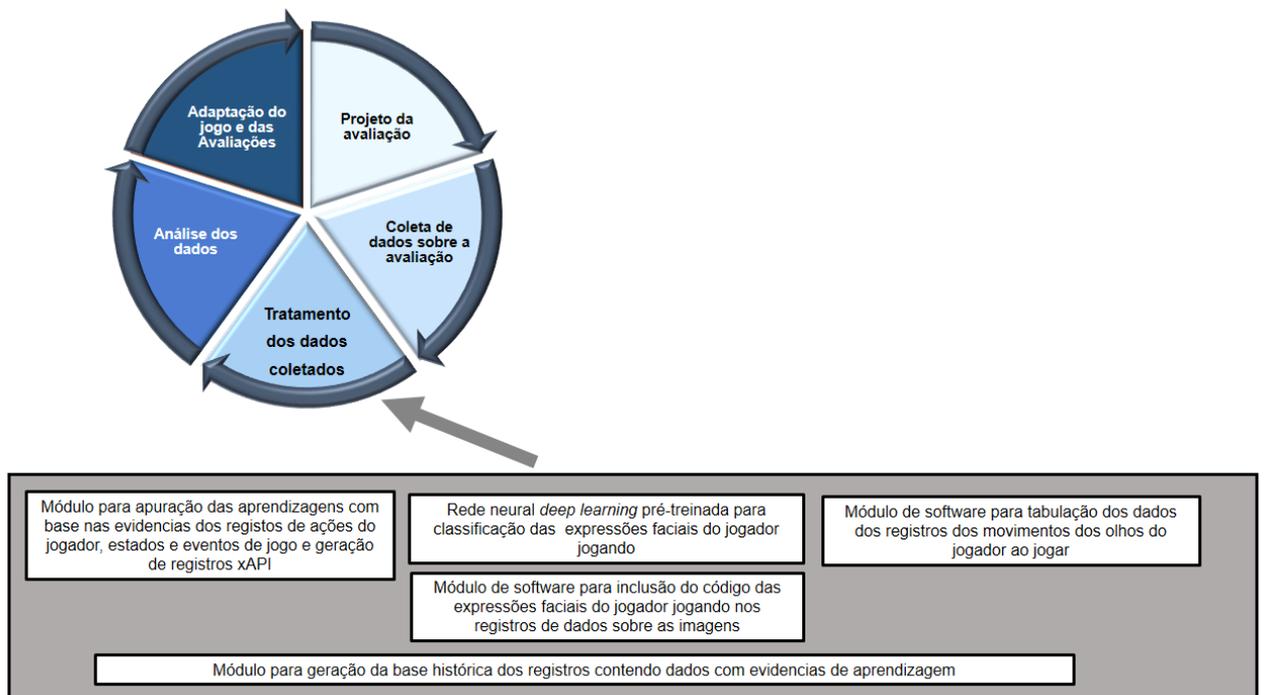
Fonte: Próprio autor.

Figura 21 - Funcionalidades do *framework* apoiando as etapas de projeto e coleta de dados da avaliação



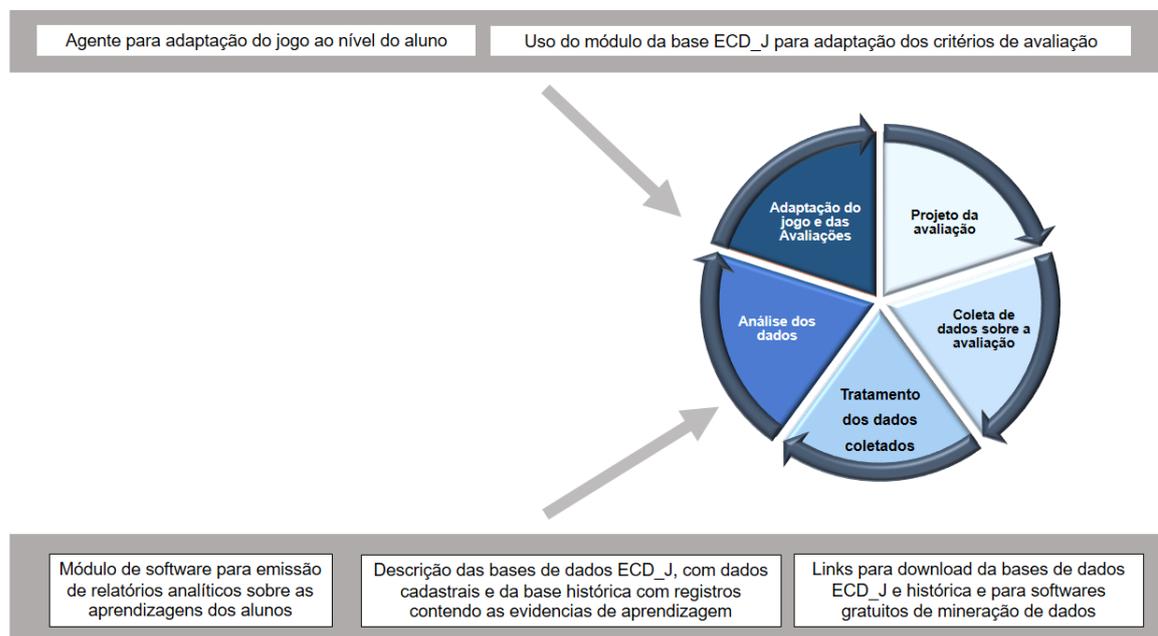
Fonte: Próprio autor.

Figura 22 - Funcionalidades do *framework* apoiando a etapa de tratamento dos dados coletados



Fonte: Próprio autor.

Figura 23 - Funcionalidades do *framework* apoiando as etapas de análise dos dados e adaptação do jogo e das avaliações



Fonte: Próprio autor.

Nas seções a seguir são detalhados os projetos de cada funcionalidade do *framework*.

7.1 RECURSOS PARA PROJETO ECD_J

Para que o professor possa projetar avaliações das aprendizagens baseadas em jogos, o *framework* proporcionará a ele um Guia Eletrônico sobre o método para elaboração dos modelos propostos na metodologia ECD_J, além de indicar *links* onde estão disponíveis, para *download*, *softwares* livres para desenho dos modelos da metodologia ECD_J. Este guia trará instruções de como utilizar o próprio *framework*.

Entendeu-se que a construção de um *software* específico para o desenho dos modelos ECD_J para fazer parte do *framework* aqui proposto seria desnecessária devido a existência de vários desses *softwares*, de boa qualidade, disponíveis gratuitamente para *download* na *web*, que podem ser utilizados para tal finalidade.

7.2 MÓDULO PARA ESTRUTURAÇÃO DA BASE DE DADOS ECD_J DE SUPORTE ÀS AVALIAÇÕES

Para a execução das avaliações das aprendizagens, além dos dados coletados sobre as evidências de aprendizagens dos alunos-jogadores, uma série de dados cadastrais são necessários. Para armazenamento de todos os dados necessários às avaliações suportadas pelo *framework*, utilizando-se a metodologia UML (*Unified Modeling Language*) (BOOCH; RUMBAUCH; JACOBSON, 2006), projetou-se uma base de dados relacionais cujo diagrama de classes e o detalhamento das tabelas originadas desse diagrama são encontrados no ANEXO A.

Esta base de dados servirá para armazenar dados do projeto das avaliações e dar suporte a todo o ciclo de ações do processo de avaliação de aprendizagens baseadas em jogos digitais. Nessa base de dados, serão armazenados os seguintes dados:

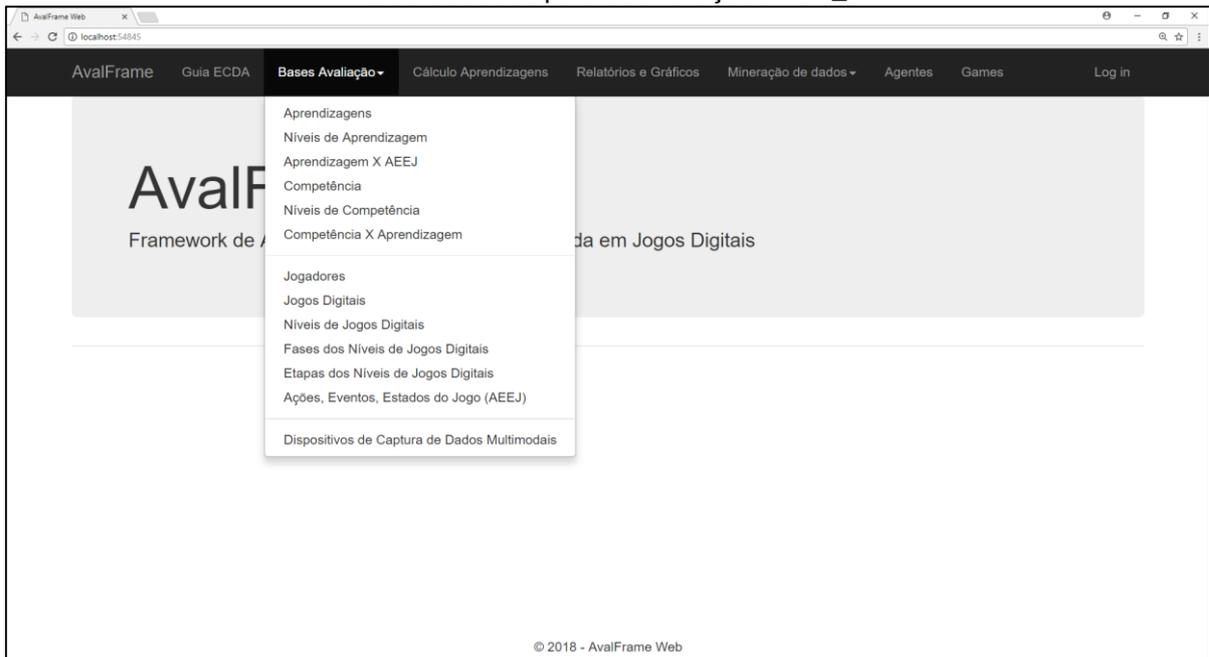
- as competências e respectivas aprendizagens do Modelo de Competências, assim como os níveis em que se quer classificar as aprendizagens dos alunos;
- os tipos de evidências das aprendizagens que podem ser obtidas durante o jogar e os respectivos percentuais de contribuição dessas evidências na avaliação daquelas aprendizagens;
- dados do jogo digital e a sua estrutura de níveis de dificuldades, fases e etapas que o aluno pode percorrer jogando;
- dados de dispositivos que podem ser utilizados para coleta das evidências;
- associações dessas evidências com os dispositivos que podem ser usados para coleta delas, inclusive o próprio jogo;
- dados dos alunos-jogadores, incluindo algumas de suas características;
- evidências de aprendizagens que foram efetivamente coletadas;
- resumo das aprendizagens computadas por aluno-jogador por sessão de jogo.

O ANEXO A mostra ainda um diagrama de casos de uso, tipo de modelo da metodologia UML 2.0, que serve para representar as funcionalidades desse módulo do *framework*. Nele, podem ser vistas não só as funcionalidades de formação da base de dados para estruturação da avaliação de acordo com a metodologia ECD_J, como

também o armazenamento dos resultados da apuração das aprendizagens por sessão de jogo.

A Figura 24 mostra a tela principal do protótipo do Framework destacando a funcionalidade de estruturação da base de dados ECD_J para as Avaliações.

Figura 24 - Tela de principal do protótipo do *framework* destacando o módulo para estruturação da base de dados para as avaliações ECD_J



Fonte: Próprio autor.

7.3 AGENTES INTELIGENTES DE SOFTWARE PARA COLETA DE DADOS MULTIMODAIS

Nesta pesquisa foi definida a metodologia ECD_J, descrita no capítulo 5, que propõe uma avaliação centrada em evidências de aprendizagens dos alunos ou de fatores que influenciaram em suas aprendizagens. Nela devem ser especificadas tarefas que colem tais evidências.

Um jogo digital oferece um ambiente que propicia avaliações das aprendizagens da forma desejada, porque:

- em um jogo digital, o jogador tem que ir executando uma sequência de tarefas que estão relacionadas diretamente com os conhecimentos, habilidades e

atitudes que se deseja que ele desenvolva (por exemplo a tomada de decisão e a resolução de problemas);

- em um jogo digital as ações dos jogadores são contextualizadas e, muitas vezes, altamente dependentes umas das outras;
- como o jogo digital é um *software* pode-se pensar em utilizar extensões do jogo para coletar evidências de aprendizagem.

A solução de usar o próprio jogo, que está sendo utilizado como ferramenta pedagógica, para coletar evidências de aprendizagens obtidas através dele não consiste simplesmente em recheiar tal jogo com diversas questões, pois isso, além de provocar a perda da imersão do jogador, desmotivando-o de continuar jogando, vai apenas reproduzir os ambientes tradicionais de testes que não conseguem avaliar adequadamente a competência que o jogador adquiriu.

Como solução para captura de evidências das aprendizagens durante o jogar, pensou-se em disponibilizar agentes inteligentes de *software*, que possam ser disparados pelo próprio jogo, de forma a promover registros dos resultados das interações que o jogador faz com o próprio jogo ou mesmo dos eventos que acontecem durante o jogar e, ainda, dos estados do jogo em determinados momentos de uma sessão.

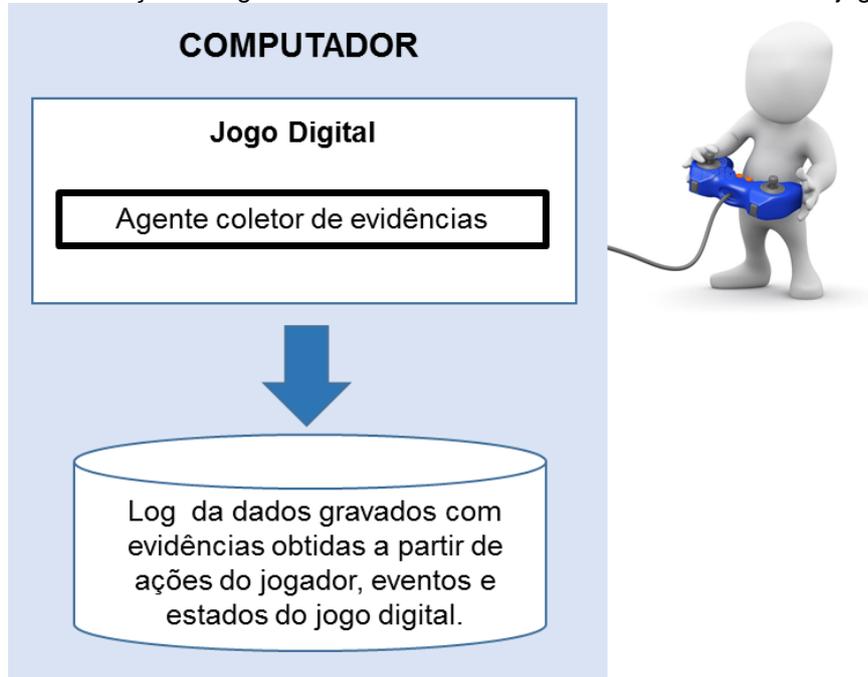
Para projeto de um protótipo inicial desse módulo do *framework* pensou-se em dois tipos de recursos:

- um agente inteligente de software que pudesse ser chamado dentro do código dos jogos digitais para gravação, em um arquivo de log, de ações, eventos e estados do jogo que pudessem ser evidências de aprendizagem;
- agentes inteligentes de software que pudessem ser chamados de dentro do código dos jogos digitais para acionarem comandos de captura de dados multimodais de dispositivos de monitoramento de dados psicofisiológicos dos jogadores.

7.3.1 Projeto de um agente de software para gravação, em um arquivo de log, de ações, eventos e estados do jogo

Este tipo de agente ficará disponível para que os desenvolvedores de jogos possam incluí-los em seus jogos através de chamadas a funções que registram, em um arquivo TXT, evidências de aprendizagens que são ações dos jogadores durante o jogo, os eventos, que ocorrem durante o jogo, e os estados do jogo. A Figura 25 mostra um diagrama com a atuação do agente coletando evidências durante o jogo digital.

Figura 25 - Atuação do agente de *software* coletando evidências durante o jogo digital



Fonte: Próprio autor.

O agente proposto tem 3 (três) funções que podem ser utilizadas pelo desenvolvedor de jogos: função de opção pela instalação do jogo com recursos de avaliação das aprendizagens, função de inicialização da sessão do jogo digital e função para gravação dos registros com as evidências de aprendizagem

Função de opção pela instalação do jogo com recursos de avaliação das aprendizagens

Esta função deverá ser acionada durante a instalação do jogo e mostrará uma tela perguntando se o instalador deseja que o jogo seja (ou não) instalado com os recursos de gravação de evidências para a avaliação das aprendizagens. Caso opte por instalar tais recursos, ele poderá também preencher um campo que identifique o jogo digital, para o caso em que o professor utilize mais de um jogo digital como ferramenta pedagógica. O código do jogo inserido pelo instalador, será carregado como uma constante para ser incluída em todos os registros para a avaliação.

A Figura 26 mostra um esboço da tela mostrada durante o processo de instalação do jogo digital.

Também ao optar pela possibilidade de avaliação de aprendizagem, quando o jogador iniciar o jogo, será criado um arquivo TXT, denominado LogAEEJ_XXXXXX.DDDDDDDD_HHHH.txt, onde serão gravados todas as evidências de aprendizagem do jogo, sendo:

- XXXXXX – Número do Jogador
- DDDDDDDDDD – Data de Início do Jogo
- HHHH – Hora de Início do Jogo

O nome do arquivo também será guardado em uma constante global para ser acessada nas gravações dos registros com as evidências de aprendizagem pela função que grava os registros com as evidências das aprendizagens.

Figura 26 - Esboço da tela mostrada durante o processo de instalação do jogo digital

Tela de instalação do jogo XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX

() Marque se você deseja que sejam instaladas as funcionalidades para avaliação das aprendizagens através desse jogo.

Insira o código do jogo para a avaliação das aprendizagens: ___ ___ ___

Função de inicialização da sessão do jogo digital (avalgame.initial)

Caso a instalação tenha sido pela opção de avaliação, essa função deverá exigir que, ao iniciar o jogo, o jogador insira um número que o identifique (pode ser a matrícula na instituição de ensino em que estuda) para que esse seja guardado como uma constante para ser um dos dados que comporão o registro com as evidências de aprendizagem. Nesse caso, também quando o jogador iniciar um jogo, essa função vai guardar a data de início e a hora de início, obtidas do sistema, como constantes que deverão ser gravadas em todos os registros, a serem gravados pela função seguinte com as evidências de aprendizagem. As especificações dos campos dessa função estão mostradas no Quadro 5.

Quadro 5 - Campos a serem gravados pela função de inicialização (avalgame.initial)

Campo	Tipo	Tamanho
Código do Jogador	Numérico	4
Data Início Jogo	Data	8
Hora Início Jogo	Hora	4

Fonte: Próprio autor.

Função para gravação dos registros com as evidências de aprendizagem (avalgame.comp)

Caso a instalação tenha sido pela opção de avaliação, essa função deverá possibilitar que o desenvolvedor do jogo possa chamá-la para sinalizar a ocorrência de alguma ação do jogador, evento ou estado do jogo em uma etapa, de uma fase pertinente a um nível de dificuldade do jogo.

Ao codificar a chamada a esta função, o desenvolvedor fará com que, a cada execução dela, seja gravado um registro no arquivo LogAEEJ_XXXXXX.DDDDDDDD_ HHHH.txt, com os campos mostrados no Quadro 6.

Quadro 6 - Layout do registro a ser gravado pelo agente inteligente de software com as evidências de aprendizagem durante o jogo digital

Campo	Tipo	Tamanho	Origem
Código do Jogador	Numérico	6	Constante que guarda o código fornecido pelo jogador em tela ao iniciar o jogo através da função <code>avalgame.initial</code>
Data Inicio Jogo	Data	8	Constante que guarda a data obtida do sistema no início do jogo através da função <code>avalgame.initial</code>
Hora Inicio Jogo	Hora	4	Constante que guarda a hora obtida do sistema no início do jogo através da função <code>avalgame.initial</code>
Código do Jogo Digital	Numérico	3	Constante que guarda o código do jogo criado na instalação
Nível do Jogo Digital	Numérico	2	Fornecido na chamada da função <code>avalgame.comp</code> pelo desenvolvedor do jogo de acordo com os níveis de dificuldade que ele está implementando o seu jogo.
Fase do Jogo Digital	Numérico	2	Fornecido na chamada da função <code>avalgame.comp</code> de acordo com as fases dentro de um nível de dificuldade que ele está implementando o seu jogo.
Etapa do Jogo Digital	Numérico	2	Fornecido na chamada da função <code>avalgame.comp</code> com as etapas dentro de uma fase de um nível de dificuldade que ele está implementando o seu jogo.
Tipo AEEJ	Texto	1	A – Ação, E – Estado e T - Evento
Código AEEJ	Numérico	3	Fornecido na chamada da função <code>avalgame.comp</code> . será um número sequencial estabelecido pelo desenvolvedor do jogo
Valor 1 AEEJ	Numérico	4	Valor que deverá ser somado ao valor padrão do AEEJ na apuração da aprendizagem
Valor 2 AEEJ	Numérico	4	Manter como zero para uso posterior.
Valor 3 AEEJ	Numérico	4	Manter como zero para uso posterior.
Número Sequencial do Registro	Numérico	5	Manter como zero (será utilizado apenas nos registros do monitoramento dos olhos)
Data Gravação	Data	8	Data obtida do sistema no momento da chamada da função <code>avalgame.comp</code>
Hora Gravação	Hora	4	Hora obtida do sistema no momento da chamada da função <code>avalgame.comp</code>
Nome do Arquivo que contém a imagem	Texto		Em branco

Fonte: Próprio autor.

7.3.2 Projeto de agentes de software para acionar captura de dados multimodais de dispositivos de monitoramento de dados psicofisiológicos dos jogadores

Como foi visto nos capítulos 2 e 5, dados multimodais dos alunos jogando podem ser utilizados como evidências para identificar se houve aprendizagens durante o jogar ou mesmo para identificar fatores que influenciaram nas aprendizagens. Para facilitar esta captura, o *framework* disponibiliza agentes inteligentes de software para acionar comandos de captura de dados de dispositivos de monitoramentos psicofisiológicos dos jogadores.

Vários desses agentes podem ser desenvolvidos e disponibilizados pelo *framework*, mas, inicialmente, para fazer parte do protótipo do *framework* projetou-se dois tipos de agentes: um para a captura de imagens do jogador jogando e outro para o monitoramento dos movimentos dos olhos do jogador.

As imagens do jogador jogando poderão ser utilizadas para a identificação das expressões faciais dos jogadores, durante o jogar, e estas poderão ser associadas aos seus estados emocionais que predispõem, ou não, ao aprendizado (URIBE-QUEVEDO; ALVES, 2015).

Os registros dos movimentos dos olhos dos jogadores poderão servir como fonte de informações sobre a atenção de um indivíduo e suas aprendizagens durante o jogar de um jogo digital (LAI et al., 2013).

Agente inteligente de software para captura de imagens do jogador jogando

As imagens do jogador jogando poderão servir para uma análise visual direta dos professores para verificar o engajamento dos alunos durante o jogo e para serem processadas em um módulo de tratamento dos dados coletados, para classificação de suas expressões faciais (PEREIRA-JR; DE SOUZA; DE MENEZES, 2016^a, 2018).

Um agente de captura das imagens está disponível no *framework* para que os desenvolvedores de jogos incluam em seus jogos o acionamento das *webcams* do computador para que as imagens dos jogadores sejam capturadas em momentos importantes do jogo tais como: o início do jogo; o início e o fim de um nível, uma fase ou uma etapa do jogo; um encontro com um NPC (*Non Personal Character*); um momento que exige muita atenção, etc. Cada vez que o agente é chamado ela deverá gravar:

- Um arquivo, em uma pasta “diretório corrente /imagensjogadores” com a imagem do tipo PNG do jogador jogando com o seguinte título:

I-Y-Z-ddmmaahhmm.raw.png

onde:

I = de imagem

Y = Código do jogador (que ele informou quando iniciou o jogo)

Z = Número sequencial da imagem (1,2,3, ...). Recomeça de 1 para cada novo jogador

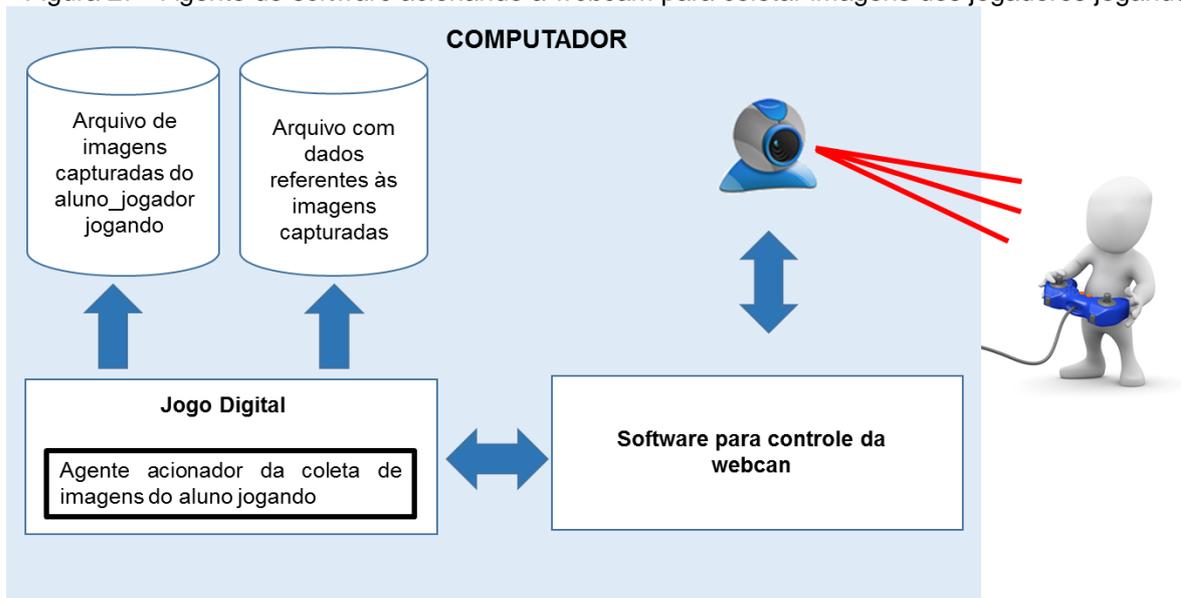
ddmmaa = dia + mês + últimos dígitos do ano

hhmm = hora + minuto

- Para cada imagem gravada o agente deverá incluir um registro no arquivo TXT no formato do Quadro 6, que será utilizado, posteriormente, para se gravar o código da expressão facial identificada por uma rede neural *deep learning*. Nesse registro o campo Tipo AEEJ = ‘T’ (T= evidencia estado do jogo), o campo Código AEEJ = ‘900’ (significa registro de uma expressão facial) e no campo Valor 1 AEEJ será gravado o número indicador da expressão facial que será identificada posteriormente através do processamento da imagem que está no arquivo com rótulo gravado no campo ‘Nome do Arquivo que contém a imagem’.

A Figura 27 mostra o uso do agente para capturar as imagens de um jogador jogando que servirão posteriormente como base para a identificação das suas expressões faciais em determinados momentos do jogo.

Figura 27 - Agente de *software* acionando a *webcam* para coletar imagens dos jogadores jogando



Fonte: Próprio autor.

Agente para acionar um dispositivo de monitoramento dos movimentos dos olhos de um jogador

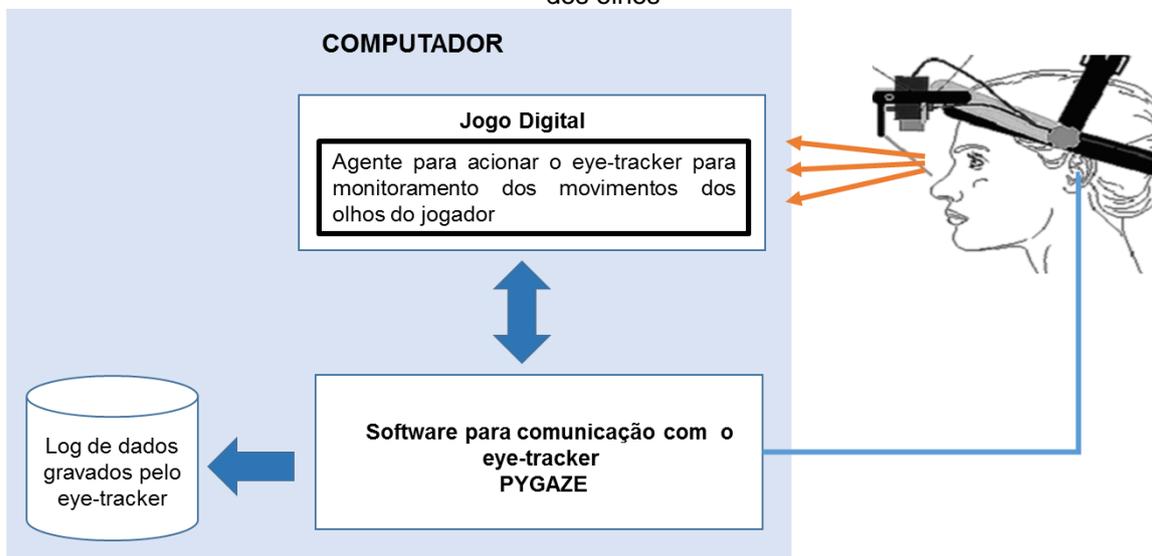
Na literatura da Neurociência encontram-se teorias que associam a aprendizagem do ser humano aos movimentos de seus olhos (LAI et al., 2013). Com base nessas teorias, o método de rastreamento dos movimentos dos olhos tem despontado como um canal promissor para que os educadores possam avaliar as aprendizagens de seus alunos. O procedimento mais largamente utilizado para monitoramento das atividades oculares de um indivíduo é aquele em que se utiliza um aparelho denominado de *eye-tracker* que, através de uma luz infravermelha refletida no olho humano, consegue identificar e gravar, em um computador, dados sobre os movimentos dos olhos de quem está utilizando-o (BARRETO, 2012).

Com base nos conhecimentos obtidos na revisão da literatura sobre o assunto, principalmente naqueles obtidos em trabalhos correlatos, foi feita uma análise de quais os possíveis significados tanto dos dados que poderiam ser coletados por um *eye-tracker* de um jogador jogando, quanto dos dados que poderiam ser gerados a partir deles (PEREIRA-JR; DE MENEZES; DE SOUZA, 2017). Estendeu-se essa análise para abranger também os possíveis usos dessas informações pelos professores no processo de avaliação das aprendizagens, conforme está mostrado no ANEXO B.

Propôs-se então um agente inteligente de *software*, que ficará disponível no *framework* para que os desenvolvedores incluam chamadas a ele em seus jogos digitais, chamadas essas para acionar os dispositivos de monitoramento dos movimentos dos olhos. A Figura 28 mostra um agente de *software* acionando o dispositivo de monitoramento dos movimentos dos olhos e gravando um arquivo *log* com dados sobre os movimentos dos olhos.

O Quadro 6 mostra o *layout* dos registros que devem ser gravados pelo agente que aciona o dispositivo para monitoramento dos olhos para coletar dados das fixações e/ou piscadelas, que levarão a informações relativas aos aprendizados. Neste caso, os registros terão os seguintes preenchimentos de campos: Tipo AEEJ = 'A' (A = ação do jogador), Código AEEJ = '951' (código para fixações) e '952' (código para piscadelas), Valor 1 AEEJ = coordenada X da Fixação, Valor 2 AEEJ = coordenada Y da Fixação, Valor 3 AEEJ = número de piscadelas ou zero para monitoramento exclusivo das fixações.

Figura 28 - Agente inteligente de *software* acionando o dispositivo de monitoramento dos movimentos dos olhos



Fonte: Próprio autor.

7.4 AGENTE INTELIGENTE DE SOFTWARE PARA ADAPTAÇÃO DO JOGO AO PERFIL DO JOGADOR

Conforme foi visto no capítulo 2, um dos principais desafios no uso de jogos digitais para a aprendizagem está em prover um equilíbrio adequado entre a motivação para jogar e as atividades de aprendizado (VAN ECK, 2006). Para que isso aconteça, devem ser considerados vários pontos desde o projeto do jogo digital, seu desenvolvimento, sua utilização no ensino e até a avaliação das aprendizagens obtidas através dele. Uma das formas de atender a esse requisito é a de utilizar os resultados das performances dos alunos que já jogaram o jogo para equilibrar os desafios impostos pelo jogo para um novo jogador.

No protótipo do *framework* objeto deste trabalho foi projetado um agente que é chamado logo após o aluno-jogador se identificar para o jogo (Figura 29). Tal agente então consultará um arquivo de resultados de sessões anteriores do jogo para verificar se tal aluno-jogador jogou anteriormente e, se isto aconteceu, ele determinará qual será o nível de dificuldade que o jogo disponibilizará para o jogador na nova sessão de jogo. Caso o jogador nunca tenha jogado, o agente obterá o nível do jogador, em sua primeira sessão de jogo, a partir de seu registro de cadastro na tabela “Jogadores” da base de dados de avaliação das aprendizagens ECD_J. Essa classificação inicial dada ao jogador é feita durante o seu cadastramento usando-se um classificador que consulta uma base de classificação obtida pela utilização de uma máquina de aprendizagem processando registros dos resultados de jogadores que utilizaram o jogo digital anteriormente.

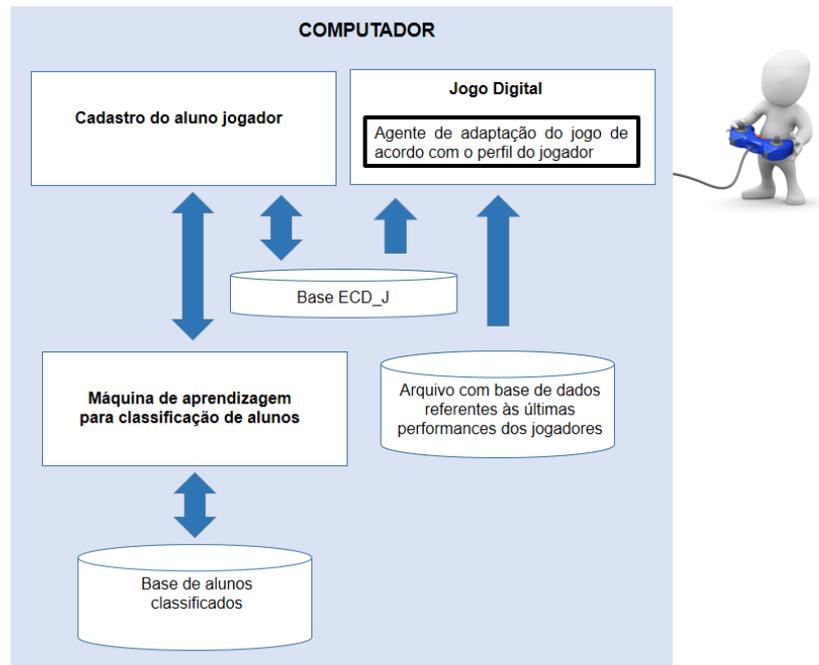
7.5 MÓDULO DE SOFTWARE PARA TRATAMENTO DOS DADOS COLETADOS E INTEGRAÇÃO DE REGISTROS EM FORMATO PADRÃO

Os dados coletados com evidências de aprendizagem nem sempre estão prontos para serem submetidos a processamentos de análise que gerem as informações necessárias às avaliações das aprendizagens. Antes de usar os dados coletados para análises, muitas vezes são necessários um ou vários dos seguintes processamentos:

limpeza, uniformização, integração, transformação, redução, identificação, agregação e consolidação (HAN; PEI; KAMBER, 2011; ROMERO; VENTURA, 2007).

O propósito desse módulo é o de prover tratamento dos dados obtidos na coleta de dados para que eles possam ser processados pelas ferramentas de análise a serem utilizadas para avaliações das aprendizagens.

Figura 29 - Agente inteligente de software para adaptação do jogo ao perfil do jogador



Fonte: Próprio autor.

Considerando os dados propostos para serem coletados no módulo de coleta de dados do *framework*, propôs-se para este módulo os seguintes tratamentos de dados:

- apuração das aprendizagens a partir dos registros com as evidências de aprendizagem obtidas pelo agente que monitora as ações dos jogadores, eventos e estados do jogo;
- acúmulo das evidências de aprendizagem em uma base histórica para serem processadas através da utilização de técnicas de mineração de dados;
- geração de arquivo com registros no Formato xAPI para disponibilização dos resultados de experiências de aprendizagens a serem alimentadas em portfólios de aprendizagem dos jogadores na nuvem;

- processamento das imagens dos jogadores jogando para obter as expressões faciais que demonstrem suas emoções. As imagens dos jogadores jogando podem ser processadas utilizando-se algoritmos de aprendizagem que identificam expressões faciais. Após a identificação de cada expressão facial, o registro padrão com dados referentes àquela expressão facial capturada será atualizado com o código do tipo de expressão facial identificada (Exemplos: 1 para feliz, 2 para triste);
- processamento dos dados gravados pelo monitoramento dos movimentos dos olhos dos jogadores. Esses dados podem ser processados para se obter informações sobre facilidades ou dificuldades de aprendizagem dos alunos e até partes do jogo onde deve-se verificar a necessidade de se alterar o seu *design* ou mesmo a forma de avaliação das aprendizagens.

O ANEXO A mostra um diagrama de casos de uso com as funcionalidades previstas para o Módulo de Tratamento de Dados Coletados.

7.5.1 Apuração das evidências de aprendizagens, acumulação dos registros com evidências em uma base histórica e geração de registros de aprendizagem xAPI

Os registros das evidências de cada jogador do Quadro 6 deverão ser lidos e, para cada um, deverá ser consultada a tabela “Composição das Aprendizagens por AEEJ’s” (ANEXO A), que relaciona as aprendizagens às evidências capturadas de ações do jogador, eventos e estados de jogo (AEEJ’s), para verificar se tal AEEJ contribui para a aprendizagem. Se ela contribui, o valor que vem no registro da evidência deverá ser operado para apuração da aprendizagem, ou, se não houver um valor no registro, deverá ser operado o valor padrão que está na tabela. A operação, de acordo com o estabelecido na tabela pode ser uma das quatro operações algébricas ou mesmo expressões matemáticas. Um registro de evidência AEEJ pode contribuir para mais de uma aprendizagem. Ao final da apuração das aprendizagens através dos registros de um aluno, tais registros, com as suas aprendizagens, vão ser

gravados na base de dados ECD_J. O Quadro 7 com o *layout* desses registros é mostrada a seguir.

Quadro 7 - Layout dos registros da tabela das aprendizagens apuradas por aluno e por sessão de jogo que é inserido na base ECD_J

Campo	Tipo	Tamanho	Origem
Código do Jogador	Numérico	6	Obtido do registro do arquivo LogAEEJ_XXXXXX.DDDDDDDD_HHHH.txt
Data Início Jogo	Data	8	Obtido do registro do arquivo LogAEEJ_XXXXXX.DDDDDDDD_HHHH.txt
Hora Início Jogo	Hora	4	Obtido do registro do arquivo LogAEEJ_XXXXXX.DDDDDDDD_HHHH.txt
Código do Jogo Digital	Numérico	3	Obtido do registro do arquivo LogAEEJ_XXXXXX.DDDDDDDD_HHHH.txt
Tipo da Aprendizagem	Numérico	2	Obtido da Base de Dados ECD_J (populada no Projeto da Avaliação)
Código da Aprendizagem	Numérico	2	Obtido da Base de Dados ECD_J (populada no Projeto da Avaliação)
Valor da Aprendizagem	Numérico	2	Se o campo do arquivo TXT de entrada com evidências de aprendizado estiver preenchido, vale este campo para ser operado, senão usa-se o valor padrão da tabela Composição Aprendizagens versus AEEJ da Base de Dados de Projeto da Avaliação conforme ANEXO A,

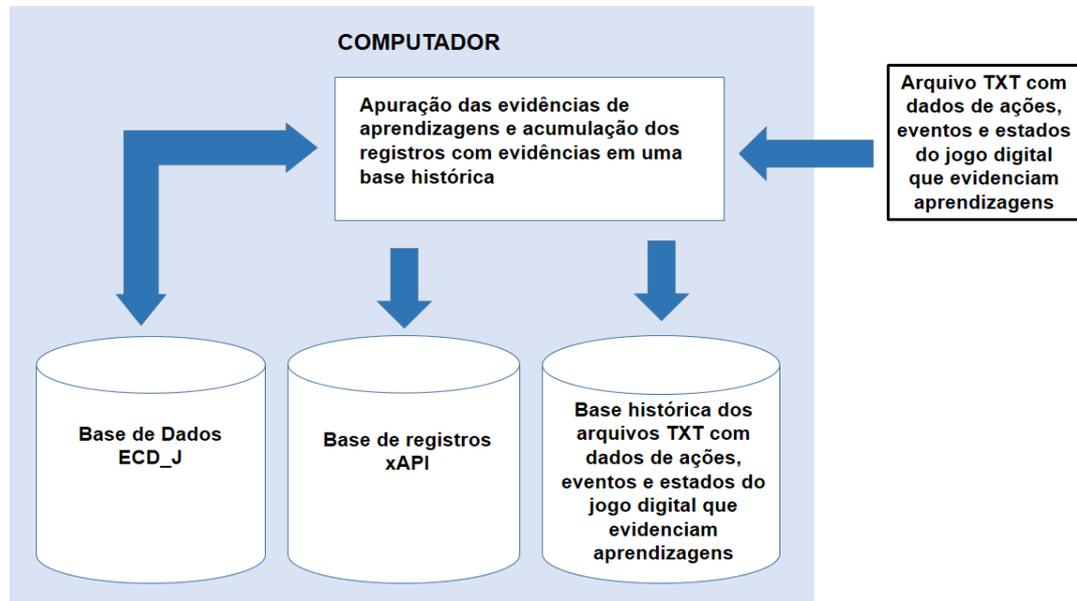
Fonte: Próprio autor.

Além disso, todos os registros com as evidências deverão ser acumulados em uma base histórica para serem utilizados em futuras análise através de algoritmos de mineração de dados para se obter: regressões, classificações, clusters e associações que ajudem as avaliações das aprendizagens dos jogadores.

A Figura 30 mostra um diagrama com o processamento para apuração dos registros com as evidências de aprendizagens em jogos digitais em uma tabela da base de dados ECD_J e o acúmulo dos registros com tais evidências em uma base de dados histórica. Nessa figura também é mostrada a gravação de um registro do tipo xAPI que visa disponibilizar os resultados de uma sessão de um jogador em um jogo digital como experiência a ser compartilhada através da *web*.

A Figura 31 mostra um modelo de registro xAPI a ser gravado pelo *framework*, quando o jogador “João da Silva” jogou o jogo digital “TransitoLegal” e obteve sucesso no jogo.

Figura 30 - Diagrama da consolidação das evidências de aprendizagens em jogos digitais, acumulação dos registros e geração de registros das experiências do jogar



Fonte: Próprio autor.

Figura 31 - Exemplo de registro xAPI a ser gravado pelo *framework*

```
{
  "actor": {
    "objectType": "Agent",
    "name": "Joao da Silva",
    "mbox": "mailto:joaodasilva@ufes.ppgi.edu"
  },
  "verb": {
    "id": "http://activitystrea.ms/schema/1.0/",
    "display": {
      "en-US": "inicates the player play and won in the game trasitolegal"
    }
  },
  "object": {
    "objectType": "Activity",
    "id": "http://ufes.ppgi.edu//jogodigital/transitolegal",
    "definitio": {
      "name": {
        "en-US": "Transito Legal",
      },
      "description": {
        "en-US": "Este é um jogo para treinar regras do transito brasileiro",
      }
    }
  }
}
```

Fonte: Próprio autor.

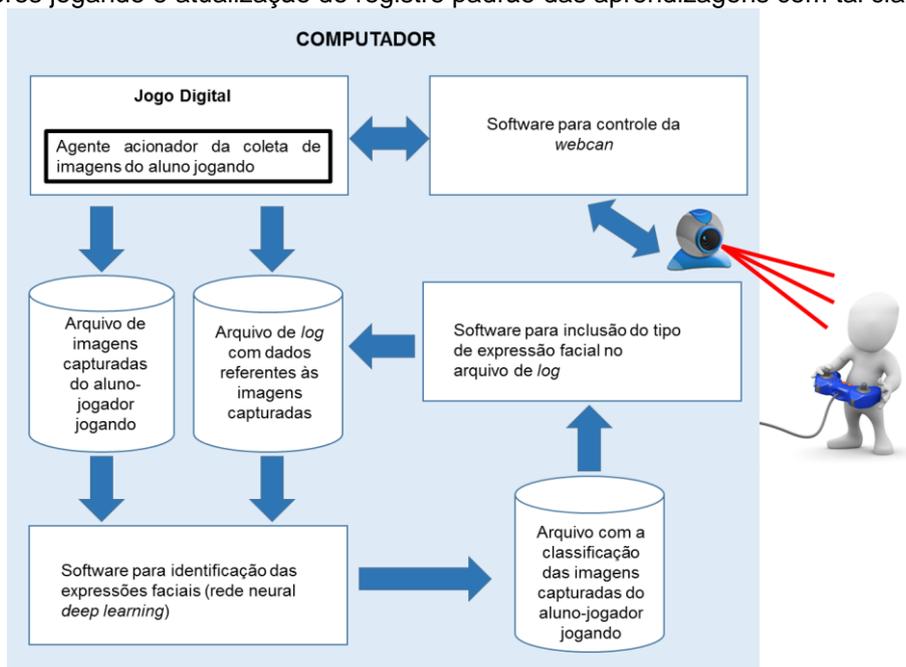
7.5.2 Processamento das imagens dos jogadores jogando para obter as expressões faciais que demonstrem suas emoções

Conforme relatado na seção 2.5.3, as redes neurais artificiais têm sido aplicadas com sucesso nos mais diversos problemas de reconhecimento de imagens tais como: reconhecimento de faces, reconhecimento de expressões faciais, reconhecimento de gestos, entre outros.

Para atendimento a esta parte do módulo de tratamento de dados, propôs-se a utilização de uma rede neural *deep learning* pré-treinada para classificar as imagens gravadas do jogador jogando, por um agente implantado no jogo, dentre uma das 6 (seis) expressões faciais que serão utilizadas, mais tarde, pelos professores, para avaliar os estados emocionais dos jogadores durante o jogo para a verificar se tais estados emocionais podem ter influenciado em suas avaliações.

Após a classificação pela rede neural o código da expressão será colocado no registro dos AEEJ no campo “Valor 1 AEEJ”. A Figura 32 mostra o processamento que será realizado. O Quadro 6 mostra o registro que será gravado na base histórica após o processamento.

Figura 32 - Diagrama do processamento para classificação das imagens com expressões faciais dos jogadores jogando e atualização do registro padrão das aprendizagens com tal classificação



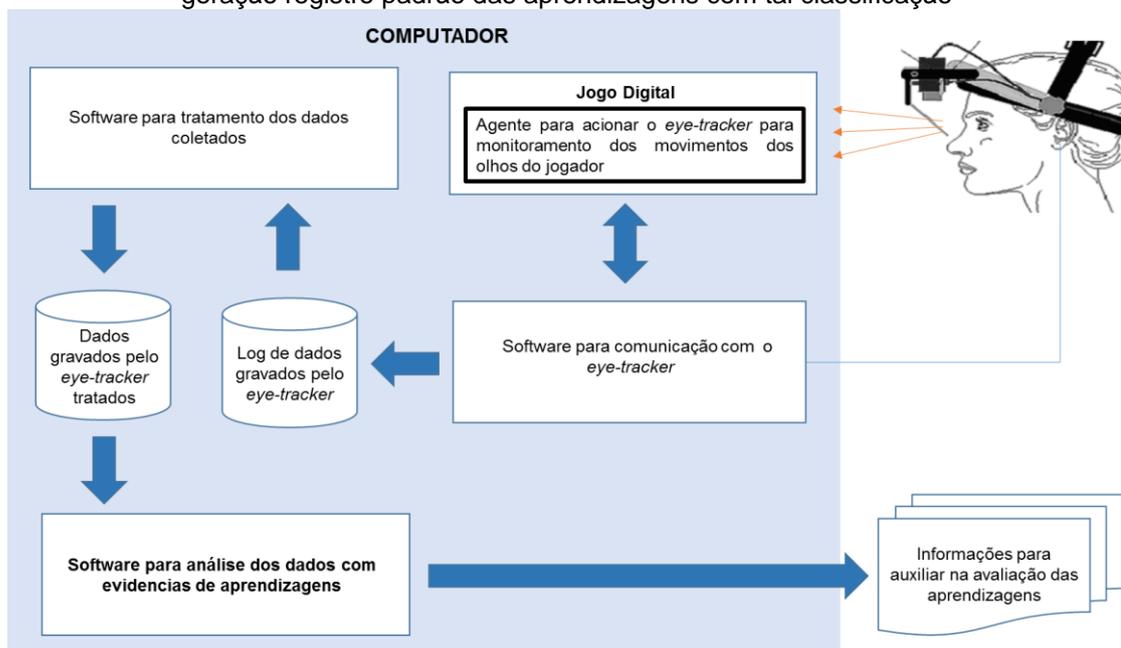
Fonte: Próprio autor.

7.5.3 Processamento dos dados gravados pelo monitoramento dos movimentos dos olhos dos jogadores

A maioria das pesquisas sobre o monitoramento dos movimentos dos olhos relatam que existem mais de dez movimentos dos olhos humanos, mas, dentre eles, 4 (quatro) destacam-se como os mais importantes para estudos de aprendizagem: as fixações, quando os olhos se concentram em um ponto, as sacadas, movimentos entre essas fixações, o piscar dos olhos e o tamanho da pupila (STRANDVALL, 2009). Desses movimentos, os dispositivos do tipo *eye-tracker* podem obter os seguintes dados: as posições das fixações e os tempos de suas durações, o número de piscadas por segundo e o diâmetro da pupila. A partir desses dados coletados, outros dados, interessantes para os estudos das aprendizagens, podem ser gerados, tais como: as sequências das fixações, as frequências das fixações em uma determinada posição, o lapso de tempo entre duas fixações, velocidades em que se muda de uma fixação para outra, etc. A Figura 33 mostra o processamento que será realizado. O

Quadro 8 detalha os processamentos que deverão ser realizados com os dados capturados para se obter informações relevantes para as avaliações das aprendizagens.

Figura 33 - Diagrama do processamento dos dados dos movimentos dos olhos do jogador jogando e geração registro padrão das aprendizagens com tal classificação



Fonte: Próprio autor.

Quadro 8 - Processamentos dos dados capturados dos movimentos dos olhos do jogador para a avaliação das aprendizagens baseadas em jogos digitais

Para Análise de:	Processamentos para Apuração da Informação		
Sequência das fixações em uma tela.	Ordenar as fixações por código do jogo, código do jogador, sessão do jogo (data de início do jogo e hora de início), código do nível, código da fase, código da etapa e pelo número sequencial do registro.	Em cada nível, fase, etapa de uma sessão de um jogador em um jogo, dividir a tela em partes (por exemplo quadrantes, octantes, decaesextavantes, etc.,).	Gravar a ordem de fixações de acordo com as partes da tela, identificadas no passo anterior.
Frequência das fixações em uma tela.			Calcular e Gravar as frequências de fixações por partes da tela, identificadas no passo anterior.
Fixações com piscadelas rápidas após demoradas	Ordenar as fixações por código do jogo, código do jogador, sessão do jogar (data de início do jogo e hora de início), código do nível código da fase, código da etapa e pela posição X, Y da fixação	Para cada posição X, Y (e variações com um delta no eixo X ou no Y), identificar registros com piscadelas rápidas após lentas.	Gravar posições X, Y onde tal situação ocorre.
Alta duração de fixações em um local da tela com assuntos não complexos	Ordenar as fixações por código do jogo, código do jogador, sessão do jogar (data de início do jogo e hora de início), código do nível código da fase, código da etapa e pelo número sequencial do registro.	Somar os tempos das fixações em sequência nas mesmas coordenadas X, Y (e variações com um delta no eixo X ou no Y).	Selecionar e Gravar aquelas coordenadas com fixações com alta duração (este tempo será definido de acordo com o jogo usado),
Tempo para começar a primeira fixação em uma tela	Selecionar registro com a primeira fixação.	Comparar tempo da gravação da primeira fixação com o tempo do início do jogo.	Avaliar se a primeira fixação foi demorada (por exemplo, mais que 5 segundos).
Frequência do piscar dos olhos em uma fixação	Ordenar as piscadelas por código do jogo, código do jogador, sessão do jogar (data de início do jogo e hora de início), código do nível código da fase, código da etapa e pelo número sequencial do registro.	Classificar os registros em piscadelas rápidas e lentas, de acordo com parâmetros estabelecidos para cada jogo.	

Fonte: Próprio autor.

7.6 RELATÓRIOS E GRÁFICOS PARA ANÁLISE DAS APRENDIZAGENS, INCLUINDO O USO DE TÉCNICAS DE MINERAÇÃO DE DADOS

Este módulo propicia ferramentas para que os professores possam analisar os dados coletados e tratados para, a seguir, com base nos resultados de suas análises,

fazerem recomendações e intervenções, promoverem adaptações e personalizações nos jogos digitais, além de fornecer *feedback*s para os alunos.

Nessa primeira instância do *framework* foram disponibilizados apenas alguns relatórios que utilizam processamentos básicos tais como ordenação e tabulação de dados e outros que utilizam ferramentas de mineração de dados, do tipo máquinas de aprendizagem, para obtenção de padrões de aprendizagem, “clusterização” das evidências de aprendizagem e classificação de dados obtidos de evidências de aprendizagens obtidas dos jogadores jogando. Os relatórios inicialmente disponibilizados pelo *framework* servirão para que os professores possam:

- avaliar as aprendizagens e o desenvolvimento das competências individuais dos alunos;
- identificar progressos nas aprendizagens;
- fazer previsões sobre desempenhos futuros e detectar problemas potenciais no ensino e na própria avaliação;
- avaliar os próprios critérios de avaliação de forma que os níveis de exigência ou mesmo dos percentuais de contribuição estimados das aprendizagens para as competências precisam ser sintonizados.

Nesse módulo também será criado um classificador que será usado para adaptar os níveis dos jogos ao perfil inicial dos jogadores.

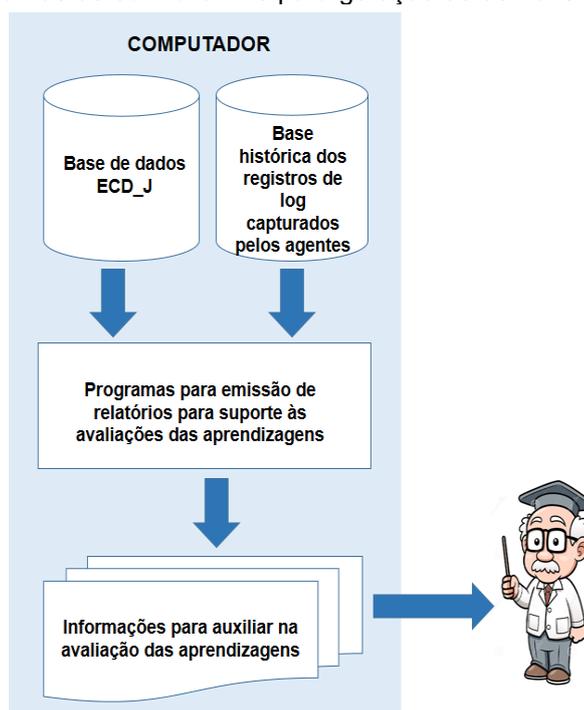
O diagrama de caso de uso no ANEXO A mostra o projeto funcional para emissão dos demonstrativos implantados nessa primeira instância do protótipo do *framework*.

Como visto na seção 7.5, para facilitar a utilização de ferramentas para emissão de relatórios, mineração de dados e gráficos, foi padronizado um único formato de registros das evidências de aprendizagem a partir de dados multimodais. Assim, a partir da base de dados ECD_J e da base histórica dos registros de log das evidências de aprendizagem, diferentes demonstrativos, relatórios e gráficos podem ser gerados para auxiliar os professores a atingir seus objetivos de avaliação das aprendizagens sem a necessidade de eles terem conhecimentos extensivos de programação e das técnicas de análise de dados. A Figura 34 mostra um diagrama ilustrando tais possibilidades.

A futura expansão dos demonstrativos gerados por esse módulo deverá propiciar que os professores possam também:

- avaliar performances de turmas e subconjuntos de alunos nas turmas, escolas e do universo de jogadores do jogo;
- monitorar curvas de aprendizagens;
- descobrir padrões de aprendizagem existentes;
- avaliar o próprio jogo digital como ferramenta pedagógica, identificando onde os alunos-jogadores falham mais vezes na interação com o jogo ou mesmo perdem tempo com elementos irrelevantes para o aprendizado;
- avaliar os próprios critérios de avaliação de forma que os níveis de exigência ou mesmo dos percentuais de contribuição estimados das aprendizagens para as competências precisam ser sintonizados.

Figura 34 - Uso de programas de *software* livre para geração de demonstrativos, relatórios e gráficos



Fonte: Próprio autor.

Os modelos dos relatórios implementados na primeira instância do protótipo do *framework* são mostrados nas seguintes figuras: Figura 35, Figura 36, Figura 37, Figura 38, e Figura 39. As especificações utilizadas para produzi-los são mostradas no ANEXO C.

Relação das aprendizagens por aluno-jogador, mostrando a sua evolução no tempo

Figura 35 - Modelo da relação das aprendizagens por aluno-jogador, mostrando a sua evolução no tempo

Relação das Aprendizagens por Aluno-Jogador - Evolução			
Data Jogo	Hora Jogo	Pontuação	Nível
Nome do Aluno : X		X	
Aprendizagem : X		X	
dd-mm-aaaa	hh:mm	nnnn	ABABABABABABABAB
dd-mm-aaaa	hh:mm	nnnn	ABABABABABABABAB
dd-mm-aaaa	hh:mm	nnnn	ABABABABABABABAB
dd-mm-aaaa	hh:mm	nnnn	ABABABABABABABAB
dd-mm-aaaa	hh:mm	nnnn	ABABABABABABABAB
Aprendizagem : X		X	
dd-mm-aaaa	hh:mm	nnnn	ABABABABABABABAB
dd-mm-aaaa	hh:mm	nnnn	ABABABABABABABAB
dd-mm-aaaa	hh:mm	nnnn	ABABABABABABABAB
dd-mm-aaaa	hh:mm	nnnn	ABABABABABABABAB
dd-mm-aaaa	hh:mm	nnnn	ABABABABABABABAB
Nome do Aluno : X		X	
Aprendizagem : X		X	
dd-mm-aaaa	hh:mm	nnnn	ABABABABABABABAB
dd-mm-aaaa	hh:mm	nnnn	ABABABABABABABAB
dd-mm-aaaa	hh:mm	nnnn	ABABABABABABABAB
dd-mm-aaaa	hh:mm	nnnn	ABABABABABABABAB
dd-mm-aaaa	hh:mm	nnnn	ABABABABABABABAB
dd-mm-aaaa	hh:mm	nnnn	ABABABABABABABAB
Nome do Aluno : X		X	
Aprendizagem : X		X	
dd-mm-aaaa	hh:mm	nnnn	ABABABABABABABAB
dd-mm-aaaa	hh:mm	nnnn	ABABABABABABABAB
dd-mm-aaaa	hh:mm	nnnn	ABABABABABABABAB
dd-mm-aaaa	hh:mm	nnnn	ABABABABABABABAB
dd-mm-aaaa	hh:mm	nnnn	ABABABABABABABAB
Aprendizagem : X		X	
dd-mm-aaaa	hh:mm	nnnn	ABABABABABABABAB
dd-mm-aaaa	hh:mm	nnnn	ABABABABABABABAB
dd-mm-aaaa	hh:mm	nnnn	ABABABABABABABAB
dd-mm-aaaa	hh:mm	nnnn	ABABABABABABABAB
dd-mm-aaaa	hh:mm	nnnn	ABABABABABABABAB
dd-mm-aaaa	hh:mm	nnnn	ABABABABABABABAB
dd-mm-aaaa	hh:mm	nnnn	ABABABABABABABAB

Fonte: Próprio autor.

Relação do desenvolvimento das competências dos alunos

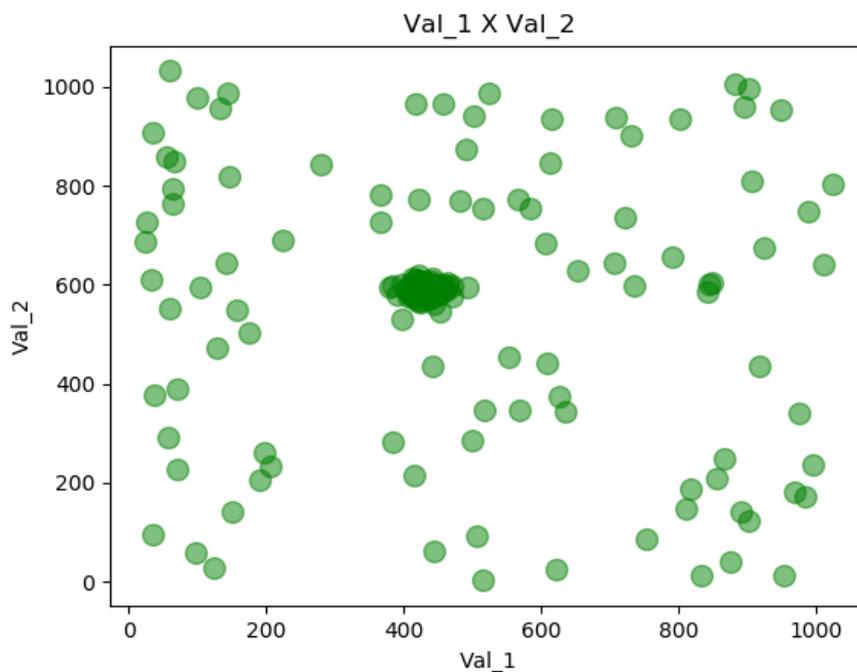
Figura 36 - Modelo da relação do desenvolvimento das competências dos alunos

Relação das competências adquiridas pelo aluno	
Nome do Aluno : X-----X	
Competência	Nível
X-----X	X-----X
X-----X	X-----X
X-----X	X-----X
Nome do Aluno : X-----X	
Competência	Nível
X-----X	X-----X
Nome do Aluno : X-----X	
Competência	Nível
X-----X	X-----X

Fonte: Próprio autor.

Gráfico de saturação das fixações por tela de um nível/fase/etapa do jogo

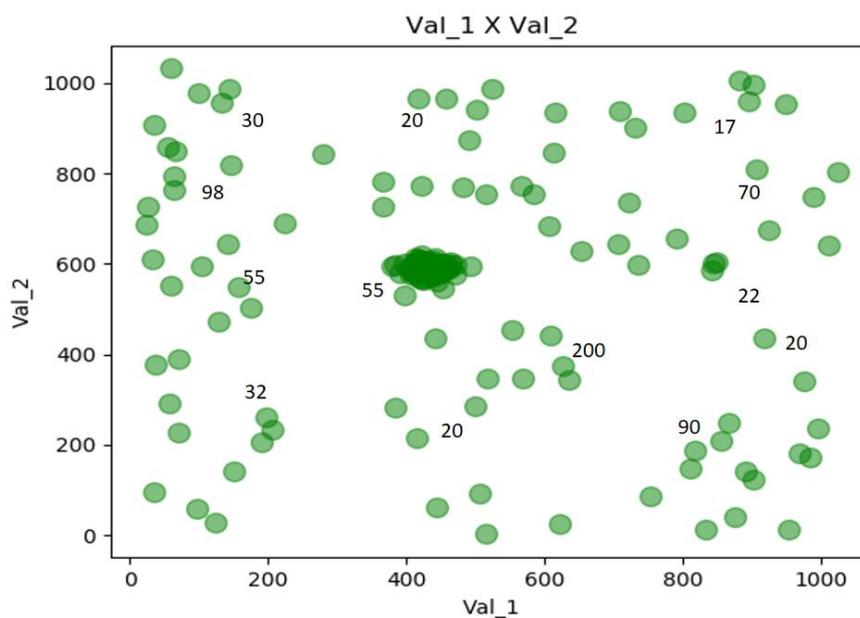
Figura 37 - Modelo do gráfico de saturação das fixações por tela de uma tela do jogo



Fonte: Próprio autor.

Gráfico com o número de piscadelas por coordenada x-y de um nível/fase/etapa do jogo

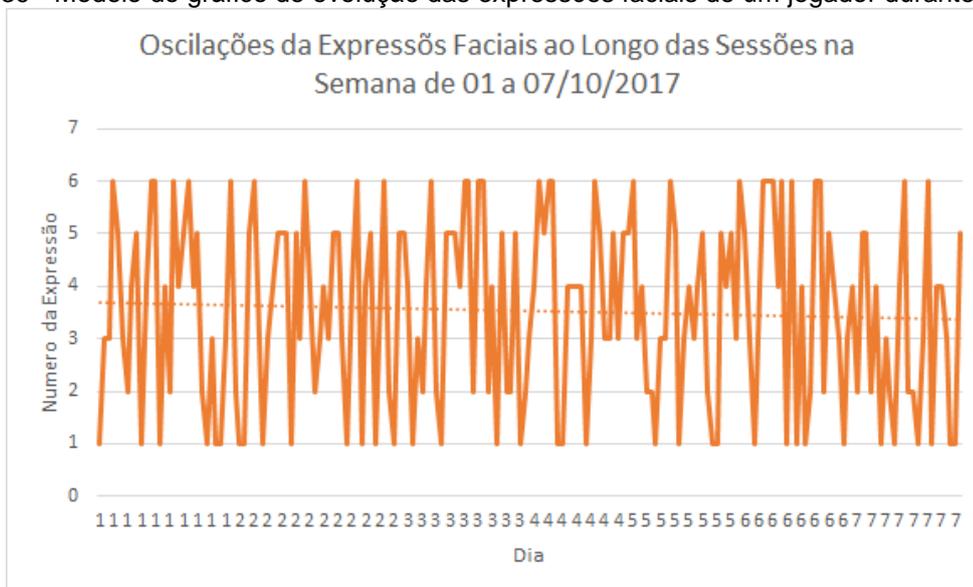
Figura 38 - Modelo do gráfico com o número de piscadelas por coordenada x-y de uma tela do jogo



Fonte: Próprio autor.

Gráfico de evolução das expressões faciais de um jogador durante um jogo

Figura 39 - Modelo do gráfico de evolução das expressões faciais de um jogador durante um jogo



Fonte: Próprio autor.

7.7 MÓDULO PARA MINERAÇÃO DE DADOS HISTÓRICOS

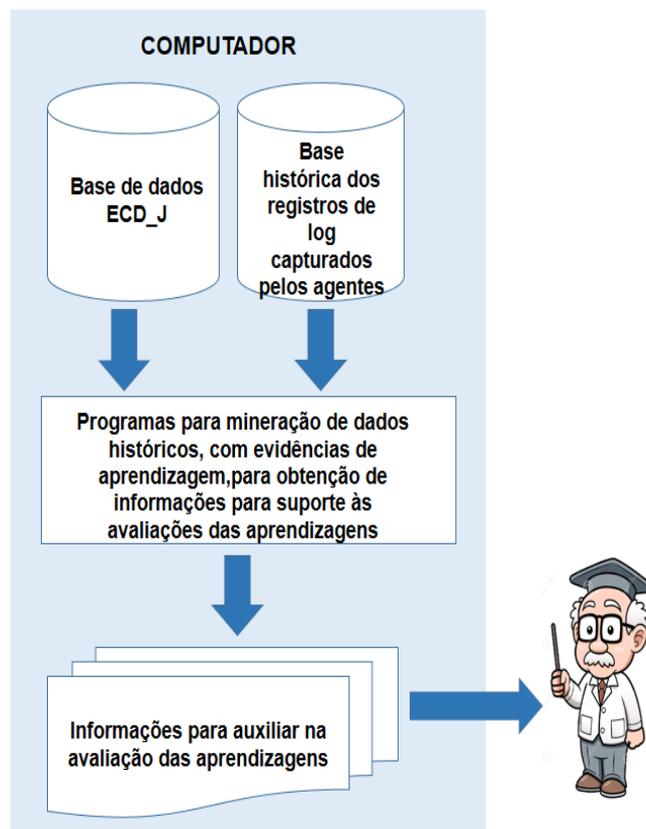
Conforme foi visto na seção 2.6 a mineração de dados educacionais é um campo fértil para que os educadores possam fazer avaliações das aprendizagens principalmente para que eles possam promover melhorias nos processos de ensino e de avaliação. Para isso, a proposta para este módulo é a de se utilizar programas de mineração de dados para processar dados base de dados histórica dos registros com dados coletados a partir de diversas dispositivos, já tratados e formatados de acordo com um *layout* padrão, conjugados com dados cadastrais da base ECD_J (Figura 40).

A aplicação dos programas executando os algoritmos de mineração de dados sobre as referidas bases podem auxiliar os educadores em:

- **Predição:** para obtenção prévia da possibilidade de um aluno ter dificuldades de aprendizagem em um tipo de jogo ou conteúdo, baseado em performances anteriores de jogadores que tenham o mesmo perfil dele;

- **Agrupamento** (*clustering*): para identificar grupos de alunos-jogadores de acordo com as suas performances nos jogos;
- **Associação**: para identificar relações do tipo $X \rightarrow Y$ onde o Y pode ser o fracasso em uma disciplina veiculada por meio de um jogo digital;
- **Identificação de Padrões**: por exemplo, para encontrar como fracassos de alunos em avaliações podem ser seguidos da evasão de uma disciplina;
- **Análise de Outliers**: consiste em identificar alunos que mostram desempenho notáveis e/ou padrões de soluções de problemas inovadoras na utilização dos jogos digitais.

Figura 40 - Mineração de dados históricos das aprendizagens em jogos digitais



Fonte: Próprio autor

Após diversas pesquisas, optou-se por não desenvolver nenhuma ferramenta específica para mineração de dados educacionais baseados em jogos digitais e, apenas, testar e recomendar uma ou mais ferramentas deste tipo dentre as diversas existentes na *web* para *download* e uso gratuito (JOVIC; BRKIC; BOGUNOVIC, 2014).

Este módulo terá uma apresentação panorâmica das possibilidades de utilização da mineração de dados em dados coletados das utilizações dos alunos-jogadores utilizando jogos digitais como ferramentas pedagógicas, *links* para um ou mais *softwares* gratuitos para mineração de dados, disponíveis para *download* na *web*, além dos respectivos manuais de utilização, além dos *links* para *download* dos *softwares*.

7.8 MÓDULO PARA ADAPTAÇÃO DOS NÍVEIS DE APRENDIZAGENS E COMPETÊNCIAS E DOS PERCENTUAIS DE CONTRIBUIÇÃO

A adaptabilidade de uma ferramenta pedagógica é imprescindível para que o professor se sinta no controle e, conseqüentemente, confortável e seguro de estar usando critérios e pesos adequados (BAKER et al., 2006). Um processo de avaliação nem sempre se mostra adequado em suas primeiras versões e aplicações. Os resultados de uma avaliação também servem para que o professor promova ajustes nela. Com base nos resultados observados através dos recursos tais como os descritos na seção 7.6, o professor poderá promover ajustes tanto no próprio jogo como ferramenta pedagógica como na sistemática de avaliação.

Como a metodologia de avaliação ECD_J propõe níveis e percentuais de contribuição, fica fácil que um professor faça os ajustes necessários para calibrar a avaliação.

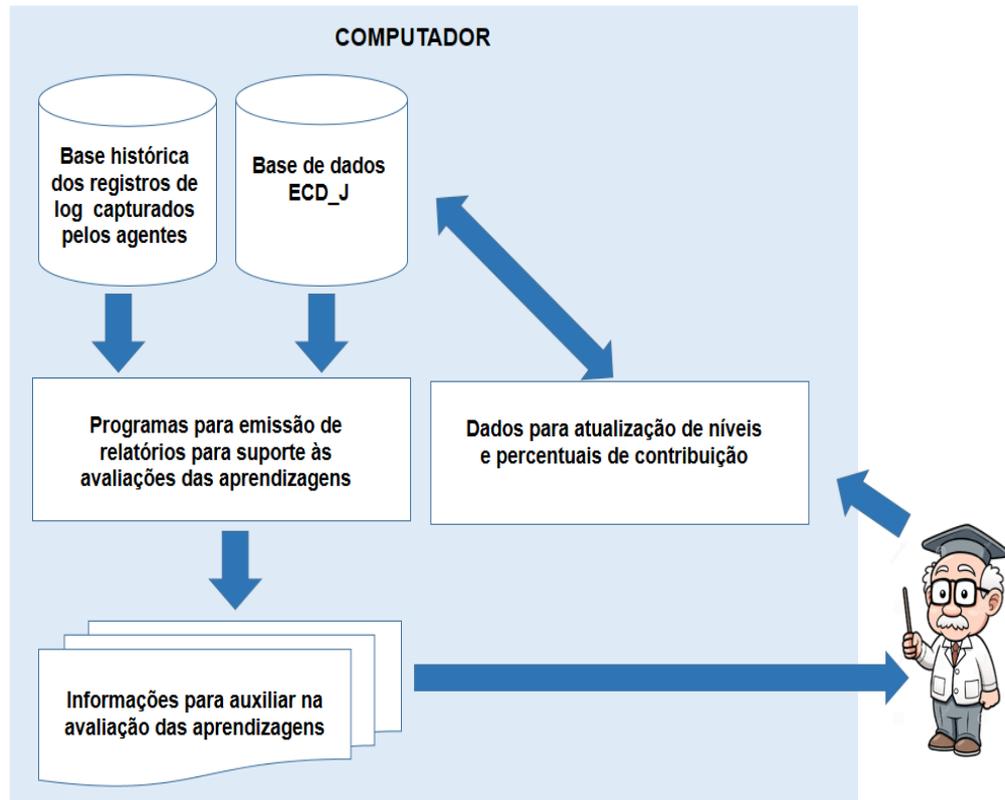
Por exemplo, se ele considerou que um AEEJ registrado em um registro de log não é tão relevante para a sua avaliação, ele poderá excluí-lo da tabela dos AEEJs versus Aprendizagens ou mesmo diminuir o seu percentual de contribuição para uma ou mais aprendizagens,

Também, se ele entender que uma aprendizagem contribui mais ou menos para o desenvolvimento de uma competência, o percentual de contribuição daquela aprendizagem na competência poderá ser ajustado a um valor mais realístico.

Também, se a gradação dos valores dos níveis de classificação dos alunos em termos de aquisição de uma competência ou uma aprendizagem estiverem excessivamente rigorosos ou excessivamente brandos, esses valores podem ser adequados.

A Figura 41 mostra um professor, ao tomar conhecimento de uma não conformidade em seus critérios de avaliação, fazendo os devidos ajustes nos percentuais de contribuição e/ou nos valores inferiores e superiores dos níveis das aprendizagens e/ou competências.

Figura 41 - Diagrama de adaptação dos níveis de competência e aprendizagens e percentuais de contribuição dos AEEJs nas aprendizagens



Fonte: Próprio autor.

8 INSTANCIÇÃO DO *FRAMEWORK*

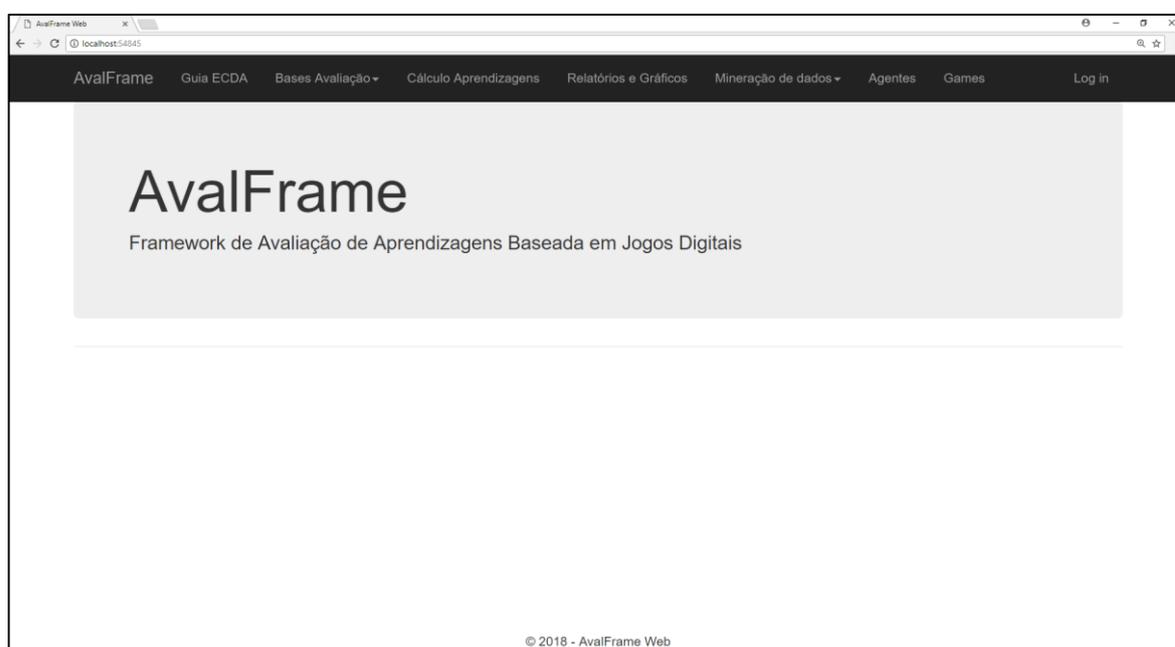
O *framework* projetado foi então instanciado em um protótipo para ser aplicado em situações experimentais cujos resultados pudessem demonstrar a viabilidade técnica da sua utilização para apoiar o processo de avaliação das aprendizagens baseadas em jogos digitais.

Para a escolha de ferramentas para construção do protótipo foram considerados: o projeto do *framework*, constante do capítulo 7; os requisitos estabelecidos no capítulo

4; a disponibilidade de forma gratuita dessas ferramentas, de suas documentações e de suporte técnico a elas; as facilidades de implementação das funcionalidades do protótipo através delas, além de outros requisitos de qualidade de *software* tais como: usabilidade, interoperabilidade e manutenibilidade.

Para *front end* do *framework* (Figura 42) e a navegação entre as suas funcionalidades optou-se pela sua implementação na forma de um sistema para *web*, para que o *framework* possa estar acessível, de forma fácil, para a comunidade de educadores que tenham interesse no uso de jogos digitais como ferramentas pedagógicas, e desenvolvedores de jogos que tenham a finalidade educativa.

Figura 42 - Tela do *front end* do *framework*



Fonte: Próprio autor.

Para a implementação do *front end* foram utilizadas as seguintes ferramentas: IDE Django, sistema gerenciador de banco de dados MySQL, linguagem de programação Python e, para a construção de telas, o *framework* Bootstrap que facilita o desenvolvimento de telas no padrão HTML.

O ANEXO D mostra exemplos das pastas e dos arquivos do código do protótipo do *framework*.

As seções seguintes relatam como foram implementadas as ferramentas do *framework* e as justificativas para as escolhas das plataformas tecnológicas para implementá-las.

8.1 IMPLEMENTAÇÃO DAS FUNCIONALIDADES DO FRAMEWORK

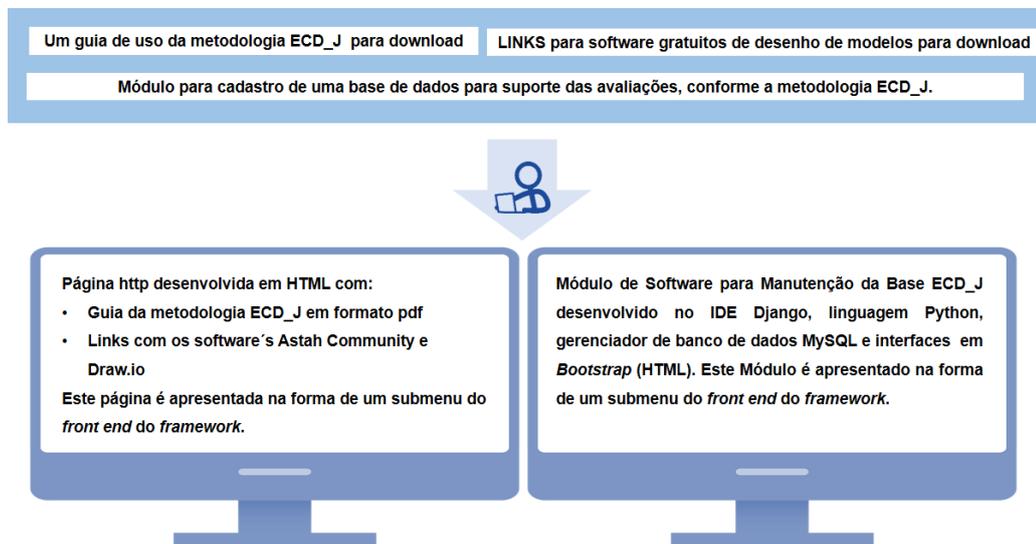
As seções a seguir descrevem como foram implementadas as funcionalidades do protótipo do *framework*. O ANEXO E mostra exemplos de telas de acesso às funcionalidades do protótipo do *framework*.

8.1.1 Funcionalidades para dar suporte à etapa de Projeto das Avaliações.

Para a etapa de Projeto das Avaliações foi implementada uma página *web*, no formato HTTP, contendo um guia para o uso da metodologia ECD_J e *links* para acesso a versões de *software* para desenho de modelos diagramáticos, além de um módulo de *software* para cadastramento da base de dados para suporte às avaliações, conforme a metodologia ECD_J.

A Figura 43 mostra como foram implementadas as funcionalidades para suporte à etapa Projeto das Avaliações, O ANEXO E mostra a tela de acesso ao guia da metodologia ECD_J e aos *links* dos softwares, além da tela do protótipo do *framework* com a funcionalidade de cadastramento da base de dados para suporte às avaliações, conforme a metodologia ECD_J.

Figura 43 - Implementação das funcionalidades do *framework* para a etapa de projeto da avaliação das aprendizagens



Fonte: Próprio autor.

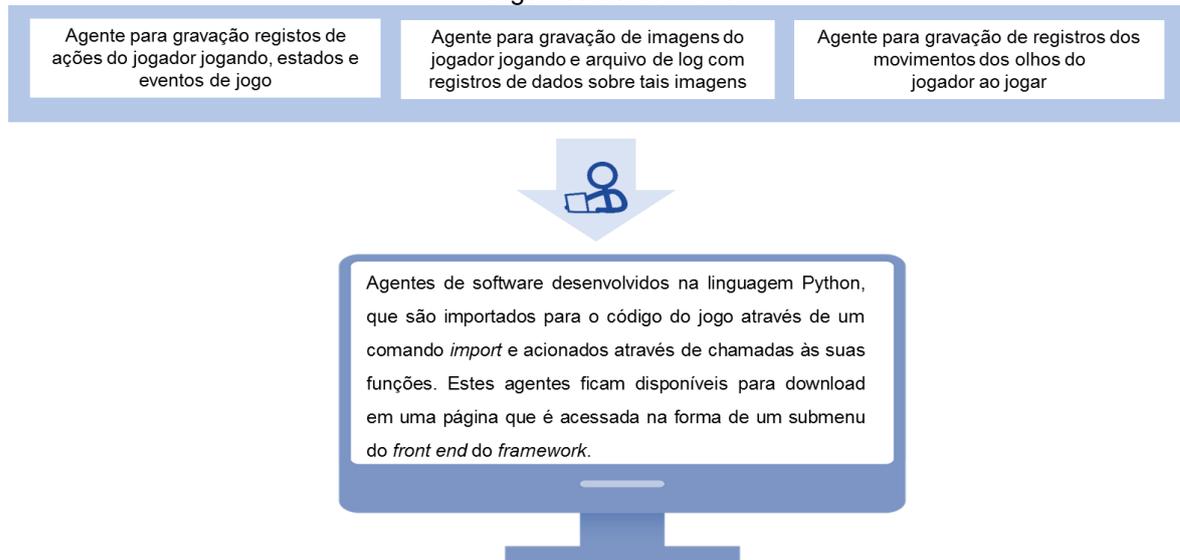
8.1.2 Funcionalidades para suporte à etapa de Coleta de Dados

A Figura 44 mostra como foram implementadas as funcionalidades para suporte à etapa Coleta de Dados. Para ela, foram desenvolvidos agentes inteligentes de *software*, que são importados para o código do jogo como uma biblioteca. Esses agentes são acionados, nas partes do jogo digital em que a coleta de evidências de aprendizagem é importante, através de chamadas às funções da biblioteca.

A medida que a novos tipos de dados multimodais sejam necessários, novos agentes inteligentes de *software*, similares aos instanciados neste trabalho, poderão ser desenvolvidos e facilmente implementados na biblioteca.

Tais agentes são disponibilizados para *download* no *framework* e estão escritos na linguagem de programação Python. O ANEXO E mostra a tela de acesso aos agentes para *download*. Exemplo do código dos agentes pode ser visto no ANEXO F e no ANEXO G pode ser visto o código de um jogo digital com chamada aos agentes.

Figura 44 - Implementação das funcionalidades de coleta de dados multimodais através de agentes inteligentes de *software*



Fonte: Próprio autor.

8.1.3 Funcionalidade para suporte à etapa de Tratamento de Dados

Antes que os dados coletados com evidências das aprendizagens do jogador possam ser processados por ferramentas de *software* para análise das aprendizagens, tais dados devem ser tratados e integrados. Para isto, foram disponibilizadas as seguintes funcionalidades no protótipo do *framework*:

- módulo de *software* para apuração das aprendizagens dos jogadores em cada sessão de jogo, com base nos registros coletados com dados de ações do jogador, eventos e estados do jogo que significam evidências de aprendizagem;
- rede neural *deep learning* para classificação das expressões dos jogadores a partir de imagens durante o jogar e módulo de *software* para incluir tais classificações no registro com dados da captura dessas imagens (código mostrado no ANEXO H);
- módulo de *software* para tabulação dos dados coletados dos movimentos dos olhos dos jogadores ao jogar;

- módulo de *software* para acumulação de todos os registros com evidências de aprendizagem do jogador jogando em uma base de dados histórica que servirá posteriormente como entrada para processamento de mineração de dados.

A Figura 45 mostra como foram implementadas as funcionalidades para suporte à etapa de Tratamento de Dados Coletados.

O ANEXO E mostra a tela de acesso aos componentes do módulo de tratamento de dados.

Com a necessidade de coleta de novos dados multimodais, novos módulos para tratamento de dados podem ser incorporados ao framework, de forma simples, porque a definição de um formato padrão para o registro das evidências coletadas facilita muito o tratamento desses dados e seus cruzamentos com dados de outras fontes.

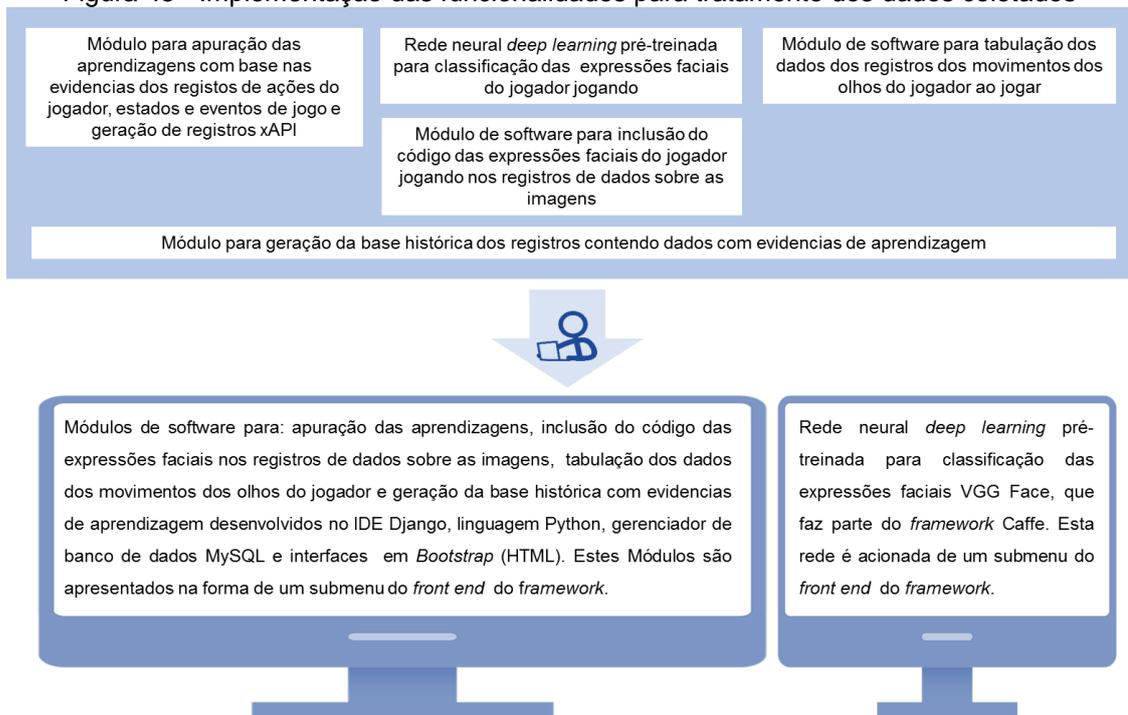
8.1.4 Funcionalidade para suporte a etapa de Análise dos Dados

Após o tratamento dos dados coletados e a apuração das competências e aprendizagens adquiridas pelos alunos-jogadores, para subsidiar a etapa de Análise dos Dados foram disponibilizadas as seguintes funcionalidades:

- arquivos do tipo PDF com descrições das tabelas da base de dados para suporte às avaliações, conforme a metodologia ECD_J., e da base histórica contendo todos os registros com evidências de aprendizagem dos jogadores. Essas descrições facilitarão os educadores ou programadores de jogos digitais que queiram usar o *framework* para avaliação das aprendizagens e, posteriormente, obter informações das aprendizagens utilizando *softwares* próprios ou comerciais;
- *links* para *download* da base de dados para suporte às avaliações, conforme a metodologia ECD_J., e da base histórica contendo todos os registros com evidências de aprendizagem dos jogadores. Estas bases poderão ser usadas para facilitar professores ou programadores que as queiram utilizar em suas pesquisas sobre avaliações das aprendizagens baseadas em jogos digitais;

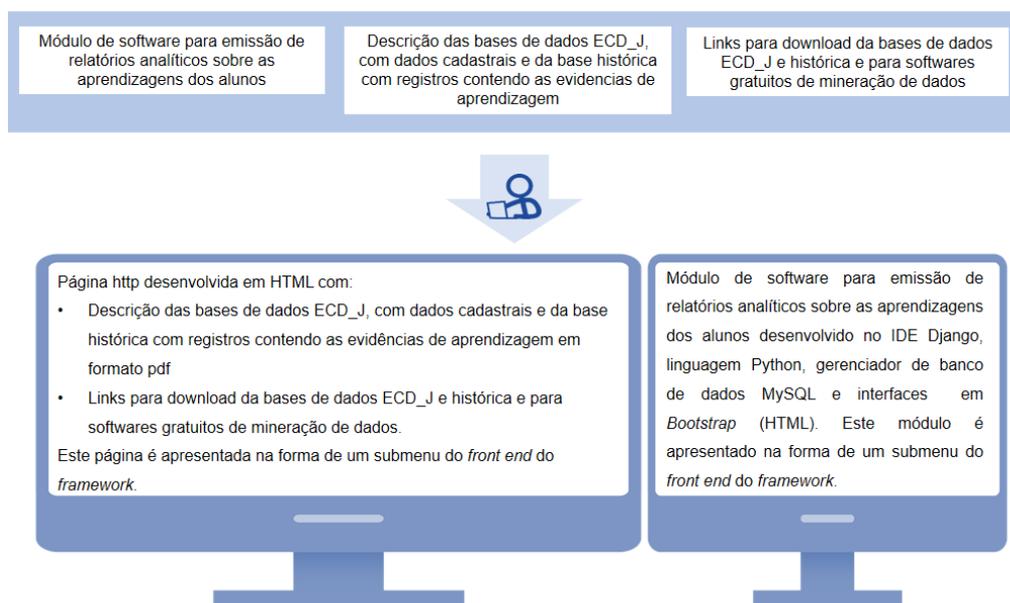
- módulo de *software* para emissão de relatórios analíticos sobre as aprendizagens dos alunos. Foram elaborados alguns relatórios com informações para a avaliação das aprendizagens baseadas em jogos digitais. Neste módulo existem também algumas rotinas para mineração de dados na base histórica que podem ser acionadas através de um submenu do *framework* conforme pode ser visto no ANEXO E. Novos relatórios podem ser incorporados posteriormente ao *framework*.

Figura 45 - Implementação das funcionalidades para tratamento dos dados coletados



Fonte: Próprio autor.

Figura 46 - Implementação das funcionalidades para análise dos dados com evidências de aprendizagens obtidas no uso de jogos digitais



Fonte: Próprio autor.

8.1.5 Funcionalidade para suporte à adaptação do jogo ao perfil do jogador e adaptação da avaliação das aprendizagens

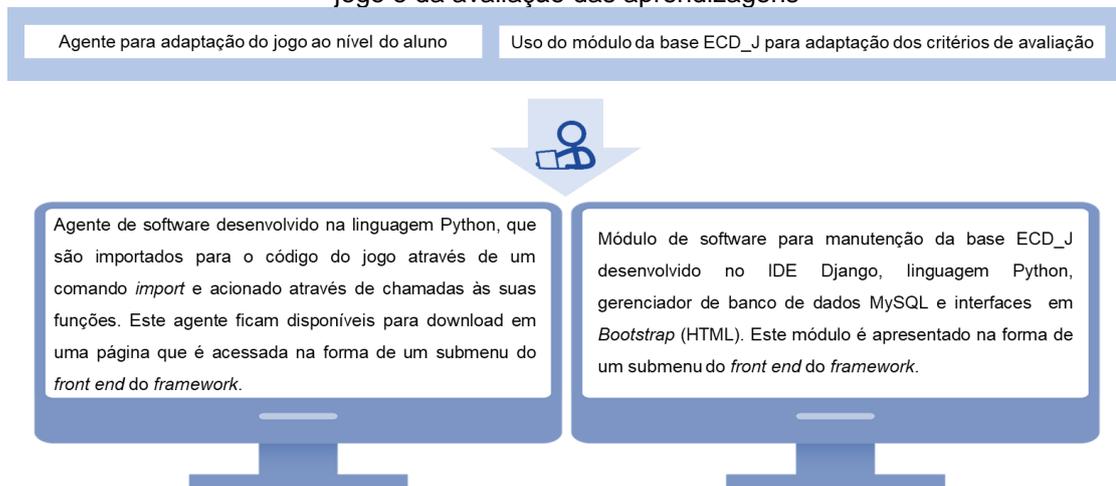
Algumas vezes as dificuldades de aprendizagem decorrem da falta de adequação dos instrumentos pedagógicos ao perfil do aluno ou mesmo da inadequação do próprio processo de avaliação às características de uma turma. O *framework*, objeto desta pesquisa, disponibiliza duas funcionalidades para solucionar esses problemas:

- um agente inteligente de *software* adaptador do nível de dificuldade inicial do jogo ao jogador, de acordo com seu perfil (código mostrado no ANEXO I) comparado a uma base de classificação obtida previamente através de um algoritmo de mineração de dados (árvore de decisão) da base histórica com evidências de aprendizagem (código mostrado no ANEXO J). Caso o aluno-jogador não seja iniciante no jogo, o nível de dificuldade disponibilizado pelo jogo para ele, será adaptado com base em suas performances anteriores;

- a adequação dos níveis das competências e dos percentuais de contribuição das evidências de aprendizagem nas aprendizagens e das aprendizagens nas competências através do módulo de *software* para cadastramento da base de dados para suporte às avaliações, conforme a metodologia ECD_J.

A Figura 47 mostra como foram implementadas as funcionalidades para suporte à etapa de adaptação do jogo e avaliação.

Figura 47 - Implementação das funcionalidades do *framework* para suporte à etapa de adaptação do jogo e da avaliação das aprendizagens



Fonte: Próprio autor.

O ANEXO E mostra o campo “Perfil de recomendação inicial” que é obtido através de um classificador acionado pelo botão “Gerar perfil” na tela de cadastramento de um aluno-jogador. Tal função adapta o jogo ao nível “classificado” para aquele aluno-jogador e o classificador é obtido através de um algoritmo de classificação da mineração de dados.

8.2 PLATAFORMA PARA DESENVOLVIMENTO DO FRAMEWORK (LINGUAGEM DE PROGRAMAÇÃO, SISTEMA GERENCIADOR DE BANCO DE DADOS E IDE -*INTEGRATED DEVELOPMENT ENVIROMENT*)

Para a escolha da plataforma de desenvolvimento da maioria das funcionalidades do *framework* objeto deste trabalho, foram especificadas as seguintes premissas:

- ambiente de desenvolvimento gratuito, já utilizado largamente para desenvolvimento de *softwares* e, em particular, jogos digitais, sendo a linguagem de programação de fácil aprendizagem e utilização. Esse requisito visou permitir que futuros interessados no *framework* pudessem ter facilidades para evoluí-lo;
- possibilidade de desenvolvimento tanto do *framework* quanto de jogos digitais para *web*, para facilitar a disseminação do *framework*;
- existência de bibliotecas que facilitassem o desenvolvimento de jogos digitais e novas funcionalidades para o *framework*, incluindo algumas que disponibilizassem máquinas de aprendizagem para mineração de dados e construção de agentes de *software*;
- existência de API's que pudessem ser usadas para interfacear os jogos com outros *softwares*, principalmente os para controle de dispositivos para coleta de dados multimodais;
- existência de documentação sobre os componentes da plataforma e vídeos na *web* que orientassem o uso desses componentes, além de grupos de suporte técnico que pudessem ajudar na resolução de problemas no uso de tal plataforma.

Partindo dessas premissas, foi escolhida a Python como linguagem de programação para implementação do *framework*, devido aos motivos detalhados no ANEXO K.

Escolheu-se trabalhar com as versões 2.7 e 3.6 do Python. Os desenvolvimentos dos módulos foram feitos prioritariamente usando a versão 3.6, por ser a versão mais moderna e com mais recursos, mas quando havia necessidade de interagir com bibliotecas desenvolvidas na versão 2.7, que também tem muitos recursos e é estável, optou-se pelo uso da versão 2.7, sem prejuízo nenhum dos resultados, até porque deve-se salientar que programas desenvolvidos nas duas versões são interoperáveis sem nenhum tipo de problema.

Como sistema gerenciador de banco de dados a opção recaiu no MySQL. Tal opção deveu-se ao fato do MySQL ser um banco de dados de código aberto e tecnicamente indicado para aplicações *web*. É o mais usado no mundo devido a sua confiabilidade, boa performance e facilidade de uso. Possui uma grande quantidade de usuários, que vão de estudantes as grandes corporações tais como: Facebook, Twitter, LinkedIn,

Yahoo! e Amazon. *Web services* funcionam em mais de 20 (vinte) plataformas, incluindo as mais utilizadas tais como: Linux, Windows, HP-UX, AIX e Netware.

O MySQL foi testado por esses usuários em uma ampla variedade de situações e esta comunidade de usuários provê suporte ao uso do MySQL. Diversas bibliotecas, extensões, drivers, etc. foram desenvolvidos para MySQL por essa comunidade e estão à disposição na *web*. Para desenvolvimento do *framework*, optou-se pela versão 5.7 que é moderna e já está consolidada.

Para desenvolvimento com a linguagem Python existem vários IDEs disponíveis. Um IDE (*Integrated Development Environment*) é um conjunto de componentes que ajuda a desenvolver programas de forma mais rápida e mais fácil. A escolha de um IDE recaiu no Django, em sua versão mais recente a 1.11.3, porque:

- é hoje o principal IDE usado pelos desenvolvedores de aplicações em Python para *web* e conta com grande suporte, além de ser bem fácil de aprender;
- possui código aberto escrito em Python;
- suas últimas versões estão bem robustas e consolidadas;
- possui uma estrutura de desenvolvimento baseada na arquitetura MVC (*Model-View-Controller*);
- possui muitas funções prontas que agilizam o desenvolvimento de projetos;
- conta com uma comunidade ativa;
- possui uma ótima documentação.

Além desta plataforma usada para desenvolvimento do *framework*, composta pela Python, nas versões 2.7 e 3.6, MySQL 5.7 e Django 1.11.3, utilizou-se também o Bootstrap 3.0 que é um conjunto de bibliotecas prontas para programação de telas HTML.

Esta plataforma foi utilizada para construção de programas para:

- estruturação da base de dados ECD_J de suporte às avaliações das aprendizagens baseadas em jogos digitais;
- agentes para coleta de dados multimodais;
- agente para adaptação do jogo ao perfil do jogador;

- tratamento dos dados coletados e integração desses dados tratados em registros em formato padrão;
- emissão de relatórios e gráficos, incluindo com o uso de técnicas de mineração de dados, e geração de um classificador de alunos-jogadores;
- adaptação dos níveis de aprendizagens e competências e dos percentuais de contribuição.

8.3 FERRAMENTA PARA IDENTIFICAÇÃO DE EXPRESSÕES FACIAIS A PARTIR DE IMAGENS COLETADAS DOS JOGADORES JOGANDO

Para tratamento das imagens coletadas dos jogadores jogando, objetivando a identificação das expressões faciais dos jogadores, optou-se pela utilização de uma rede neural do tipo *deep learning*, por suas características e suas vantagens, já relatadas na seção 2.5.3, para reconhecimento de faces, reconhecimento de expressões faciais, reconhecimento de gestos, entre outros.

Foram feitos experimentos com uma rede neural artificial do tipo *deep learning*, pré-treinada, denominada de VGG Face, que faz parte do *framework* Caffe, no reconhecimento de expressões faciais. Caffe é um *framework* para redes neurais artificiais do tipo *deep learning* criado por pesquisadores do Berkeley Vision and Learning Center da Universidade de Berkley (KISHORE; SINGH; JINDAL, 2010; JIA et al., 2014). Optou-se por essa rede pois a sua configuração reduz o trabalho do seu usuário, pelo uso de uma linguagem simples de parametrização e porque ela se destaca, em comparação com outros *frameworks* deste tipo, pela grande abrangência de aplicações e pelo desempenho superior quando utilizado com as bibliotecas OpenCV, BLAS e a CUDA da NVIDIA (KRIZHEVSKY; SUTSKEVER; HINTON, 2012; PARKHI et al., 2015).

8.4 FERRAMENTA DE SOFTWARE PARA CONTROLE DE UM APARELHO DO TIPO *EYE-TRACKER* PARA MONITORAMENTO DO MOVIMENTO DOS OLHOS

Para se executar os experimentos, com o objetivo de investigar a aplicação do monitoramento dos movimentos dos olhos para obtenção de informações de suporte às avaliações das aprendizagens em jogos digitais, foi desenhada e construída uma plataforma computacional mostrada na Figura 33. Essa plataforma é composta por um computador do tipo PC, um dispositivo do tipo *eye-tracker* (foi utilizado um *eye-tracker* dispositivo rastreador de olhares da SMI - Senso Motoric Instruments), um jogo digital, um *software* para comunicação do computador com o *eye-tracker*, um agente de captura dos dados dos movimentos dos olhos e um *software* para tratamento dos dados capturados pelo *eye-tracker*.

O ponto de partida para a montagem dessa plataforma para os experimentos desta pesquisa foi o *software* para comunicação do computador. Procurou-se um *software* disponível gratuitamente na *web*, que pudesse conectar várias marcas de dispositivos *eye-tracker* e que fosse *open source* para que se pudesse ter maiores possibilidades de intervenção na solução. Foi identificado a PyGaze, uma *tool box* que atendia tais requisitos, permitia uma programação simples em Python, que tem documentação disponível na *web* (www.pygaze.org) e código-fonte acessível na GitHub (DALMAIJER; MATHÔT; VAN DER STIGCHEL, 2014). Com base na Pygaze foi desenvolvido um agente de *software* para acionar as funções do Pygaze, obter os dados de movimento dos olhos do jogador e gravá-los em um arquivo de log do tipo TXT. Este agente foi desenvolvido para capturar os pontos de fixação dos olhos do jogador na tela do jogo, o número de piscadelas do jogador durante o fixar e o diâmetro da pupila ao fixar, conforme definições feitas na seção 2.5.2.

8.5 FERRAMENTA DE SOFTWARE PARA CONSTRUÇÃO DE PROTÓTIPOS DE JOGOS DIGITAIS PARA EXPERIMENTOS COM O PROTÓTIPO DO FRAMEWORK

Inicialmente optou-se pela procura de alguma plataforma de desenvolvimento para jogos digitais que fosse gratuita, *open source* e que permitisse o desenvolvimento de jogos de forma mais intuitiva, para não se desperdiçar tempo da pesquisa para elaboração de jogos modelos para os experimentos.

Escolheu-se então uma plataforma denominada de e-Adventure, disponibilizada gratuitamente na *web*, inclusive com o código fonte Java (www.e-adventure.e-ucm.es). A plataforma *e-Adventure* é um projeto de pesquisa do *Egroup Learning* da Universidade Complutense de Madri que tem por principal objetivo o de facilitar a integração de jogos educativos em processos educacionais em geral e ambientes virtuais de aprendizagem em particular. Inicialmente essa plataforma foi utilizada para o desenvolvimento do primeiro protótipo de um jogo digital para experimentos, que possibilitou a obtenção de resultados descritos no capítulo 9, mas, posteriormente, percebeu-se que a pouca documentação sobre ela, sua arquitetura um pouco rígida e seus recursos para desenvolvimento de jogos digitais, limitavam a construção dos protótipos dos jogos e de recursos para avaliação das aprendizagens, além de dificultar a integração com bibliotecas e API's para coleta de dados multimodais.

Foi feita então uma nova pesquisa para se obter uma plataforma mais flexível para construção de jogos e recursos para avaliação das aprendizagens e que, preferencialmente usasse a linguagem Python, que já havia sido escolhida como linguagem de programação para desenvolvimento dos módulos de *software* do *framework*, conforme justificativas já relatadas na seção 8.3. A pesquisa, seguida de uma análise, indicou a escolha da biblioteca Pygame, disponível gratuitamente na *web* (www.fss.uu.nl/psn/pygame/), que contém módulos para facilitar a programação de jogos digitais e funções que facilitam a integração do jogo com a Pygaze, *software* gratuito usado para controle e coleta de dados do dispositivo *eye-tracker*.

9 EXPERIMENTOS E RESULTADOS OBTIDOS

Os experimentos foram divididos em duas fases.

Na **primeira fase** foram desenvolvidos os experimentos descritos na Seção 9.1, com as seguintes finalidades:

- estudar como os jogos digitais podem ser usados como ferramentas pedagógicas;
- identificar os requisitos para esse tipo de utilização;
- saber como melhor construir tais jogos com a finalidade de prover aprendizagens;
- saber como avaliar as aprendizagens geradas pelos jogos.

Nessa fase foram realizados os seguintes experimentos:

- uma pesquisa em ação durante as disciplinas Jogos Digitais Aplicados à Educação I – JDAE I (participaram 23 alunos) e Jogos Digitais Aplicados à Educação II – JDAE II (participaram 9 alunos dos 23 que cursaram anteriormente a JDAE I), cursadas respectivamente no segundo semestre de 2014 e no primeiro semestre de 2015, no Programa de Pós-Graduação em Informática da UFES (PEREIRA-JR et al., 2015). Nessa pesquisa foram testados alguns jogos educativos e alguns *game engines*, ferramentas para construção de jogos; além da leitura de diversos artigos sobre o assunto e discussões entre os colegas;
- construção de 3 (três) jogos digitais, com finalidade educativa, que foram desenvolvidos usando game engines disponíveis gratuitamente na *web*, e que foram avaliados por colegas do Programa de Pós-Graduação em Informática da UFES.

Na **segunda fase** foram desenvolvidos os experimentos descritos da seção 9.2 a 9.6, com as seguintes finalidades:

- validar as hipóteses de pesquisa; e
- responder à questão de investigação desta pesquisa.

Nessa fase foram realizados os seguintes experimentos:

- **testes e avaliação de uma primeira versão do protótipo do *framework* proposto**, construída a partir de uma plataforma de desenvolvimento de jogos digitais com código fonte aberto, a *e-Adventure*. Para a realização desses testes foi construído um protótipo de um jogo digital denominado de AvalGame para ensinar conteúdos da disciplina Engenharia de Requisitos;
- **avaliação da metodologia ECD_J**, proposta neste trabalho para avaliação das aprendizagens baseadas em jogos digitais. A sua avaliação foi feita, de forma comparativa, por professores da disciplina de Engenharia de *Software*, de cursos superiores da área de Computação e Informática, que anteriormente haviam projetado uma avaliação da aprendizagem para o jogo AvalGame, sem nenhum suporte metodológico;
- **testes de uma segunda versão do protótipo do *framework***, já contemplando todas as etapas do processo de avaliação de aprendizagens baseadas em jogos digitais. Para estes testes também foi construído um protótipo de um jogo digital, sobre Alimentação Saudável e Economia Doméstica, também usando a linguagem de programação Python e a biblioteca Pygame;
- **testes com uma rede neural do tipo *deep learning*** para a identificação das seis expressões faciais básicas de imagens de rostos de pessoas até a obtenção de uma acurácia mínima equivalente ao reconhecimento de expressões faciais por seres humanos. Estes testes tiveram por objetivo avaliar a viabilidade de se introduzir no *framework* uma ferramenta que possibilitasse a obtenção de dados dos estados emocionais e da motivação dos jogadores ao jogar, que servirão para modular as avaliações das aprendizagens. Durante os testes com a segunda versão do protótipo do *framework* as imagens dos jogadores jogando foram capturadas e processadas com a rede neural *deep learning* treinada para identificação de suas expressões faciais. Os dados das expressões faciais dos alunos jogadores foram então cruzados com as evidências de aprendizagem, obtidas das ações dos jogadores e dos eventos/estados do jogo, para verificar os possíveis impactos das emoções dos jogadores em suas aprendizagens.
- **testes através do monitoramento dos movimentos dos olhos** de 12 alunos-jogadores, através do uso de um aparelho do tipo *eye-tracker*, que jogaram o

protótipo do jogo desenvolvido para ensinar Alimentação Saudável e Economia Doméstica. Tais testes foram realizados para avaliar a viabilidade de se introduzir no protótipo do *framework* uma ferramenta que possibilitasse a obtenção de dados dos movimentos dos olhos dos jogadores ao jogar, que servirão como evidências complementares para as avaliações das aprendizagens baseadas em jogos digitais;

- **testes com a segunda versão do protótipo do framework no que tange a sua capacidade de avaliar o desenvolvimento de habilidades pelo aprendiz através de um jogo digital.** Nos jogos digitais o jogador recebe a informação e pode pô-la em prática, desenvolvendo assim alguma habilidade, sendo essa característica uma de suas principais vantagens. Para esses testes foi adaptado o jogo digital Teste Drive, para desenvolver a habilidade de estacionar um automóvel.

9.1 PRIMEIRA FASE: PESQUISA EM AÇÃO DURANTE AS DISCIPLINAS JOGOS DIGITAIS E CONSTRUÇÃO, TESTES E AVALIAÇÃO DE JOGOS DIGITAIS

No desenvolvimento das disciplinas sobre jogos digitais aplicados à Educação ocorreram várias experiências e foram realizadas diversas aprendizagens, cujo relato, a seguir, além de ter embasado esta pesquisa, poderá servir como referência para o planejamento de disciplinas com a utilização de jogos digitais como ferramentas educacionais.

Várias atividades foram desenvolvidas nas disciplinas tais como:

- leitura de artigos e capítulos de livros sobre aprendizagem, sobre o uso de jogos na Educação e sobre construções de jogos;
- audiências de vídeos sobre tais assuntos;
- rodadas de jogos em grupo de alunos, tanto de videogames que foram sucesso no passado, assim como videogames que são grandes sucessos de hoje;
- construções de jogos, individualmente e em grupo, utilizando tanto *game engines* mais antigos como *game engines* mais modernos;
- *workshops* para apresentação e avaliação dos jogos digitais produzidos.

Todo esse processo de aprendizagem e pesquisa possibilitou análises, reflexões e aprendizagens valiosíssimas, que vieram subsidiar este trabalho e também possibilitaram uma **primeira contribuição dessa pesquisa** que foram **as considerações e as diretrizes para os educadores que queiram utilizar jogos digitais como ferramentas pedagógicas** (PEREIRA-JR et al., 2015), apresentadas nas seções seguintes.

9.1.1 Causas de insucesso dos métodos de ensino tradicionais no alcance das aprendizagens desejadas

As principais causas apontadas como responsáveis pela ineficiência e pela ineficácia dos métodos e ferramentas tradicionais no alcance das aprendizagens desejadas pelos professores, são as seguintes:

- bombardeados diuturnamente por informações apresentadas na mídia televisiva e na *web*, em formatos atraentes e estimulantes, os alunos passam a ter tais experiências como padrão mínimo de exigência nos processos de ensino. Dessa forma, cada vez menos se sentem motivados em ficar postados, por mais de vinte minutos, ouvindo um professor, ainda que o professor os estimule a participarem oralmente da aula;
- os métodos tradicionais pouco permitem que os alunos façam experiências e apliquem os conhecimentos ensinados, de forma a poder desenvolver suas competências;
- as avaliações do tipo somativa que predominam hoje, além de serem aproveitadas para mais um momento de aprendizagem geram tensões que não contribuem para avaliações mais fidedignas.

9.1.2 Características dos jogos digitais que potencializam o desenvolvimento de competências, habilidades e atitudes positivas

As características dos jogos digitais que mais os credenciam como ferramentas potencializadoras da aprendizagem são as seguintes:

- os desafios disponibilizados pelos jogos incentivam os alunos-jogadores à competição. São poucas as pessoas que não são afeitas a uma disputa;
- os alunos-jogadores têm nos jogos digitais a possibilidade de aprender um conhecimento e, imediatamente após isso, colocá-lo em prática no próprio jogo. Isto potencializa e consolida seus aprendizados;
- os *feedbacks* fornecidos ao aluno-jogador, durante as sessões de jogos digitais, propiciam a ele uma avaliação quase instantânea, permitindo que ele possa se corrigir no curso do aprendizado e não apenas no fim de um período, como acontece no ensino tradicional com as avaliações periódicas;
- a possibilidade de exploração com segurança. O ser humano tem em sua mente a vontade inata de explorar. Ele é, entretanto, tolhido a fazê-lo, devido aos riscos envolvidos ou ao medo de ser ridicularizado em uma sociedade que apregoa muitos padrões. Aquele aluno que tem medo de se manifestar em sala, pois tem medo de sofrer *bullying*, encontra no ambiente dos jogos um campo receptivo para externar as suas ideias;
- a representação em jogos permite algo muito importante para o ser humano, a fantasia. Nos jogos representando, por exemplo, um personagem heroico, o jogador consegue fantasiar e imaginar situações que também vão contribuir para que ele adquira novos conhecimentos.

9.1.3 Competências, habilidades e atitudes positivas que podem ser desenvolvidas pelos jogos digitais

Dentre as competências, habilidades e atitudes positivas que os jogos permitem desenvolver, segundo os 23 (vinte e três) alunos participantes da pesquisa, estão as relacionadas na Tabela 1. Tais competências foram relatadas com base nas experiências dos próprios alunos e em pesquisas realizadas por eles em publicações disponíveis na *web* sobre o assunto.

Tabela 1 - Competências, habilidades e atitudes positivas que os jogos digitais permitem desenvolver

Competência, Habilidade, Atitude Positiva	Nº de Alunos que relataram
Destreza Manual	23
Raciocínio Lógico	21
Gestão do Tempo	21
Tomada de Decisão	20
Autoconfiança	20
Resiliência	17
Divisão de um Problema	16
Método para Solução de Problemas	16
Pensamento Sistêmico	16
Memorização	16
Raciocínio Espacial	15
Camaradagem	14
Disciplina	14
Concentração (Foco)	12
Autonomia	12
Capacidade Crítica	12
Leitura de Cenários	11
Capacidade Empreendedora	11
Pensamento Reflexivo	11
Capacidade Crítica	10
Abstração	10
Capacidade de Inovação	9
Trabalho Cooperativo	8
Raciocínio Dedutivo	8
Representação Simbólica	5
Interesse pela Pesquisa	5

Fonte: Próprio autor.

9.1.4 Complexidade e sofisticação de jogos digitais aplicáveis à Educação

Outra aprendizagem importante adquirida é a de que os jogos para serem úteis à Educação não precisam ser sofisticados, basta que eles sejam desenvolvidos a partir de uma boa ideia, que tenham um elenco de missões e desafios, tenham *feedback* ao longo do jogar, para permitir o reposicionamento dinâmico dos alunos-jogadores, e que sejam implementados de forma simples, podendo até dispensar conhecimentos de programação para a sua implementação, em função das diversas ferramentas *user friendly* disponíveis hoje para construção de jogos digitais.

Por outro lado, o aumento da capacidade computacional e a disponibilização de melhores recursos audiovisuais nos jogos de hoje, inclusive em 3D, dá maior atratividade por eles e propicia maior imersão no jogar. Tal imersão aguça mais os sentidos melhorando e viabilizando uma maior gama de conhecimentos e maior rapidez nas aprendizagens.

9.1.5 Aprendendo com o desenvolvimento de jogos digitais

O desenvolvimento de jogos digitais é um processo multidisciplinar, com o envolvimento de vários tipos de profissionais, constituído por fases bem definidas e deve ter suas atividades sistematizadas por uma metodologia de trabalho.

O desenvolvimento de um jogo começa sempre pela elaboração de um projeto para o jogo. Nessa fase, eminentemente intelectual e criativa, deve-se trabalhar uma ideia para se chegar a um conceito para o jogo. Ficou bastante claro que essa fase é a mais estratégica e que chegar a um bom conceito para um jogo é realmente muito importante, pois ele vai dar a direção para todas as outras atividades. O projeto para o jogo deve ser registrado em um documento que descreve sucintamente o jogo, chamado GDD (*Game Design Document*) e, logo a seguir, um protótipo do jogo deve ser construído para que se possa dar visibilidade àquilo que está descrito no GDD.

9.1.6 A importância do professor como mediador da utilização dos jogos digitais na Educação

As experiências nas disciplinas mostraram que a utilização de jogos digitais para Educação não elimina a mediação do professor. Por outro lado, a utilização de jogos digitais pode sempre trazer aprendizagens, independente da supervisão de um professor. O papel do professor se dá basicamente em dois momentos: na elaboração do programa da disciplina, sintonizado com o projeto pedagógico do curso e tendo os jogos digitais como ferramenta didática, e, durante as aulas, atuando como mediador das aprendizagens. As tentativas de se incorporar tecnologias às salas de aula, em particular os jogos digitais, não tem trazido os resultados esperados, porque elas tem sido usadas como acessórios às aulas e com pouca, ou nenhuma, elaboração prévia de propostas pedagógicas que aproveitem seus potenciais como ferramentas de alavancagem da aprendizagem.

A formação dos professores e as suas próprias culturas têm sido também um obstáculo para a ampliação da utilização dos jogos digitais na Educação. A grande maioria dos professores teve a sua formação baseada em métodos educacionais que não incluíam jogos e, por isso, apresenta hoje grande dificuldade de utilizá-los como instrumentos pedagógicos, por isso é de suma importância a sua capacitação para que haja retorno no processo de ensino e aprendizagem.

9.1.7 Diretrizes para o planejamento de disciplinas com utilização de jogos digitais como ferramentas pedagógicas

São relacionadas, a seguir, algumas diretrizes, extraídas das experiências e aprendizagens relatadas:

- é fundamental que aprendizagem seja o primeiro conceito a ser passado os alunos, para que eles possam compreender claramente como os jogos digitais podem gerar as aprendizagens;
- deve-se conduzir um amplo debate com os próprios alunos sobre os motivos pelos quais os métodos tradicionais não estão dando conta de produzir as aprendizagens necessárias;
- as características dos jogos digitais que potencializam as aprendizagens devem ser destacadas;
- é importante conceituar o que são competências, habilidades e atitudes positivas e destacar quais, dentre elas, os jogos digitais podem desenvolver no aluno-jogador;
- é importante planejar os conteúdos aplicados de forma integrada aos jogos digitais;
- é desejável que o professor aprenda a construir jogos, usando ambientes apropriados para não programadores em suas disciplinas;
- deve-se ter mente que não há necessidade de se utilizar jogos sofisticados, porém eles devem gerar diversão e conter desafios;
- o professor deve assumir o papel como mediador da construção coletiva do conhecimento através dos jogos digitais e ele deve investir na sua capacitação para utilizar os jogos digitais como ferramentas educacionais;
- dependendo do contexto de ensino, pode-se aplicar o próprio desenvolvimento de jogos digitais para gerar aprendizagens.

9.2 TESTES DE UMA PRIMEIRA VERSÃO PARA O PROTÓTIPO DO *FRAMEWORK*

A primeira versão do protótipo do *framework* foi construída com base em uma plataforma para desenvolvimento de jogos denominada de *e-Adventure*, a qual é disponibilizada gratuitamente na *web*, inclusive com o código fonte em Java (www.e-adventure.e-ucm.es). Essa versão do protótipo do *framework* era composta pela plataforma alterada e um programa analisador das evidências de aprendizagem coletadas.

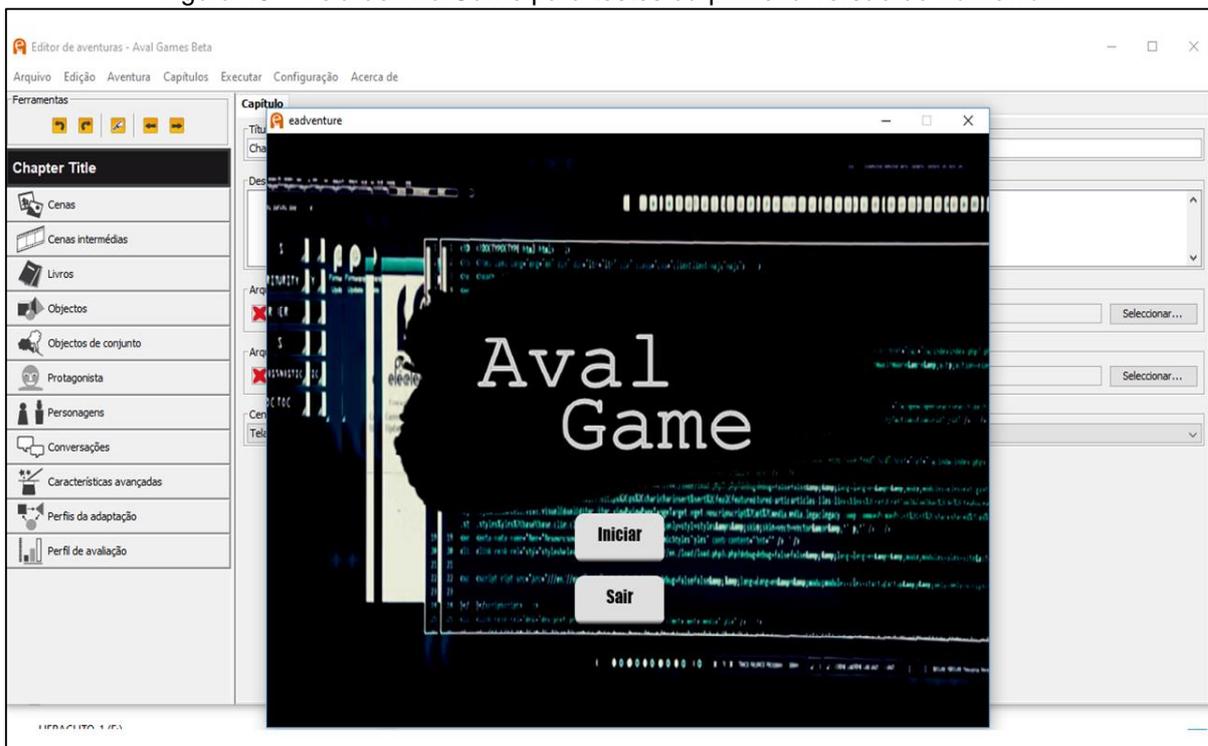
A alteração no código fonte da plataforma e-Adventure consistiu na inclusão de uma funcionalidade para que se pudesse identificar o jogador e outra para possibilitar a gravação de um arquivo de *log*, com registros no formato XML (eXtensible Markup Language), contendo dados das ações dos jogadores, dos eventos e estados de um jogo.

O programa analisador foi construído com duas funcionalidades:

- cadastramento e manutenção de uma base de dados para subsidiar o processo de avaliação das aprendizagens baseada em jogos digitais;
- análise dos registros do tipo XML coletados no arquivo de *log* e geração de relatórios com informações para apoiar a avaliação das aprendizagens obtidas pelos alunos-jogadores.

Com base nesta primeira versão do *framework* foi construído um jogo digital epistêmico, o AvalGame, para ensinar o conteúdo sobre “Técnicas e Métodos de Levantamento de Dados” da disciplina Engenharia de Requisitos cuja tela inicial, dentro do e-Adventure modificado é mostrada na Figura 48.

Figura 48 – Tela do AvalGame para testes da primeira versão do *framework*



Fonte: Próprio autor.

Em seguida o AvalGame foi aplicado a duas turmas de alunos de uma disciplina de Engenharia de *Software* de dois cursos superiores da área de Computação e Informática.

Com esses testes pode-se: avaliar a efetividade da utilização de jogos digitais como ferramenta pedagógica e analisar a viabilidade de se implementar um processo de avaliação das aprendizagens baseadas em jogos digitais através de um *framework*, principalmente no que tange as melhorias que uma avaliação automatizada traz em relação a uma avaliação tradicional.

9.2.1 O jogo AvalGame

O jogo é do gênero aventura-investigação, para ser jogado na primeira pessoa, constituído de vários capítulos, cada um deles, com exceção do primeiro, em que é feita a apresentação do jogo, é tratada uma técnica ou um método para levantamento de requisitos. Nele, o jogador (investigador) deve elucidar mistérios para poder chegar ao objetivo final que é o de neutralizar o super *hacker* conhecido como Mr. Di. Um vídeo inicial mostra Mr. Di ameaçando fazer uma invasão aos computadores dos principais departamentos de defesa do mundo, caso não lhe seja paga uma quantia de 1 bilhão de dólares. O jogador deverá obter uma chave de *software* que poderá impedir tal invasão anunciada por Mr. Di. Ao jogar, na busca pela chave de *software*, o jogador irá aprender os métodos e técnicas de levantamento de requisitos. A Figura 49 mostra algumas telas do jogo.

Figura 49 - Telas do jogo AvalGame



Fonte: Próprio autor.

9.2.2 Descrição do experimento e dos resultados

O AvalGame foi aplicado duas vezes, no primeiro (24 alunos) e no segundo semestre (22 alunos) de 2016, e em ambos os casos o procedimento foi o seguinte:

- 1º foi aplicado um questionário a todos os alunos da turma sobre seus interesses em jogos digitais e as suas experiências com esses jogos;
- 2º os alunos foram divididos em dois grupos, cada um com metade dos alunos da turma, com base nos seus coeficientes de rendimento e em suas experiências com jogos digitais;
- 3º os dois grupos tiveram aulas tradicionais sobre métodos e técnicas de levantamento de requisitos, com explicações baseadas em slides e práticas em sala de aula tais como exercícios de perguntas/respostas e estudos de caso;
- 4º no dia do teste escrito sobre levantamento de requisitos, que tinha um tempo máximo de 30 minutos para ser respondido, o primeiro grupo foi submetido a uma revisão em sala de aula com o professor durante 60 minutos e depois, nos 30 minutos seguintes, fez o teste escrito. O segundo grupo foi jogar o jogo

AvalGame, no laboratório de informática, durante 60 minutos e depois, nos 30 minutos seguintes, fez o mesmo teste escrito;

- 5º na aula seguinte, o segundo grupo (que jogou antes de fazer o teste) foi submetido a uma revisão tradicional e o primeiro grupo teve então a oportunidade de jogar por sessenta minutos no laboratório;
- 6º logo a seguir, os dois grupos responderam a um outro questionário com questões que comparavam as suas experiências entre a revisão tradicional e o jogo, e entre o tipo de avaliação tradicional, teste escrito, e aquela propiciada pelo jogo;
- 7º os testes escritos foram corrigidos de forma tradicional e tabulados através de uma planilha eletrônica e os dados com evidências de aprendizagens, gravadas no arquivo XML, foram processados utilizando-se o programa analisador, gerando informações sobre as aprendizagens dos alunos ao jogar.

A Tabela 2 resume os resultados dos experimentos que são comentados a seguir.

Tabela 2 – Sumário dos resultados dos experimentos realizados com o primeiro protótipo do framework

Turmas	2016-1 (24 ALUNOS)			2016-2 (22 ALUNOS)			
	Grupo	Grupo que jogou antes do teste em papel	Grupo que Não jogou antes do teste em papel	Diferença Percentual de Performance entre os dois grupos	Grupo que jogou antes do teste em papel	Grupo que Não jogou antes do teste em papel	Percentual de Diferença de Performance entre os dois grupos
Indicador							
Acertos nos testes escritos em papel (%)		76,20%	63,02%	20,90%	79,90%	64,50%	23,87%
Acertos na avaliação feita pelo próprio jogo antes de fazer o teste em papel (%)		80,77%			83,89%		
Acertos na avaliação feita pelo próprio jogo após fazerem o teste em papel (%)			84,99%			87,04%	
Aumento nas avaliações automáticas em relação às avaliações manuais (%)		5,99%			4,99%		
Aumento nas avaliações automáticas em relação às avaliações manuais dos jogadores que não jogaram antes de fazer o teste em papel (%)			34,86%			34,94%	

Fonte: Próprio autor.

Resultados em relação à efetividade do jogo como ferramenta pedagógica:

- no teste escrito foi verificada uma aprendizagem média de 22,5% melhor para o grupo de alunos que jogou o jogo em relação a um outro grupo que não utilizou o jogo (20,9% na turma de 2016-1 e 23,87% na turma de 2016-2);
- a maioria dos alunos que jogaram o jogo após o teste consideraram que a revisão tradicional era bem inferior, em termos didáticos, do que a utilização do jogo, mas, alguns, declararam que, para um jogo desse tipo, epistêmico e com complexidade de conteúdos, a presença do professor durante o jogar ajuda esclarecendo dúvidas, o que agiliza a aprendizagem;
- em ambas as turmas, os alunos do primeiro grupo, que não tinham jogado o jogo antes do teste, também entenderam que, após jogarem posteriormente a realização do teste, se tivessem jogado antes do teste teriam melhores resultados. Isso se comprovou pela a avaliação feita pelo jogo desses alunos, que melhorou, em média, 34,9% em relação à avaliação que tiveram nos testes tradicionais (34,86% na turma de 2016-1 e 34,94% na turma de 2016-2).

Resultados em relação ao uso do protótipo para a avaliação das aprendizagens:

- a avaliação obtida através do próprio jogo, utilizando-se os registros gravados pelo jogo mostrou uma performance média 5,49% melhor dos alunos que jogaram o jogo em relação à suas próprias avaliações feitas no teste em papel (5,99% na turma de 2016-1 e 4,99% na turma de 2016-2). **Tal resultado mostrou que a avaliação automática pode ser utilizada formalmente e indica que os jogos podem ser melhores ferramentas de avaliação do que testes escritos, pelo fato de não serem invasivos;**
- os alunos com mais experiência em jogos digitais do segundo grupo tiveram melhores performances do que vinham tendo em avaliações tradicionais em outras disciplinas, em média 6,3% melhor, e isso também indicou que **os próprios jogos conjugados com outros módulos de software podem ser melhores ferramentas de avaliação do que testes escritos;**
- os tempos que o analisador do *framework* levou para avaliar as aprendizagens dos alunos foi irrisório (segundos para correção de uma turma inteira) em

relação ao tempo que os professores levaram para corrigir os testes escritos (4 minutos em média por aluno). Isso indicou que, **ao se liberarem do tempo da correção de provas e testes, os professores poderão se dedicar mais a melhorar a qualidade do ensino;**

- para que haja aprendizado, não há necessidade da presença do professor supervisionando o jogar, porém ela poderá não só oportunizar uma maior acuidade na avaliação, como possibilitar que tal avaliação seja formativa com orientações suas e *feedback* para seus alunos;
- nas respostas aos questionários finais, todos **os alunos consideraram que a avaliação automática pelo jogo, além de ser menos agressiva e estressante, era mais fácil de ser realizada por ser mais contextualizada.**

9.3 AVALIAÇÃO DA METODOLOGIA ECD_J

Para se avaliar a metodologia ECD_J, proposta no capítulo 5, foi feito o seguinte experimento:

1ª Etapa:

Três professores da disciplina de Engenharia de Requisitos dos cursos de graduação da área de Computação e Informática participaram de uma avaliação de aprendizagens de seus alunos, através dos usos do jogo digital AvalGame, sem usar nenhuma metodologia para projeto da avaliação das aprendizagens para seus alunos.

O processo foi o seguinte:

- os professores fizeram uma lista de conhecimentos, habilidades e atitudes que queriam que o jogo ensinasse aos seus alunos;
- os professores viram o jogo sendo jogado e identificaram lugares do jogo onde deveriam ser gravados registros com dados que evidenciassem aprendizagens, dentre aquelas que eles listaram;
- após isso, os códigos para gravações dos registros com evidências de aprendizagem foram inseridos no jogo;

- os alunos jogaram o jogo e, após isso, os registros com os dados evidências de aprendizagem propostos foram analisados.

2ª Etapa:

Os mesmos 3 (três) professores que participaram da 1ª Etapa, refizeram o processo de projeto das avaliações das aprendizagens, agora projetando uma avaliação de aprendizagens de seus alunos, através do uso do jogo digital AvalGame, usando a metodologia ECD_J. Tais professores foram treinados no uso da ECD_J durante duas horas antes de sua utilização e tiveram o suporte dos autores deste trabalho, na elaboração dos modelos.

3ª Etapa:

- Os resultados das avaliações automáticas implementadas sem e com base em um projeto usando a metodologia ECD_J foram comparados pelos professores, com o suporte do autor deste trabalho e, após isso,
- Os 3 (três) professores responderam a um questionário comparativo das avaliações sem e com o uso da metodologia ECD_J.

As conclusões obtidas deste processo estão relacionadas no Quadro 9 onde estão apontadas as vantagens do uso da metodologia ECD_J.

Os 3 (três) professores apontaram, como uma dificuldade inicial no uso da metodologia, o fato de terem que fazer estimativas para os percentuais de contribuição das aprendizagens nas competências e das evidências nas aprendizagens, porém, compreenderam que a possibilidade de usar os primeiros resultados para se fazer ajustes posteriores nesses percentuais permite calibrar o processo de avaliação deixando-o mais adequado.

As vantagens observadas então mostraram que o uso da metodologia traz mais eficiência e eficácia à avaliação das aprendizagens baseadas em jogos digitais.

Quadro 9 - Vantagens do uso da Metodologia ECD_J relatadas pelos professores

VANTAGENS APONTADAS	PROF 1	PROF 2	PROF 3
O modelo de competências, mostrando a composição das competências esperadas com as aprendizagens que as compõem, facilita em muito a compreensão da capacidade do jogo em contribuir para ao desenvolvimento das competências.	X	X	X
A estrutura de modelos encadeados da ECD_J facilita muito a especificação das tarefas de coleta de evidências dentro do jogo.	X	X	X
Os resultados da avaliação utilizando a metodologia ECD_J é mais preciso.	X	X	X
Apesar da modelagem ECD_J aparentemente ser mais trabalhosa em relação ao simples processo de listagem das competências, o tempo gasto nessa modelagem a mais é claramente recompensado pois este último processo, por ter menos precisão, implica em consumo de tempos posteriores para redimensionar as competências que se espera que o jogo vá ajudar a desenvolver.	X	X	X
A ECD_J direciona e facilita a computação das evidências.	X	X	X
Dá mais segurança ao professor para uso do jogo digital como ferramenta pedagógica.	X	X	X
Facilita a revisão de critérios de avaliação.	X	X	
Cria um gabarito que pode ser usado para justificar uma nota em uma avaliação.	X	X	
Ajuda a pensar em mudanças que podem ser feitas em um jogo para se alcançar uma avaliação melhor	X	X	
Possibilita que se identifique pontos de feedback para o aluno-jogador que podem ser implementados posteriormente no jogo	X	X	

Fonte: Próprio autor.

9.4 EXPERIMENTOS PARA AVALIAR A VIABILIDADE DO RECONHECIMENTO DAS EXPRESSÕES FACIAIS COMO EVIDÊNCIAS DAS APRENDIZAGENS

Conforme visto na seção 2.5.3, quando um jogo digital é utilizado como ferramenta pedagógica, os estados de ânimo de um jogador e a sua motivação para jogar podem influenciar em suas aprendizagens e, conseqüentemente, na avaliação delas (HAWLITSCHKEK; KÖPPEN, 2014). É importante então capturar dados que evidenciem tais estados de ânimo e as motivações dos jogadores, não só para que se possa modular adequadamente as avaliações de suas aprendizagens como, também, utilizar os jogos digitais de acordo os principais tipos de jogadores relatados no modelo de Bartle (1996).

O objetivo desses experimentos foi o de demonstrar que é possível identificar expressões faciais dos jogadores jogando um jogo, de forma a possibilitar evidências de estados emocionais que afetam as aprendizagens dos jogadores.

Conforme relatado na seção 8.3, a ferramenta proposta neste trabalho para identificação das expressões faciais foi uma rede neural pré-treinada, a VGG Face. Antes de utilizá-la resolveu-se fazer um treinamento nela, não só para conhecer melhor tal recurso tecnológico, como para verificar a viabilidade do seu uso para classificar as expressões faciais dos jogadores. Como um novo treinamento dessa rede dependia de uma base de imagens com jogadores jogando, que não havia disponível, por uma questão prática, optou-se por treiná-la utilizando uma base de imagens denominada AR_Face. A AR_Face contém mais de 4.000 imagens a cores correspondentes a 126 rostos de pessoas e foi criada por pesquisadores do Centro de Visão Computacional da University of Alabama at Birginham nos Estados Unidos (CVC) (FACE RECOGNITION HOMEPAGE).

9.4.1 Processo utilizado no experimento

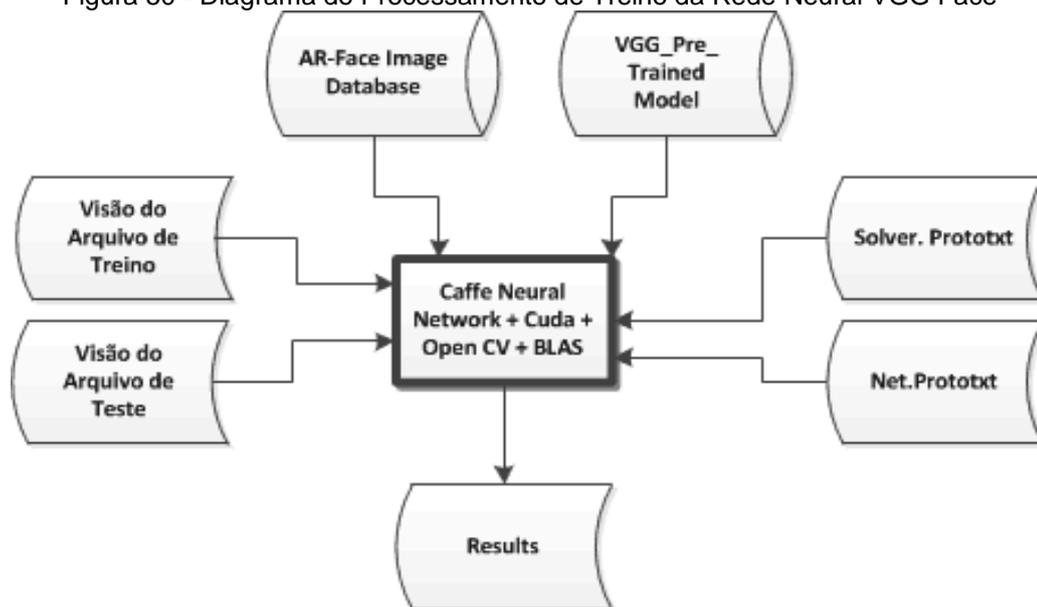
O Processo utilizado para treinamento da rede VGG Face foi o seguinte;

1. preparação do ambiente computacional para instalação da rede Caffe e dos arquivos referentes à rede pré-treinada escolhida;
2. instalação das bibliotecas: CUDA, Open CV e BLAST;
3. instalação da rede Caffe;
4. *download* dos arquivos da rede pré-treinada;
5. preparação da rede através da configuração dos arquivos de configuração da rede e de seus parâmetros de processamento: *Net.Prototxt* e *Solver.Prototxt*;
6. preparação dos arquivos de configuração das visões das imagens de treino e das imagens de teste;
7. *download* da base de imagens AR-Face;
8. execução dos primeiros testes da rede neural para a validação do ambiente e da instalação do Caffe;

9. ajuste nas configurações dos arquivos de configuração *Net.Prototxt* e *Solver.Prototxt* e dos arquivos de configuração das visões das imagens de treino e de teste, agora para a base de imagens AR-Face;
10. processamento da rede pré-treinada escolhida com a base de imagens AR_Face;
11. análise dos resultados (principalmente da acurácia obtida);
12. novos ajustes nos arquivos de configuração e visões da rede;
13. repetição dos passos 10,11 e 12 até que a rede apresentasse uma acurácia razoável.

A Figura 50 mostra o diagrama dos recursos computacionais envolvidos no treinamento feito com a rede neural VGG Face.

Figura 50 - Diagrama do Processamento de Treino da Rede Neural VGG Face



Fonte: Próprio autor.

9.4.2 Ajustes promovidos na rede pré-treinada VGG Face

Todos os ajustes que foram promovidos na rede neural durante o experimento foram feitos nos arquivos *Solver.Prototxt* e *Net.Prototxt*. O primeiro contém as configurações de processamento de treino e teste, tais como: intervalo de interações de treino até um teste, taxa de aprendizagem da rede, queda na taxa de aprendizagem durante as iterações de treino, número máximo de iterações, número de interações em que os

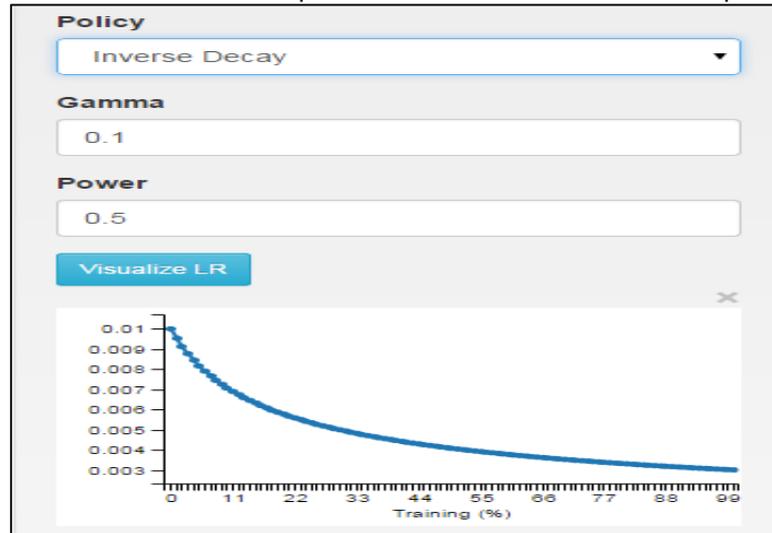
parâmetros da rede serão gravados para uso posterior e identificador de uso de GPU (*graphics processor unit*). O segundo contém a arquitetura da rede neural através da descrição de suas camadas.

As orientações para manipulação dos arquivos *Solver.Prototxt* e *Net.Prototxt* foram embasadas nas informações contidas no tutorial da Caffe que é disponibilizado no endereço eletrônico <http://caffe.berkeleyvision.org/tutorial/>.

Inicialmente, em relação ao arquivo de configuração do processamento da rede *Solver.Prototxt* original, foram feitos ajustes nos seguintes parâmetros:

- *test_iter* = 1 (inicialmente para 1 pois o arquivo de testes inicial conteria um conjunto de 6 imagens de uma das pessoas e previa-se que o parâmetro *batch size* para a configuração da rede teria valor igual a 6. Segundo as orientações dos pesquisadores da Caffe a multiplicação do *test_iter* pelo *batch_size* deveria ser igual ao número de imagens testadas).
- *test_interval* = 100 (cada teste ocorreria após cada 100 iterações de treino);
- *base_lr* = 0.0001 (optou-se por uma taxa de aprendizagem pequena, para depois ir ajustando, à medida que não se consegue uma boa taxa de acurácia mais cedo. Essa estratégia é sugerida no tutorial da Caffe);
- *lr_policy* = "inv", *gamma* = 0.001, *power* = 0.75 (estes parâmetros que identificam a queda da taxa de aprendizagem foram mantidos de acordo com a configuração original pois entendeu-se que a taxa de aprendizado poderia ser reduzida à medida que os treinos da rede fossem ocorrendo, até que a perda atingisse um platô e começaria a se repetir indefinidamente, conforme mostra a Figura 51. Também foi uma estratégia conservadora para, caso não se conseguisse uma boa acurácia, dentro de um tempo razoável, se promovesse a mudança para uma política com uma taxa de aprendizagem maior por mais tempo (KRIZHEVSKY; SUTSKEVER; HINTON, 2012).

Figura 51 - Queda da taxa de aprendizado da rede conforme o tempo de treino



Fonte: <https://stackoverflow.com/questions/30033096/what-is-lr-policy-in-caffe>.

- *display*: 100 (número de interações a partir das quais os resultados seriam mostrados no vídeo);
- *max_iter*: 10000 (número máximo de interações para a rede);
- *snapshot*: 1000 (período de interações para gravação das posições da rede treinada até um determinado momento do treino);
- *solver_mode*: GPU (uso ou não da placa gráfica do computador).

No arquivo *Net.Proto.txt*, que contém as descrições das camadas de neurônios da rede neural, inicialmente foram feitos os seguintes ajustes:

- ajustes nas camadas de entrada de dados: (para colocar o nome dos arquivos de configuração das imagens para treino e teste, ajuste no parâmetro *batch_size* para o número de imagens que seriam carregadas na memória, tomando o cuidado para não carregar muitas imagens ao mesmo tempo para não ultrapassar a memória RAM disponível). Colocando-se um *batch_size* pequeno o processamento de treino se torna mais rápido, porém foi necessário acompanhá-lo para se evitar o problema de geração de muita oscilação na acurácia obtida pela rede neural, conforme recomendação encontrada em fóruns sobre a rede Caffe;
- ajuste inicial no parâmetros *blobs_lr* para valores baixos) nas camadas de convolução (camadas que tratam da qualidade das imagens) para que elas ficassem um pouco “congeladas” e propiciassem então uma otimização rápida

das últimas camadas de classificação conforme recomendação encontrada em fóruns sobre a rede Caffe;

- ajustes nas camadas de classificação (*INNER- PRODUCT*) para que elas tivessem melhores taxas de aprendizagem e fornecessem como saída as 6 expressões faciais que a base de imagens continha.

Durante os processamentos uma série de ajustes foram feitos na rede através de seus arquivos de configuração, para melhorar a acurácia encontrada.

No arquivo de configuração do processamento da rede *Solver.Prototxt* original, foram feitos ajustes nos seguintes parâmetros:

- *test_iter*: passou de 1 para 55 para que se pudesse aumentar a taxa de acurácia da rede, através do aumento do número de imagens do arquivo de teste;
- *base_lr*: passou de 0.0001 para 0.001, o que significou uma taxa de aprendizagem maior. Com o objetivo de se chegar a uma taxa de acurácia mais cedo;
- *lr_policy*: passou de "inv", , gamma: 0.001 e power: 0.75, para uma política "fixed", onde a taxa de aprendizagem se mantém até o fim, também para se chegar a uma taxa de acurácia mais rapidamente.

No arquivo de configuração da arquitetura da rede neural foram promovidos os seguintes ajustes:

- foram eliminadas as camadas de Dropout porque percebeu-se que tal tipo de camada é útil para grandes redes neurais com muitos dados de entrada, o que não era o perfil da entrada que estava sendo testada. Dropout é uma técnica aplicada para solucionar um problema no processamento das redes neurais denominado de *overfitting*, que é uma situação em que, em um treino, a taxa de erro é pequena, mas quando se usa o conjunto de teste a taxa de erro é alta. Isso acontece quando a rede não consegue uma boa generalização (SRIVASTAVA et al., 2014);
- em um determinado momento do treino em que estava ocorrendo constantes problemas do tipo *out of memory*, optou-se por eliminar uma camada totalmente conectada do tipo *INNER- PRODUCT*, o que parece contribuiu para solucionar o problema, sem prejuízo para os resultados do treinamento.

9.4.3 Resultados obtidos nos testes realizados

O processo de treinamento da rede neural da seção 9.4.1 foi repetido várias vezes até a obtenção do resultado de 84% de acurácia (Figura 52).

Figura 52 - Tela com o último processamento de Treino da Rede Neural VGG Face

```

Terminal
I0601 08:21:37.653980 47746 net.cpp:684] Ignoring source layer fc_arf2_fc_arf2_0_split
I0601 08:21:37.653995 47746 net.cpp:684] Ignoring source layer loss
I0601 08:21:51.621222 47746 solver.cpp:404] Test net output #0: accuracy = 0.827273
I0601 08:21:51.867764 47746 solver.cpp:228] Iteration 2200, loss = 0.00265206
I0601 08:21:51.867861 47746 solver.cpp:244] Train net output #0: accuracy = 1
I0601 08:21:51.867904 47746 solver.cpp:244] Train net output #1: loss = 0.00265304 (* 1 = 0.00265304 loss)
I0601 08:21:51.867933 47746 sgd_solver.cpp:106] Iteration 2200, lr = 0.001
I0601 08:23:16.811671 47746 solver.cpp:337] Iteration 2300, Testing net (#0)
I0601 08:23:16.812320 47746 net.cpp:684] Ignoring source layer label_data_1_split
I0601 08:23:16.812381 47746 net.cpp:684] Ignoring source layer fc_arf2_fc_arf2_0_split
I0601 08:23:16.812412 47746 net.cpp:684] Ignoring source layer loss
I0601 08:23:30.778534 47746 solver.cpp:404] Test net output #0: accuracy = 0.822727
I0601 08:23:31.025200 47746 solver.cpp:228] Iteration 2300, loss = 0.0762933
I0601 08:23:31.025298 47746 solver.cpp:244] Train net output #0: accuracy = 1
I0601 08:23:31.025326 47746 solver.cpp:244] Train net output #1: loss = 0.0762943 (* 1 = 0.0762943 loss)
I0601 08:23:31.025373 47746 sgd_solver.cpp:106] Iteration 2300, lr = 0.001
I0601 08:24:55.962107 47746 solver.cpp:337] Iteration 2400, Testing net (#0)
I0601 08:24:55.962786 47746 net.cpp:684] Ignoring source layer label_data_1_split
I0601 08:24:55.962852 47746 net.cpp:684] Ignoring source layer fc_arf2_fc_arf2_0_split
I0601 08:24:55.962872 47746 net.cpp:684] Ignoring source layer loss
I0601 08:25:09.935425 47746 solver.cpp:404] Test net output #0: accuracy = 0.836364
I0601 08:25:10.181991 47746 solver.cpp:228] Iteration 2400, loss = 0.0012986
I0601 08:25:10.182081 47746 solver.cpp:244] Train net output #0: accuracy = 1
I0601 08:25:10.182122 47746 solver.cpp:244] Train net output #1: loss = 0.00129957 (* 1 = 0.00129957 loss)
I0601 08:25:10.182142 47746 sgd_solver.cpp:106] Iteration 2400, lr = 0.001
I0601 08:26:35.125023 47746 solver.cpp:337] Iteration 2500, Testing net (#0)
I0601 08:26:35.125643 47746 net.cpp:684] Ignoring source layer label_data_1_split
I0601 08:26:35.125694 47746 net.cpp:684] Ignoring source layer fc_arf2_fc_arf2_0_split
I0601 08:26:35.125720 47746 net.cpp:684] Ignoring source layer loss
I0601 08:26:49.092247 47746 solver.cpp:404] Test net output #0: accuracy = 0.813636
I0601 08:26:49.339165 47746 solver.cpp:228] Iteration 2500, loss = 0.0269841
I0601 08:26:49.339263 47746 solver.cpp:244] Train net output #0: accuracy = 1
I0601 08:26:49.339304 47746 solver.cpp:244] Train net output #1: loss = 0.0269851 (* 1 = 0.0269851 loss)
I0601 08:26:49.339334 47746 sgd_solver.cpp:106] Iteration 2500, lr = 0.001
I0601 08:28:14.276873 47746 solver.cpp:337] Iteration 2600, Testing net (#0)
I0601 08:28:14.277519 47746 net.cpp:684] Ignoring source layer label_data_1_split
I0601 08:28:14.277572 47746 net.cpp:684] Ignoring source layer fc_arf2_fc_arf2_0_split
I0601 08:28:14.277595 47746 net.cpp:684] Ignoring source layer loss
sh Tab Width: 4 Ln 1, Col 1 INS

```

Fonte: Próprio autor.

O resultado de 84% de acurácia para estes experimentos foi considerado um bom resultado porque:

- a acurácia de reconhecimento de expressões faciais por humanos que é de aproximadamente 87% (SEBE et al., 2005);
- o arquivo final usada continha uma quantidade pequena de imagens comparadas aos trabalhos correlatos em que os resultados foram superiores. Por exemplo o trabalho relatado em Parkhi e outros (2015), que obteve acurácias de 87% a 96%, utilizou uma base de 2,6 milhões de imagens enquanto a base utilizada neste trabalho era de centenas de imagens;
- os trabalhos correlatos (PADGETT; COTTRELL, 1997; LAWRENCE et al., 1997) que utilizaram conjuntos de imagens equivalentes ao tamanho da

base utilizada nesta pesquisa obtiveram acurácias parecidas com as nossas;

- as tentativas que foram feitas em aumentar o número de camadas de classificação para apurar a acurácia, acabaram por gerar processamentos sem sucesso devido a problemas de *out of memory*.

Acredita-se que, com um computador com placas de vídeo mais poderosas, e um conjunto de imagens maior, poder-se-ia obter melhores resultados na acurácia utilizando mais camadas de classificação.

9.5 TESTES COM A SEGUNDA VERSÃO DO PROTÓTIPO DO *FRAMEWORK*

A segunda versão do protótipo do *framework*, foi construída já a partir do projeto descrito no capítulo 7, contemplando a quase totalidade das funcionalidades descritas na Figura 20.

Como ainda não havia disponível uma base histórica dos resultados de diversos jogadores jogando o jogo, os dados utilizados pelos algoritmos de classificação dos jogadores, para gerar o classificador de nível de dificuldade inicial do jogo para cada jogador, foram obtidos com a utilização de um gerador automático de dados (<http://www.mockaroo.com>).

Para estes experimentos foi desenvolvido um protótipo de jogo digital, utilizando-se a linguagem de programação Python e a biblioteca Pygame, que tinha finalidade de desenvolver em seus jogadores as competências de Alimentação Saudável e Economia Doméstica. No código do jogo foram incluídos os agentes inteligentes de coletas de dados multimodais descritos na seção 8.1.2.

Para os experimentos com a segunda versão do *framework* foram selecionados para jogar 50 (cinquenta) alunos, de duas turmas do primeiro período de dois cursos superiores da área de Computação e Informática. Desses alunos, 12 (doze) utilizaram, um aparelho *eye-tracker*, devido a limitada disponibilidade de apenas um aparelho desse tipo, para que os movimentos de seus olhos fossem monitorados durante o

jogar. Dos computadores disponibilizados com o jogo, 8 (oito) tinham *webcams* para capturar imagens dos jogadores jogando.

Apesar da baixa complexidade dos conteúdos que o jogo pretendia ensinar, também participaram da experiência 2 (dois) professores de um curso superior de Nutrição, como avaliadores do processo de ensino e do processo de avaliação, além do professor dos próprios alunos que participaram da experiência. Os professores também puderam interagir com as funcionalidades do protótipo do *framework*.

Os alunos puderam jogar durante uma semana, tantas vezes quantas quisessem. Ao final de todas as suas sessões de jogo, cada jogador respondeu um breve teste-questionário, inclusive com questões sobre as suas experiências. Também os professores responderam questionários sobre o que observaram de todo o processo, desde o jogar até a análise dos dados coletados através do protótipo do *framework*.

Ao final de cada vez que um aluno jogava, eram coletados e acumulados em um arquivo maior os arquivos de *log* com dados coletados de: ações do jogador, eventos e estados do jogo; dos movimentos dos olhos do jogador; de imagens gravadas do jogador jogando e das informações sobre as gravações das próprias imagens (modelo no Quadro 6).

Tão logo se encerrou a semana de experimentos, os dados coletados foram tratados e foram feitas diversas análises das aprendizagens, utilizando-se as funcionalidades do protótipo do *framework*.

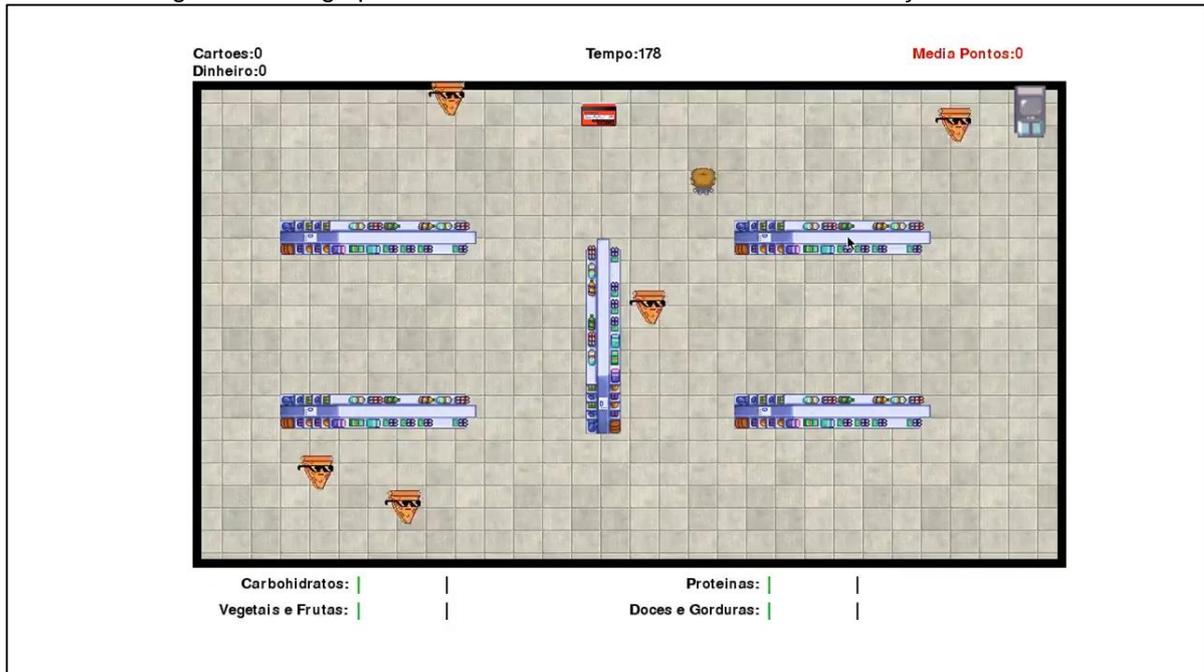
O Quadro 11 mostrado no ANEXO B foi elaborado para servir de base para a realização de experimentos com o monitoramento do movimento dos olhos dos jogadores na busca por evidências de aprendizagens.

Para a análise dos resultados do uso do processo de avaliação utilizando-se a segunda versão do protótipo do *framework*, além dos resultados apurados das avaliações, também foram utilizados os dados coletados dos questionários respondidos pelos alunos e professores que participaram dos experimentos.

9.5.1 O jogo digital

O jogo tem por cenário principal um supermercado com gôndolas onde os alimentos são disponibilizados para compra (Figura 53).

Figura 53 – Jogo para ensinar Economia Doméstica e Alimentação Saudável



Fonte: Próprio autor.

Para ensinar Alimentação Saudável e Economia Doméstica, o jogo, inicialmente, disponibiliza uma quantia de dinheiro ao jogador e um tempo para que este possa adquirir o máximo de alimentos com tal quantia. Mas o jogador deve ficar atento às promoções que são disponibilizadas, de tempos em tempos, e, nelas, os produtos são vendidos a preços mais baratos, inclusive produtos que o jogador já havia colocado no seu carrinho. Nesse caso, ele poderá economizar trocando um produto já escolhido pelo mesmo produto em promoção.

Para ensinar Alimentação Saudável as compras dos produtos alimentícios devem estar, o mais próximo possível, das proporções dos tipos de alimentos recomendadas na Pirâmide Alimentar Saudável (PHILIPPI et al., 1999).

Alguns elementos lúdicos foram incluídos no jogo tais como os “monstrinhos do *fast food*”, que devem ser evitados pelo jogador, pois um encontro com eles termina a

sessão do jogo. Também para efeito lúdico, alguns cartões de crédito aparecem, eventualmente, em partes do cenário do jogo e o jogador deve pegá-los e, imediatamente, correr para um terminal bancário eletrônico existente no supermercado, para trocar o crédito nele existente por mais dinheiro para as suas compras.

O objetivo do jogador é comprar o máximo de alimentos, no tempo estabelecido, e ter as suas escolhas mais próximas da Pirâmide Alimentar Saudável.

9.5.2 Resultados do uso do protótipo para a avaliação das aprendizagens

A Tabela 3 sumariza os resultados dos experimentos com o segundo protótipo.

Tabela 3 - Sumário dos resultados dos experimentos com o jogo Alimentação Saudável e Economia Doméstica

Classificação em Níveis	Muito Boa (Bom)	Boa (Bom)	Regular ou Sofrível
Percentual de alunos de acordo com a aprendizagem calculada com base no arquivo de log das ações dos jogadores e eventos/ estados do jogo	62,01%	35,20%	2,79%
Percentual de alunos por avaliação segundo a respostas ao teste-questionário	57,80%	33,90%	8,30%
Percentual de alunos por pontuação final obtida no jogo	64,23%	33,09%	2,68%

Fonte: Próprio autor.

Resultado em relação à efetividade do jogo como ferramenta pedagógica:

Apenas 2,79% dos alunos-jogadores, segundo a avaliação automática realizada pelas ferramentas do protótipo do framework, não obtiveram resultados classificados como bom e muito bom no uso do jogo digital como ferramenta pedagógica. Tal resultado demonstra a grande vantagem de usá-lo no ensino.

Resultado em relação a viabilidade de se usar o framework como ferramenta de suporte às avaliações das aprendizagens baseadas em jogos digitais:

Quando se comparou a avaliação da aprendizagem com o suporte do framework versus a avaliação feita através de um teste, ou questionário, elas se mostraram bem próximas. Porém, a avaliação automática apresentou melhores resultados (mais 5,51%, considerando resultados muito bom e bom) em relação à manual, corroborando o que se esperava dela, por ser não intrusiva.

Resultado da avaliação da aprendizagem automática através do uso do framework em relação à pontuação final obtida pelos alunos no jogo

Quando se comparou os resultados da avaliação da aprendizagem com o suporte do framework com os resultados finais (pontuações) conquistadas pelos jogadores, verificou-se que as pontuações finais eram um pouco melhores (0,11%). Tal fato se justifica devido a que nem todas as ações de jogadores e eventos/estados do jogo, usados para computar as avaliações das aprendizagens, são importantes para a pontuação final, que têm mais objetivos lúdicos para o aluno isto é, são metas para os alunos se manterem imersos nos jogos.

Resultados de uma forma geral:

- os professores consideraram que **a metodologia ECD_J é de fundamental importância para guiar um projeto de avaliação** das aprendizagens

baseadas em jogos digitais e, sem ela, eles, provavelmente, não saberiam como elaborar tal tipo de avaliação;

- consideraram também que **a construção dos modelos da metodologia ECD_J é fácil**, e pode ser feita utilizando inclusive editores de textos ou planilhas, que já são comuns ao seu dia-a-dia;
- solicitados a interagir com o *framework*, preenchendo os campos da base de dados ECD_J, emitindo relatórios e executando módulos de tratamento de dados, os professores **reportaram que a operação do *framework* é bem simples**;
- os professores também manifestaram que **a existência de da base de dados ECD_J e da base de dados histórica dará muita versatilidade** para que os educadores usuários do *framework* possam utilizá-lo **para as análises avaliativas** usando até ferramentas de simples como as planilhas eletrônicas;
- nas respostas aos questionários, tal como tinha acontecido na experiência com a primeira versão do protótipo do *framework*, **todos os alunos consideraram que a avaliação pelo jogo, além de ser menos agressiva e estressante, era mais fácil de se fazer por ser mais contextualizada.**

9.5.3 Resultados observados dos experimentos onde os alunos utilizaram o aparelho *eye-tracker*

A Figura 54 mostra os experimentos com jogadores usando o aparelho *eye-tracker*, com o objetivo de capturar o movimento de seus olhos ao jogar. Os resultados desses experimentos estão relatados a seguir.

- a totalidade dos alunos respondeu que **a atuação dos agentes foi imperceptível para eles, o que significou uma avaliação não intrusiva** e os alunos que usaram o dispositivo *eye-tracker*, consideraram que aquele aparelho deixou de ser notado tão logo eles começaram a jogar e se envolver no jogo. Porém chegou-se a conclusão que, no futuro, deveria ser testado um *eye-tracker* através de câmeras de vídeo para diminuir a invasividade do óculos *eye-tracker*;

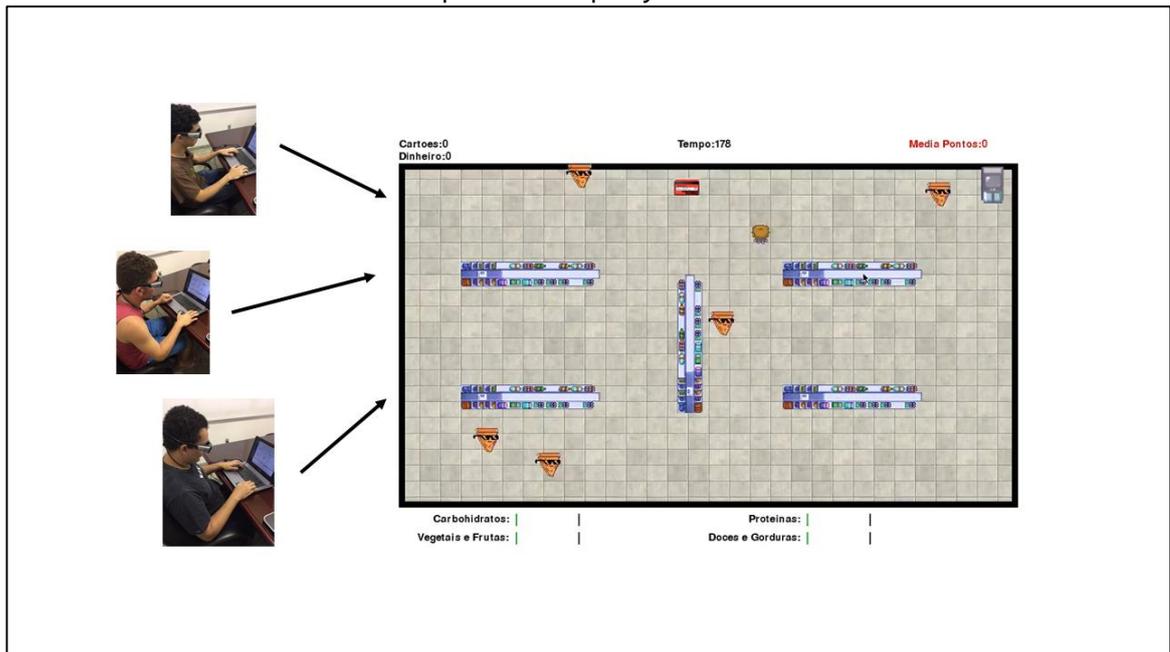
- os maiores tempos de fixação dos alunos em locais da tela representaram:
 - tarefas complexas e importantes. Exemplo: a tarefa composta por monitorar o aparecimento dos créditos no supermercado, se dirigir até o local do crédito, pegar o crédito, e ir até o caixa eletrônico para trocar o crédito por dinheiro e voltar a comprar. Essa situação mostrou aos professores que existem situações nos jogos que podem ter seus conteúdos naturalmente mais difíceis de se aprender. Nesses casos é importante que o professor module compreenda que alguns dos conteúdos podem ter avaliações de aprendizagens piores devido às referidas complexidades;
 - dificuldades de entendimento. Exemplo: olhares para figurinhas mal desenhadas de alimentos para compra no supermercado gastaram mais tempo de fixação. Tal situação provocou o mudanças no código do jogo(figuras), pois a dificuldade não era benéfica para a aprendizagem;
 - maior concentração de objetos na tela. Exemplo: inicialmente se colocou apenas um alimento de cada tipo em uma das quatro gondolas do jogo, depois mudou-se para aparecer mais de um tipo de alimento por gondola e, com isso, os tempos de fixação nessas regiões aumentaram substancialmente. Nesse caso a mudança foi proposital para desenvolver a capacidade de atenção dos alunos.

Todos esses casos evidenciaram que o professor poderia: levar em conta que os alunos poderiam ter um pouco mais de dificuldades para aprender os conteúdos daquela parte do jogo ou que o professor deveria redesenhar tal parte do jogo para facilitar as aprendizagens dos alunos.

- sequências de fixações na tela representaram:
 - locais de conhecimento pré-determinado pelo jogador. Exemplo: inicialmente o jogo colocava os tipos de produto em quadrantes pré-determinados da tela do jogo (um supermercado), que facilitava a escolha dos alimentos pelos jogadores mostrando repetidas sequencias de fixações. As sequências tornaram-se aleatórias, quando o jogo foi mudado para que tipos diferentes de alimentos aparecessem em qualquer lugar do supermercado.

- eventos importantes, mas de localização aleatória. Exemplo: ao longo do jogo o aluno podia receber cartões créditos, que surgiam e desapareciam repentinamente, para fazer compras no supermercado. Com isso, os jogadores ficavam procurando os cartões em vários pontos da tela. Tal situação procurava desenvolver nos alunos, além das situação de melhor escolher os alimentos de forma saudável, também a ter concentração, lidar com mais de uma situação ao mesmo tempo e tomar decisões de forma rápida.
- sequências de fixações na tela representaram:
 - locais de conhecimento pré-determinado pelo jogador. Exemplo: inicialmente o jogo colocava os tipos de produto em quadrantes pré-determinados da tela do jogo (um supermercado), o que facilitava a escolha dos alimentos pelos jogadores mostrando repetidas sequencias de fixações. As sequências tornaram-se aleatórias, quando o jogo foi mudado para que tipos diferentes de alimentos aparecessem em qualquer lugar do supermercado;
 - eventos importantes, mas de localização aleatória. Exemplo: ao longo do jogo o aluno podia receber cartões créditos, que surgiam e desapareciam repentinamente, para fazer compras no supermercado. Com isso, os jogadores ficavam procurando os cartões em vários pontos da tela.

Figura 54 - Jogadores jogando e tendo seus movimentos dos olhos monitorados através de um dispositivo do tipo *eye-tracker*



Fonte: Próprio autor.

- altas frequências de fixações, ainda que de menor duração, representaram:
 - locais importantes para o jogo. Exemplo: o terminal bancário que ficava em uma mesma parte da tela do jogo foi o local que, durante o jogo, teve a maior frequência de olhares. Era monitorado frequentemente pois ali os jogadores poderiam trocar os créditos pelo dinheiro e aumentarem as suas possibilidades de sucesso;
 - atenção dividida entre elementos do jogo. Exemplo: quando foram incluídos “monstros da má alimentação”, que circulavam pelos corredores do supermercado do jogo “atacando os jogadores”, observou-se que o tempo de fixação nos alimentos caiu muito e os alimentos passaram a ser fixados mais de uma vez antes de serem escolhidos.

De acordo com as observações feitas em relação aos experimentos usando o aparelho eye-tracker, pode-se constatar que os dados coletados dos jogadores foram muito úteis para o avaliador, pois serviram para ele identificar:

- partes do jogo que não foram implementadas de forma mais adequada para ensinar aos alunos e, por isso, deveriam ser modificadas;

- situações complexas e importantes proporcionaram aos alunos desenvolverem: o raciocínio, a tomada de decisão rápida, a coordenação de atividades simultâneas e a visão sistêmica;
- estratégias de atenção dos próprios jogadores que os levaram a desempenhos superiores;
- locais em que houve aprendizagem.

Tais evidências cruzadas com os resultados da apuração das aprendizagens evidenciadas pelos registros de ações dos jogadores e eventos/estados do jogo, puderam ajudar os professores a entenderem melhor os resultados de cada aluno, modular adequadamente as avaliações e até propiciar informações para que eles pudessem ajustar e adaptar o jogo para um melhor aproveitamento pelos alunos.

9.5.4 Resultados observados dos experimentos onde foi utilizada a rede neural deep learning para identificação das expressões faciais dos jogadores

Foram feitas análises que incluíram o cruzamento dos códigos de expressões faciais com as evidências de aprendizagem de acordo com ações dos jogadores, eventos/estados do jogo, tal como, por exemplo, o gráfico do tipo XY, onde o eixo X tinha os códigos das ações dos jogadores e dos eventos ou estados do jogo, e no eixo Y os códigos 1 a 6 representavam respectivamente as expressões faciais do jogador (Figura 39).

Com base nessas análises, abaixo estão os resultados obtidos pela maioria dos jogadores (80% ou mais).

Expressões de Alegria observadas em jogadores quando:

- Os jogadores foram bem sucedidos na superação de obstáculos ou até mesmo na obtenção de recursos que poderiam levar a resultados satisfatórios. Exemplo: quando eles venceram “monstrinhos fast food” que poderiam levar ao final da sessão de jogo, ou quando eles obtinham os créditos que aumentavam seu potencial de compra de alimentos;

- Os jogadores identificaram situações em que já sabiam o procedimento para o sucesso após o jogo repetido. Exemplo: inicialmente o jogo colocou os tipos de produto em quadrantes pré-determinados da tela do jogo (um supermercado), o que facilitou a escolha dos alimentos.

Situações desse tipo parecem motivar os jogadores a mergulhar no jogo, embora alguns jogadores tenham comemorado a superação de obstáculos de forma intensa, pela análise dos registros das suas ações, subsequentes às capturas das imagens faciais, não houve perda de suas cadências de atuação no jogo, o que poderia diminuir suas imersões.

Expressões de medo (preocupação) observadas em jogadores quando:

- O jogador se deparou com tarefas complexas e importantes ou com situações críticas. Exemplo: a tarefa de monitorar a aparência dos créditos no supermercado, ir ao local de crédito, pegar o crédito e ir ao caixa eletrônico trocar o crédito por dinheiro e voltar ao shopping;
- O jogador compartilhou sua atenção entre os elementos do jogo. Exemplo: quando o jogo incluía mais "monstrinhos fast food", que circulavam nos corredores dos supermercados do jogo "atacando" os jogadores, para aumentar a dificuldade do jogo.

Nesses casos, através das análises das subsequentes ações do jogador no jogo, não houve perda significativa de sua cadência de atuação no jogo, ao contrário, naqueles momentos, parecia que o jogador estava mais imerso no jogar.

Expressões de raiva observadas nos jogadores quando:

- Situações em que os jogadores estavam frustrados com o seu desempenho. Exemplo: Durante todo o jogo, o estudante podia pegar cartões de crédito para fazer compras no supermercado, os cartões de crédito apareciam de repente e desapareciam. Quando o cartão de crédito desapareceu, sem ser pego, a análise mostrava expressões de raiva nos rostos dos jogadores. Em tais situações, a análise das ações dos jogadores, eventos do jogo ou estados, mostrou uma pequena perda de cadência no ritmo do jogo.

Expressões de surpresa observadas nos jogadores quando:

- Situações aleatórias no jogo que poderiam trazer benefícios aos seus resultados. Exemplo: o aluno pode pegar cartões de crédito, que apareceram e desapareceram de repente, que podem ser usados para comprar produtos no supermercado. Tais situações, depois de analisar os tempos das ações dos jogadores, eventos do jogo e estados, mostraram uma pequena perda de cadência do jogador em jogar o jogo, talvez porque o jogador tivesse que pensar em refazer uma estratégia que ele usou até aquele momento.

Expressões de repulsa (desaprovação) observadas em jogadores quando:

- Eles encontraram dificuldades de compreensão. Por exemplo, alguns jogadores apontaram no questionário que suas dificuldades provinham da qualidade inferior dos elementos do jogo. Por exemplo, os alunos que jogaram no primeiro dia informaram que as figuras de alguns alimentos eram difíceis de entender. Com a melhoria dessas figuras para as sessões de jogos a seguir, esse tipo de reclamação desapareceu. Tais situações, após analisarem os tempos das ações, eventos e estados do jogo, após sua ocorrência, mostraram uma pequena perda de cadência no jogo, talvez porque o jogador devesse pensar mais para entender os números.

Nenhuma Expressão de Tristeza foi observada na maioria dos jogadores durante as sessões do jogo.

Outras observações:

- Alunos que alcançaram um bom equilíbrio nutricional, assim como uma grande quantidade de comida comprada, mantiveram as expressões de medo (preocupação) por muito mais tempo. Por outro lado, a maioria dos alunos que tiveram expressões faciais variadas e apresentaram mais expressões de repulsa (desaprovação), apresentaram os piores desempenhos. Essa desaprovação foi

confirmada pela maioria deles nas respostas que deram no questionário, com a informação de que não gostaram do jogo;

- Mulheres jogadoras (27% de todos os jogadores) tiveram mais variação das expressões durante o jogo do que os homens e foram as que mostraram mais expressões de tristeza quando tiveram algum fracasso;
- Alguns dos alunos relataram que naquele dia, eles não estavam em um estado emocional para jogar, mas quando começaram a sessão do jogo, eles se envolveram em jogar. As imagens das expressões faciais capturadas confirmaram que seu estado emocional inicial não afetou seu desempenho. Isso pode demonstrar que jogos digitais podem mudar o estado emocional de um jogador.

Os professores que participaram dos experimentos, avaliando o impacto das expressões faciais no desempenho dos jogadores, concordaram que as análises baseadas na correspondência cruzada de evidências de aprendizagem com classificações de expressões faciais refletiam o que estava em suas anotações sobre o comportamento dos jogadores durante a peça.

Também não houve preocupação em controlar rigorosamente a qualidade do processo de captura das imagens dos jogadores que jogavam. No entanto, durante os experimentos, foi necessário controlar os jogadores para que eles não se movimentassem muito durante o jogo. Houve poucos casos em que as imagens capturadas não foram boas, tiveram que ser descartadas e a sessão de jogo teve que ser repetida.

Os alunos relataram que a observação dos professores, durante o jogo, os fez jogar mais a sério, mas não influenciou no aprendizado. Essa observação, diferente do que ocorreu no primeiro experimento, onde os jogadores entenderam que a supervisão dos professores durante o jogo tenha ajudado nas aprendizagens, nesse experimento, a baixa complexidade do tema do jogo não provocou a demanda dos alunos pelo suporte dos professores.

Desses resultados pode-se observar que conhecer os estados emocionais dos jogadores através de suas expressões faciais ajuda, em muito, os educadores. Cruzar tais informações com as evidências obtidas dos registros de log (ações do jogador,

eventos e estados do jogo) ajudará o professor em suas avaliações porque, em sua maioria:

- expressões de alegria e medo (preocupação) representaram, em geral, aprendizagens;
- expressões de medo (preocupação) também representaram tarefas complexas, onde a aprendizagem pode ser mais difícil e o educador pode verificar se o redesenho do jogo pode ser indicado;
- expressões de repulsa(desaprovação) representaram, na maioria das vezes, dificuldades de aprendizagem ou insatisfação com o jogo;
- expressões de surpresa podem indicar necessidades de se redesenhar o jogo para melhor ensinar aos alunos.

9.6 TESTES COM A SEGUNDA VERSÃO DO PROTÓTIPO PARA O *FRAMEWORK* PARA AVALIAÇÃO DO DESENVOLVIMENTO DE UMA HABILIDADE

Nesse segundo experimento com a segunda versão do protótipo do *framework* para a avaliação das aprendizagens baseadas em jogos digitais, focou-se na avaliação do desenvolvimento de uma habilidade específica, porque o desenvolvimento de habilidades é a mais importante vantagem do uso dos jogos digitais como ferramentas pedagógicas em relação aos métodos tradicionais. Como foi visto no capítulo 2, adquirir uma habilidade é saber colocar em prática um conhecimento aprendido.

Esse experimento foi feito para se verificar a utilidade do *framework* para apoiar a avaliação da obtenção de uma habilidade ou mesmo à aquisição de conhecimentos que venham a ajudar no posterior desenvolvimento de tal habilidade.

O experimento teve como objetivo avaliar o impacto de um jogo digital no desenvolvimento da habilidade para estacionar um automóvel. Para ele foi adaptado o jogo Teste Drive, um projeto dos alunos do Laboratório da Universidade Federal da Paraíba, cujo código fonte estava disponível no endereço <https://sites.google.com/site/testedrive01/>. A partir dele foram criadas duas versões do jogo sendo que em uma delas foi feita a inclusão de um agente inteligente do

framework para coletar dados sobre ações do jogador, eventos e estados do jogo, além de identificar quando o jogador atingia o nível de performance em que ele, por convenção, havia adquirido a habilidade. Arbitrou-se que, no jogo digital, o aluno adquiriu a habilidade quando ele conseguia estacionar o automóvel, por três (vezes) seguidas, até o tempo máximo de 40 (quarenta) segundos.

Como público desse experimento, foram selecionados 9 (nove) alunos de uma universidade, com dezoito anos ou mais, que não sabiam dirigir um automóvel e tinham pretensão de cursar uma autoescola, em breve, para obterem licenças de motorista amador.

O experimento foi conduzido em três etapas:

- 1ª) três alunos utilizaram a versão do jogo digital com o agente inteligente de software antes de se submeterem aos primeiros treinos físicos de estacionamento (baliza) usando um automóvel. O agente inteligente de software, além de coletar dados sobre a performance dos jogadores, era responsável por determinar e informar a eles quando conseguiam adquirir a habilidade almejada;
- 2ª) três outros alunos também utilizaram o jogo digital antes de se submeterem aos primeiros treinos físicos de estacionamento (baliza), usando um automóvel, só que na versão sem o agente inteligente de software. Para avaliar a aquisição da habilidade desejada foram utilizados três alunos voluntários, que fizeram o papel de avaliadores, coletando, registrando dados da performance do jogador em uma planilha e informando quando os alunos conseguiam atingir a habilidade de estacionar o automóvel;
- 3ª) todos os nove alunos, inclusive os três últimos que não utilizaram o jogo digital, se submeterem treinos físicos de estacionamento (baliza), e os três alunos avaliadores voluntários acompanhavam tais treinos cronometrando e registrando dados dos desempenhos desses alunos. É importante ressaltar que todos os alunos realizaram os testes físicos de baliza utilizando o mesmo carro, no mesmo local e com os mesmos obstáculos para o estacionamento (nesse caso foram usados cones de sinalização altos em vez de carros estacionados). O carro utilizado não tinha sensores nem câmeras de estacionamento;

- 4ª) todos os nove alunos responderam a um questionário sobre as suas experiências nos jogos, sobre o impacto delas em suas performances nos treinos físicos (somente os seis alunos que jogaram) e em relação às suas experiências nos treinos físicos de baliza;
- 5ª) os avaliadores também responderam a um questionário onde apontaram as facilidades ou dificuldades para avaliar os alunos jogando e a sua percepção sobre o impacto do uso do jogo nos treinos físicos de baliza.

9.6.1 O jogo digital

O jogo tem por cenário principal uma pista dupla com dois carros estacionados em uma das pistas, estando disponível uma vaga para estacionamento entre eles (Figura 55). No início do jogo aparece, na frente do carro que vai ser pilotado pelo jogador, um semáforo que está com a luz vermelha acesa. Quando a luz do sinal se torna verde, o jogador deverá, com o auxílio de um volante, estacionar o carro entre os outros dois que já lá estão estacionados. No experimento foi utilizado um volante Logitech G920 com pedais e cambio (Figura 56). Para isso, o jogador terá por limite um tempo máximo de 60 segundos e um espaço para estacionamento de 40% a mais do tamanho do carro. Tais requisitos foram arbitrados com base em consultas a avaliadores do DETRAN-ES (Departamento de Transito do Estado do Espírito Santo). O requisito para o espaço do estacionamento é o mesmo usado nos testes de baliza física e para o requisito de tempo estabeleceu-se no jogo a metade do tempo para a baliza física, uma vez que nela existem alguns dificultadores tais como a limitação da visão do condutor, maior receio em abalroar os obstáculos, etc. No jogo considerou-se também que cada abalroamento que ele dá em um dos carros estacionados são retirados 2 (dois) segundos de seu limite de tempo.

Figura 55 - Tela principal do jogo digital adaptado do jogo Teste Drive



Fonte: Próprio autor.

Figura 56 - Volante Logitech G920 com pedais e cambio



Fonte: <https://www.logitechg.com/pt-br/search?q=+G920+>

9.6.2 Resultados do uso do protótipo para a avaliação das aprendizagens

A Tabela 4 mostra um resumo dos resultados dos testes realizados. Os resultados mostram que a avaliação da aprendizagem utilizando o *framework* é próxima a avaliação manual, porém mais rápida, e exige muito menos recursos (a avaliação manual utilizou 3(três) avaliadores que gastaram, em média, 14 segundos a mais que o computador para informar que o jogador adquiriu a habilidade de estacionamento). Ainda assim a avaliação manual pôde ser possível porque o jogo foi jogado por um jogador de cada vez e com apenas com duas evidencias que indicavam a aquisição da habilidade, o tempo máximo e o número de abalroamentos. No caso da utilização do jogo como ferramenta pedagógica com vários jogadores-alunos utilizando-o ao mesmo tempo e com várias evidencias diferentes que deveriam ser coletadas, seria

impossível para o professor fazer a avaliação da aprendizagem da habilidade desejada.

Tabela 4 - Resumo dos resultados dos experimentos

Grupo / Tipo de Avaliação	Alunos do grupo que jogou o jogo com o agente (avaliação da aprendizagem no jogo através do <i>framework</i>)	Alunos do grupo que jogou o jogo sem o agente (avaliação da aprendizagem no jogo usando observação e planilha)	Alunos do grupo que não jogou o jogo
Número médio de sessões do jogo em que o aluno atingiu a habilidade (concluiu 3 balizas até o tempo máximo)	9	9,66	-----
Tempo médio após a última sessão do jogo em que se concluiu que o aluno adquiriu a habilidade através do jogo.	0 segundos	14 segundos	-----
Tempo, após a última sessão do jogo, em que a análise das ações dos jogadores foi concluída	3 minutos	33 minutos	-----
Número médio de tentativas físicas em que o aluno atingiu a habilidade (concluiu 3 balizas antes do tempo máximo de 40 segundos).	7	7	11,3

Fonte: Próprio autor.

Nas respostas ao questionário, os avaliadores voluntários apontaram as seguintes dificuldades:

- “perceber e registrar as batidas que o carro do personagem principal deu nos carros estacionados nas vagas próximas à vaga onde deveriam estacionar”;
- “abater as penalidades de cada batida do tempo máximo para o jogador estacionar”;
- “registrar, apurar e comparar as sequencias de ações de cada jogador visando analisar padrões que levaram ao sucesso ou ao fracasso”.

Ficou claro que o “treinamento” no jogo digital facilitou a aquisição física da habilidade de estacionar um carro pois os alunos que jogaram o jogo previamente conseguiram

adquirir a habilidade física de estacionar um carro mais rapidamente (4,3 tentativas a mais).

Nas respostas ao questionário, os alunos que jogaram o jogo antes do treino físico de baliza relataram que o jogo ajudou em muito no desenvolvimento da habilidade de estacionar, ou seja, ficou confirmado a efetividade de um jogo digital como ferramenta pedagógica. Porém, para eles, o fato do jogo ser na terceira pessoa, o jogo não foi capaz de disponibilizar todas as condições necessárias ao desenvolvimento da habilidade física para estacionar um automóvel. Comentaram que, se o jogo tivesse sido implementado na primeira pessoa e com recursos de hardware que simulasse a visão de dentro de um carro, o desenvolvimento da habilidade seria mais maior.

Os alunos que jogaram o jogo e dependiam dos avaliadores para saberem se tinham conseguido atingir os objetivos que indicavam a aquisição da habilidade, relataram que a espera pela conformação dos avaliadores foi “frustrante” e os desestimulou a jogar. Esses mesmos alunos-jogadores relataram que a presença dos avaliadores próximos a eles durante o jogar os “atrapalhava”.

10 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este trabalho se iniciou com estudos sobre a eficiência, a eficácia e a efetividade dos jogos digitais como ferramenta pedagógica. Uma pesquisa bibliográfica sobre publicações acerca desse tema mostrou vários trabalhos que demonstraram o valor de tais jogos como meio de aprendizagens.

Para se entender melhor as possíveis formas de utilização dos jogos digitais para fins educacionais, foram feitos vários experimentos, relatados no capítulo 9, dentre eles:

- o uso de jogos digitais de mercado e a avaliação de que aprendizagens eles poderiam produzir;
- a elaboração de um planejamento de parte de uma disciplina, com suporte didático de um jogo digital de mercado, e a execução daquele planejamento

para se observar o quanto tal jogo efetivamente atendia aquilo que foi planejado;

- o planejamento de parte de uma disciplina com suporte didático de um jogo digital a ser construído, seguido da construção de tal jogo e da execução daquele planejamento, verificando-se, ao final: as competências necessárias para a construção do jogo, os esforços necessários para isso e as dificuldades envolvidas, além dos meios para superá-las;
- *workshops* para avaliar todos esses experimentos, de forma a produzir, coletivamente, conhecimento sobre o uso de jogos digitais como ferramentas pedagógicas além dos meios e esforços para construí-los.

Toda essa experimentação veio: corroborar o mérito dado aos jogos digitais como ferramenta pedagógica; ressaltar a importância do planejamento das disciplinas contemplando as suas utilizações; reforçar a necessidade dos professores aprenderem sobre as potencialidades dos jogos digitais, mostrar melhores formas de escolhê-los para fins educativos, além de orientar como melhor construí-los para isso. Uma primeira contribuição científica deste trabalho, descrita na seção 9.1, foi então produzida, e servirá como diretrizes e orientações para os educadores que queiram utilizar os jogos digitais como ferramentas pedagógicas.

Durante a pesquisa bibliográfica e a experimentação, ficou destacado um problema que estava comprometendo a expansão dos jogos como ferramentas pedagógicas: “Como avaliar as aprendizagens dos alunos através dos jogos digitais?”. Após um redirecionamento da pesquisa bibliográfica para trabalhos que abordavam a avaliação das aprendizagens baseadas em jogos digitais, observou-se, com base nas publicações encontradas, que havia uma oportunidade de pesquisa sobre esse tema, pelos seguintes motivos:

- a grande importância da etapa de avaliação no processo de ensino-aprendizagem;
- a escassez de recursos confiáveis, e que pudessem ser dominados pelos professores, para avaliar aprendizagens baseadas em jogos digitais;
- a insegurança dos professores em usar jogos digitais, como ferramentas pedagógicas, pela falta de tais recursos;

- a possível facilidade de se integrar uma solução computacional para tal problema, uma vez que jogos digitais também são softwares que processam em um hardware.

Pensou-se então que a solução mais indicada para a avaliação das aprendizagens baseadas em jogos digitais deveria ser uma arquitetura computacional, com funcionalidades de suporte ao professor, porque também entendeu-se, da pesquisa bibliográfica e dos primeiros experimentos com jogos digitais como ferramentas pedagógicas, que:

- a avaliação da aprendizagem é um processo complexo que envolve várias atividades tais como: projeto da avaliação, coleta de dados com evidências de aprendizagem, tratamento e análise desses dados;
- as evidências de aprendizagens podem ser originadas de dados provenientes de várias manifestações psicofisiológicas dos aprendizes.
- a avaliação deve implicar em ações imediatas como feedback para o aluno e a adequação do ambiente de aprendizagem ao perfil do aluno ou turma.

Além disso, a solução computacional pensada deveria ter a capacidade de coletar dados multimodais.

A seguinte questão de investigação para este trabalho foi então delineada:

“Como obter uma plataforma computacional que possa coletar evidências de aprendizagem de um jogador durante o jogar e fornecer, para os professores e pedagogos, análises inteligentes sobre essa aprendizagem e recomendações para adaptações no jogo e no processo de avaliação?”

Como tal plataforma deveria disponibilizar diversas funcionalidades para suporte para os professores e que o processo de avaliação poderia ser necessário em diferentes ambientes de software e hardware, pensou-se então que ela deveria ser na forma de um framework (PREE, 1994).

Seguiu-se então uma pesquisa por trabalhos que tratassem de recursos computacionais para avaliação das aprendizagens, principalmente plataformas e *frameworks* computacionais com esse propósito, para servirem de base para este

trabalho, cujo resultado está mostrado no capítulo 3. Como pode ser visto naquele capítulo, a pesquisa mostrou que era real a oportunidade de contribuição científica para a solução do problema de avaliação das aprendizagens baseadas em jogos digitais, porque os trabalhos encontrados ainda não demonstravam, avanços significativos. Também durante tal pesquisa, verificou-se que o problema de avaliação de aprendizagens em ambientes computacionais tomou tamanha importância que foi criada, para isso, uma área de pesquisa denominada de *Learning Analytics* (SERRANO-LAGUNAA et al., 2013).

Considerando que o *framework* a ser proposto era um sistema computacional baseado nas técnicas e métodos de *Learning Analytics*, viu-se que era necessário, previamente, definir três elementos para embasá-lo: os requisitos para o seu projeto; uma metodologia para projeto das avaliações das aprendizagens em jogos digitais para as quais ele iria prover suporte e o processo que ele iria apoiar. Com base na bibliografia pesquisada e nos experimentos realizados até aquele momento, seguiram-se os trabalhos para definição desses elementos.

A definição dos requisitos para avaliação das aprendizagens baseadas em jogos digitais gerou os seguintes tipos de requisitos: pedagógicos, para coletas de dados, para tratamento dos dados coletados, de adaptabilidade para o jogo e para a avaliação, facilidades para seu uso e para propiciar um avaliação formativa. Tais requisitos, detalhados no capítulo 4, foram imprescindíveis para alicerçar os passos seguintes assim como direcionar a escolha e/ou construção dos jogos digitais para serem ferramentas pedagógicas. Tais requisitos também são uma contribuição científica deste trabalho pois podem servir de base para desenvolvedores de soluções para a avaliação das aprendizagens em jogos digitais e professores que queiram usá-los como ferramentas pedagógicas.

Como nas pesquisas bibliográficas encontrou-se uma metodologia já consolidada para avaliação de aprendizagens, a ECD, percebeu-se, ao estudá-la que seria necessário criar uma especialização para ela de forma a melhor aplicá-la na avaliação das aprendizagens baseadas em jogos digitais. Foi criada então a ECD_J, que mostrou-se, durante os experimentos, ser fundamental para o projeto de uma avaliação adequada das aprendizagens baseadas em jogos digitais. Como pode ser visto na descrição dos experimentos, professores que a utilizaram apontaram diversas

vantagens percebidas em suas experiências com o uso dela. Essa especialização da metodologia também foi uma importante contribuição para prover suporte metodológico para os educadores que queiram projetar avaliações de aprendizagens baseadas em jogos digitais. Com a criação da ECD_J e sua utilização com resultados positivos descritos no capítulo 9, foi confirmada a hipótese “*a) é possível se especializar a abordagem ECD (Evidence Centered Design) para se obter uma metodologia para avaliação das aprendizagens baseadas em jogos digitais*”.

Foi formalizado um processo para a avaliação de aprendizagens em jogos digitais com 5(cinco) etapas: projeto da avaliação, coleta de dados, tratamento de dados, análise dos dados e adaptação dos critérios de avaliação e do jogo, de acordo com o perfil do aluno. Esse processo, detalhado no capítulo 6, mostrou-se muito útil para embasar o projeto do *framework* além de ser outra importante contribuição deste trabalho porque pode servir de guia para educadores que queiram utilizar jogos digitais como ferramentas pedagógicas e avaliar os seus resultados.

A hipótese b) deste trabalho, já relacionada no capítulo 1 e reproduzida a seguir, também foi validada com o projeto do *framework*, sua instanciação e nos experimentos descritos no capítulo 9.

b) é viável capturar dados dados psicofisiológicos de um jogador durante o jogar, de forma sincronizada com a coleta de dados de ações dos jogadores, eventos e estados dos jogos, gravados de dentro do próprio jogo, e transformar todos esses dados em importantes evidências que permitirão avaliações de aprendizagens em jogos digitais mais confiáveis;

A hipótese foi validada pelo projeto e pela utilização de agentes inteligentes de software. A utilização de agentes inteligentes de software, chamados de dentro de um jogo digital, para coletar diretamente dados de ações dos jogadores, além de eventos/estados do jogo, ou indiretamente através de sensores de manifestações psicofisiológicas de um aprendiz que utiliza jogos digitais, mostrou-se simples, eficiente e eficaz. Simples, porque na forma de uma biblioteca pré-definida, tais agentes podem ser chamados de dentro dos jogos sem qualquer necessidade adicional de codificação para os desenvolvedores de jogos. Eficientes, porque, com poucos esforços, vários dados que evidenciam as aprendizagens podem ser

capturados, sem sobrecarregar a performance dos jogos e nem prejudicar a imersão dos jogadores, principalmente porque o tratamento e as análises sobre esses dados serão executadas fora do jogo. Eficazes, porque diversos dados capturados de várias manifestações dos jogadores se completam como evidências das aprendizagens ocorridas, formando uma ótima base para avaliação das aprendizagens para os educadores.

Durante os experimentos, utilizou-se as seguintes funcionalidades do protótipo do framework: a coleta direta de dados das ações dos jogadores e eventos/estados do jogo e a coleta indireta através de sensores, um dispositivo eye-tracker e uma câmera de vídeo, que capturavam respectivamente o movimento dos olhos do jogador jogando e as suas expressões faciais. Durante tais experimentos, descritos no capítulo 9, ficou claro que cada um desses tipos de dados se completavam para prover um conjunto de evidências que podem fornecer um ótimo suporte às avaliações de aprendizagens aos professores. Por exemplo, no momento em que um aprendiz se fixava em uma parte da tela do jogo (dados obtidos com o monitoramento dos movimentos dos olhos através do eye-tracker), com olhar preocupado (dado obtido da câmera de vídeo e tratada com uma rede neural deep learning) e começava a piscar rapidamente e depois diminuía a frequência de piscar, afastando seu olhar daquele local (dados obtidos com o monitoramento dos movimentos dos olhos através do eye-tracker), coincidiram com ações realizadas naquela parte da tela do jogo que representavam aprendizagens (superação de um desafio, por exemplo).

A hipótese b) também foi confirmada nos experimentos, relatados no capítulo 9. Neles, por exemplo, foi mostrado que a rede neural *deep learning*, utilizada para tratamento das imagens das faces dos jogadores jogando, possibilitou o reconhecimento de expressões faciais. Ficou claro, também, que o uso daquela rede neural pode ser expandido para reconhecimento de outros padrões provenientes de dados de outras manifestações psicofisiológicas de um jogador, como, por exemplo, seus gestos. Também nos experimentos, pode ser constatado que o tratamento dos dados coletados de fontes diferentes fica facilitado por causa da suas gravações na forma de um registro padrão.

A hipótese c) “*existem métodos e técnicas computacionais para processamento das evidências de aprendizagens baseadas em jogos digitais e geração de análises inteligentes para um suporte adequado aos educadores no processo de avaliação de aprendizagens baseadas em jogos digitais*”, também foi validada durante os experimentos. Alguns demonstrativos criados na instância do *framework*, através da aplicação de técnicas relacionais e algoritmos de inteligência artificial, mostraram-se, durante os experimentos, serem excelentes ferramentas para apoiar às análises sobre as aprendizagens dos jogadores digitais. Além disso, a geração das bases de dados com as avaliações de forma histórica, pode propiciar diversos outros tipos de análises com as inúmeras ferramentas de análise e emissão de relatórios existente no mercado, inclusive de forma gratuita.

A questão de investigação foi então respondida pelos resultados positivos obtidos através dos experimentos com a instanciação do protótipo do *framework*, usado para a avaliação das aprendizagens em sessões experimentais de jogos digitais, podendo se destacar o seguinte:

- os resultados das avaliações suportadas pelo ferramental do *framework* foram validados pelos resultados próximos obtidos pela aplicação, em paralelo, de métodos de avaliação de aprendizagem tradicionais, tais como teste e questionário. Tais resultados foram capazes de mostrar claramente que a aprendizagem através de jogos digitais podem ser mais de 20% melhores do que através de métodos tradicionais de ensino tal como aulas expositivas;
- os resultados superiores obtidos através do uso do *framework* em relação aos métodos de avaliação tradicionais, aproximadamente 5%, mostraram o que era esperado, devido ao *framework* propiciar avaliações não invasivas. Tal fato foi também relatado pelos alunos-jogadores, que se sentiram mais confortáveis sendo avaliados automaticamente e de forma não intrusiva;
- os professores que acompanharam os experimentos relataram que, além da economia com tempo gasto com as avaliações da aprendizagem, em média 4(quatro) minutos nos testes realizados, uma série de outras

vantagens foram observadas com destaque para: maior isonomia nos critérios de avaliação, possibilidade da aplicação da avaliação formativa; maior facilidade para projetar avaliações de qualidade e maior possibilidade de análise dos resultados das avaliações para possibilitar melhorias nos métodos de ensino e de avaliação;

- o maior conjunto de evidências de aprendizagens, obtidas de manifestações psicofisiológicas dos jogadores mostraram que o professor poderá melhor modular as avaliações dos jogadores.

Durante o desenvolvimento da pesquisa foram encontradas algumas poucas dificuldades e, dentre elas, pode-se relacionar:

- as dificuldades de se obter suporte para o aparelho *eye-tracker* utilizado devido a construção proprietária de seus *API's* e *drivers* para conexão com plataformas de desenvolvimento abertas tal como a linguagem Python. Além disso, a utilização do *eye-tracker* dificultou a captura de imagens faciais dos jogadores jogando com o objetivo de, a partir delas, obter dados sobre as suas expressões faciais;

- a dificuldade da captura das imagens faciais dos jogadores jogando para serem então processadas pela rede neural deep learning, devido a movimentação constante dos jogadores.

O protótipo do framework, instanciado nesse trabalho, contemplou apenas a captura de duas manifestações psicofisiológicas do jogador jogando: expressões faciais e movimentos dos olhos. Porém, utilizando-se o mesmo processo, a mesma metodologia e agentes de software semelhantes aos utilizados no protótipo gravando dados na mesma forma do registro padrão proposta para dados de evidências de aprendizagem, é possível, facilmente, ampliar o tipo de dados multimodais coletados.

Diante do exposto, conclui-se que os objetivos do tese foram atingidos, foram fornecidas respostas adequadas à questão de investigação e foram validadas as hipóteses levantadas no início do trabalho.

Várias contribuições científicas foram geradas não só por meio o projeto, da instanciação e testes do *framework*, como, também, pelas orientações e diretrizes para educadores que queiram usar jogos digitais como ferramentas pedagógicas, pelo

processo que foi definido para avaliação das aprendizagens em jogos digitais e pela especialização da metodologia de avaliação das aprendizagens para jogos digitais. O Quadro 10 mostra como este trabalho conseguiu preencher as lacunas encontradas na pesquisa por trabalho correlatos mostrados no Quadro 4 da seção 3.5.

Acredita-se que a publicação dos resultados obtidos neste trabalho irá incentivar a utilização de jogos digitais como instrumentos pedagógicos, devido a possibilidade de se ter ferramentas, confiáveis e de fácil utilização, para a avaliação da aprendizagem baseada em jogos digitais, tal como o framework aqui apresentado. Além disto, espera-se que tais resultados possam, também, orientar educadores que queiram utilizar jogos digitais como ferramentas pedagógicas e fomentar novas pesquisas sobre: o uso do jogos digitais como ferramentas pedagógicas, sobre avaliações de aprendizagens baseadas em ambientes computacionais e, em particular, jogos digitais.

O autor entende que este trabalho lhe possibilitou, não só a aquisição e o aprofundamento dos conhecimentos pesquisados, mas uma evolução significativa em suas competências e habilidades como pesquisador e professor. Tal evolução já lhe permitiu compartilhar seus conhecimentos com vários colegas professores, estimulando-os a melhorarem as suas aulas, através de novas estratégias pedagógicas e o uso de tecnologias de ensino, além de promover e liderar alguns trabalhos de iniciação científica e pesquisas com seus alunos.

Quadro 10 - Comparação da proposta desta pesquisa com aquelas apresentadas nos trabalhos correlatos

Pesquisadores / Recursos do Framework	Recursos que melhor suportariam a avaliação das aprendizagens baseada em jogos digitais.	Framework Proposto
Estrutura do framework computacional	Plataforma computacional, na forma de um framework, estruturada em módulos para suporte a cada etapa do processo de avaliação das aprendizagens em jogos.	Framework computacional contendo: agentes inteligentes de software, módulos de software, estrutura para base de dados para avaliação, manuais e links para softwares disponíveis de forma gratuita na web para suporte a cada etapa do processo de avaliação.
Uso de uma abordagem metodológica para projeto das avaliações	Metodologia específica para a avaliação da aprendizagem baseada em jogos digitais.	Metodologia ECD_J (especialização da ECD para avaliação em jogos digitais) e um Processo para organizar a avaliação das aprendizagens em jogos digitais.
Módulo para Projeto da Avaliação	Módulo de software para suporte ao Projeto da Avaliação da aprendizagem baseada em jogos digitais.	Módulo de software que possibilita estruturar uma base de dados, com base na metodologia ECD_J, para suporte a todo o processo de avaliação da aprendizagem baseada em jogos digitais, além manuais com orientações para uso da ECD_J e links para softwares gratuitos, disponíveis na web, para a elaboração dos modelos da ECD_J.
Módulo para Coleta de Dados	Na forma de agentes inteligentes de <i>software</i> para captura de dados do jogador jogando, inclusive de seus dados psicofisiológicos, através de sensores.	Conjunto de agentes inteligentes de <i>software</i> , na forma de uma biblioteca, a ser inserida nos jogos digitais, que terá suas funções acionadas de dentro do jogo para captura de dados do jogador jogando, inclusive de seus dados psicofisiológicos através de sensores.
Módulo para Tratamento e Integração de Dados Multimodais	Módulos de software p/ conversão, tratamento e integração de dados multimodais.	Módulos de software, inclusive baseados em técnicas da Inteligência artificial, como redes neurais, para tratamento de dados multimodais que serão transformados em dados digitais e integrados através de registros em formato padrão. Além disso propiciam a consolidação dos dados em níveis de aprendizagens e níveis de competência.
Módulo para Análise dos Dados	Módulos de software, baseados em métodos e técnicas de Learning Analytics, para consultas e emissão de relatórios a partir dos dados coletados e tratados.	Módulos de software, baseados em métodos e técnicas de Learning Analytics, para consultas e emissão de relatórios a partir dos dados coletados e tratados. Nele constam também links para softwares gratuitos, disponíveis na web, para emissão de relatórios a partir da base de dados ECD_J. Inclui também a geração de uma base para classificação de jogadores por perfil.
Módulo para Adaptação e Feedback	Módulos para adaptação dos níveis de dificuldades nos jogos, de acordo com os perfis dos jogadores, e ajustes dos níveis de avaliação pelos professores.	Possibilita que os níveis de dificuldades dos jogos sejam ajustados para os jogadores, de acordo com seus perfis ou com suas pontuações anteriores, além de possibilitar ajustes dos níveis de avaliação das competências e das aprendizagens pelos professores.

Fonte: Próprio autor.

10.1 CONTRIBUIÇÕES DO TRABALHO

As contribuições obtidas até o momento com este trabalho foram:

- Um conjunto de requisitos para o desenvolvimento de ferramentas de *software* para suporte à avaliação das aprendizagens baseadas em jogos digitais (Capítulo 4);
- Uma especialização de uma metodologia de avaliação para a aprendizagem baseada em jogos digitais (Capítulo 5);
- Um modelo de um processo de avaliação das aprendizagens baseadas em jogos digitais (Capítulo 6);
- Uma arquitetura de referência para uma plataforma computacional para avaliação das aprendizagens baseadas em jogos digitais (Capítulo 7);
- Um modelo de uma base de dados de suporte à avaliação das aprendizagens baseadas em jogos digitais (Capítulo 7);
- Um projeto de um *framework* computacional para avaliação das aprendizagens baseadas em jogos digitais, contendo um ferramental que facilitará tanto o educador quanto o programador de jogos digitais que tenham finalidade educativa (Capítulo 7);
- Um protótipo do *framework* computacional para avaliação das aprendizagens baseada em jogos digitais (Capítulo 8);
- Um conjunto de diretrizes para os educadores que querem utilizar jogos digitais como ferramentas pedagógicas (Capítulo 9);
- Uma tabela analítica dos movimentos dos olhos dos jogadores dos jogos digitais e seus significados em termos de aprendizagem (ANEXO B);

Tais contribuições serviram de base para responder positivamente à questão de investigação da seção 1.2 e possibilitarão a evolução da pesquisa na área de avaliação de aprendizagens baseadas em jogos digitais, além de poderem subsidiar a construção de recursos de *software* para avaliação destes tipos de aprendizagens.

10.1.1 Publicações relacionadas à tese

No decorrer da pesquisa, foram realizadas publicações evidenciando parte dos resultados obtidos, que são listadas a seguir:

- PEREIRA-JR, Heraclito A. et al. Relatos de Aprendizagens e Diretrizes para Planejamento de Disciplinas que usem Jogos Digitais aplicados à Educação. In: **Anais do *Workshop de Informática na Escola***. 2015. p. 444.
- PEREIRA-JR, H.; MENEZES, C. S. Modelo para um framework computacional para avaliação formativa da aprendizagem em jogos digitais. **XIV Simpósio Brasileiro de Jogos e Entretenimento Digital**, 2015.
- PEREIRA-JR, Heraclito A.; DE SOUZA, Alberto F.; DE MENEZES, Crediné S. A Computational Architecture for Learning Analytics in Game-Based Learning. In: **Advanced Learning Technologies (ICALT), 2016 IEEE 16th International Conference on**. IEEE, 2016. p. 191-193.
- PEREIRA-JR, Heraclito A.; DE SOUZA, Alberto F.; DE MENEZES, Credine S. Methodology and a technological framework to maximize learning in a development of serious games distance course and the evaluation of learning. In: **2016 IEEE Frontiers in Education Conference (FIE)**. IEEE, 2016. p. 1-9.
- PEREIRA-JR, Heraclito; DE MENEZES, Crediné; DE SOUZA, Alberto. Monitoramento dos Movimentos dos Olhos para Apoiar a Avaliação da Aprendizagem em Jogos Digitais. In: **Brazilian Symposium on Computers in Education (Simpósio Brasileiro de Informática na Educação-SBIE)**. 2017. p. 787.
- PEREIRA-JR, Heraclito A.; DE SOUZA, Alberto F.; DE MENEZES, Credine S. Obtaining evidence of learning in digital games through a deep learning neural network to classify facial expressions of the players. In: **2018 IEEE Frontiers in Education Conference (FIE)**. IEEE, 2018.

10.2 TRABALHOS FUTUROS

Apesar dos vários resultados obtidos, melhorias e novas contribuições podem ser obtidas a partir do estado atual do trabalho, conforme é descrito a seguir.

Em primeiro lugar, mais experimentos para validação do *framework* proposto podem ser conduzidos para reforçar, e até ampliar, as evidências sobre as contribuições alcançadas até o momento.

O escopo das avaliações das aprendizagens, propiciadas pelo *framework*, pode ser evoluído através da ampliação da capacidade dos agentes inteligentes de software já existentes e da aquisição de novos tipos de dados de manifestações psicofisiológicas dos aprendizes-jogadores de jogos digitais, com a criação de novos agentes de software para coleta.

Para melhorar a automatização do processo de avaliação de coleta de dados multimodais, um agente gestor dos agentes de coleta pode ser criado para possibilitar a programação e o acionamento desses agentes. Isso vai liberar, ainda mais, os educadores de tarefas mecânicas durante o processo de avaliação.

Uma outra aplicação importante que se vislumbra é a ampliação do *framework* para conter novos agentes inteligentes que podem ser utilizados para monitorar os jogos quando usados por crianças com dificuldades de aprendizagem e disparar adaptações nos jogos ou estímulos que provoquem melhores aprendizagens. Esses agentes poderão também servir para avaliar as performances de tais crianças e identificar quais elementos dos jogos digitais melhor as estimulam à aprenderem. Para esta abordagem deve-se, entretanto, considerar que, no caso de crianças com dificuldades de aprendizagem, precisa pesquisar sobre as suas estruturas cognitivas.

Pretende-se também testar a utilização de câmeras de vídeo com melhor capacidade de captura de imagens, principalmente em movimento, não só para a captura mais fidedigna das expressões faciais como para também para capturar os movimentos dos olhos, evitando que o aluno-jogador tenha a sua imersão afetada pelo uso do *eye-tracker*.

A automação do tratamento dos dados coletados também pode ser evoluída permitindo ampliar as análises que serão feitas com tais dados. Também o processo de gravação dos registros xAPi pode ser evoluído para disponibilizar em portfolios de experiências dos alunos jogadores, mais dados e mais detalhes sobre suas experiências jogando.

Em relação às técnicas de mineração de dados, espera-se coletar um significativo volume de dados que, quando minerados por meio de algoritmos da inteligência artificial, venham fornecer mais informações relevantes sobre as aprendizagens baseadas em jogos digitais para melhor balizar os educadores tanto no uso dos jogos em suas disciplinas quanto na avaliação das aprendizagens propiciadas por eles.

REFERÊNCIAS

- ALKAN, Serkan; CAGILTAY, Kursat. Studying computer game learning experience through eye tracking. **British Journal of Educational Technology**, v. 38, n. 3, p. 538-542, 2007.
- ALMOND, Russell; STEINBERG, Linda; MISLEVY, Robert. Enhancing the *design* and delivery of assessment systems: A four-process architecture. **The Journal of Technology, Learning and Assessment**, v. 1, n. 5, 2002.
- AMMAR, Mohamed Ben et al. The affective tutoring system. **Expert Systems with Applications**, v. 37, n. 4, p. 3013-3023, 2010.
- AUSUBEL, David; NOVAK, Joseph D.; HANESIAN, H. *Psicología cognitiva*. **México: Trilhas**, 1989.
- BAKER, Ryan SJ et al. Adapting to when students game an intelligent tutoring system. In: **International Conference on Intelligent Tutoring Systems**. Springer, Berlin, Heidelberg, 2006. p. 392-401.
- BAKER, Ryan Shaun; INVENTADO, Paul Salvador. Educational data mining and learning analytics. In: **Learning analytics**. Springer New York, 2014. p. 61-75.
- BAKHARIA, Aneesha et al. Recipe for success: lessons learnt from using xAPI within the connected learning analytics toolkit. In: **Proceedings of the sixth international conference on learning analytics & knowledge**. ACM, 2016. p. 378-382.
- BARRETO, Ana M. Eye tracking como método de investigação aplicado às ciências da comunicação. **Revista Comunicando**, v. 1, n. 1, p. 168-186, 2012.
- BARTLE, Richard. Hearts, clubs, diamonds, spades: Players who suit MUDs. **Journal of MUD research**, v. 1, n. 1, p. 19, 1996.
- BELLOTTI, Francesco et al. Assessment in and of serious games: an overview. **Advances in Human-Computer Interaction**, v. 2013, p. 1, 2013.
- BEZANILLA, María José et al. A proposal for generic competence assessment in a serious game, 2014.
- BLACK, Paul; WILIAM, Dylan. Developing the theory of formative assessment. **Educational Assessment, Evaluation and Accountability (formerly: Journal of Personnel Evaluation in Education)**, v. 21, n. 1, p. 5, 2009.
- BLIKSTEIN, Paulo. Multimodal learning analytics. In: **Proceedings of the third international conference on learning analytics and knowledge**. ACM, 2013. p. 102-106.

BLIKSTEIN, Paulo; WORSLEY, Marcelo. Multimodal Learning Analytics and Education Data Mining: using computational technologies to measure complex learning tasks. **Journal of Learning Analytics**, v. 3, n. 2, p. 220-238, 2016.

BOOCH, Grady; RUMBAUGH, James; JACOBSON, Ivar. **UML: guia do usuário**. Elsevier Brasil, 2006.

BOYLE, Elizabeth; CONNOLLY, Thomas M.; HAINEY, Thomas. The role of psychology in understanding the impact of computer games. **Entertainment Computing**, v. 2, n. 2, p. 69-74, 2011.

BRAGA, A. de P.; CARVALHO, A. P. L. F.; LUDERMIR, Teresa Bernarda. **Redes neurais artificiais: teoria e aplicações**. Livros Técnicos e Científicos, 2000.

BRIDGELAND, John M.; DI IULIO JR, John J.; MORISON, Karen Burke. The silent epidemic: Perspectives of high school dropouts. **Civic Enterprises**, 2006.

BROWN, Malcolm. Learning analytics: The coming third wave. **EDUCAUSE Learning Initiative Brief**, v. 1, n. 4, p. 1-4, 2011.

BURGOS, Daniel; TATTERSALL, Colin; KOPER, Rob. Re-purposing existing generic games and simulations for e-learning. **Computers in Human Behavior**, v. 23, n. 6, p. 2656-2667, 2007.

BURGOS, Daniel et al. Building adaptive game-based learning resources: The integration of IMS Learning *Design* and. **Simulation & Gaming**, v. 39, n. 3, p. 414-431, 2008.

BYUN, J. H.; LOH, C. S.; ZHOU, T. Assessing play-learners' performance in serious game environments by using in situ data: Using eye tracking for Serious Game Analytics. In: **Annual Conference of the Association for Educational Communications and Technology (AECT)**, Jacksonville, FL.(<http://www.csloh.com/research/publications/>). 2014.

CAILLOIS, Roger. **Os jogos e os homens: a máscara e a vertigem**. Editora Vozes Limitada, 2017.

CĂLEANU, Cătălin-Daniela. Face expression recognition: A brief overview of the last decade. In: **Applied Computational Intelligence and Informatics (SACI), 2013 IEEE 8th International Symposium on**. IEEE, 2013. p. 157-161.

CAMILO, Cássio Oliveira; SILVA, João Carlos da. Mineração de dados: Conceitos, tarefas, métodos e ferramentas. **Universidade Federal de Goiás (UFG)**, p. 1-29, 2009.

CHATTI, Mohamed Amine et al. A reference model for learning analytics. **International Journal of Technology Enhanced Learning**, v. 4, n. 5-6, p. 318-331, 2012.

CHAUDY, Yaëlle; CONNOLLY, Thomas; HAINEY, Thomas. Specification and *design* of a generalized assessment engine for GBL applications. In: **European Conference on Games Based Learning**. Academic Conferences International Limited, 2013. p. 105.

CHAUDY, Yaëlle; CONNOLLY, Thomas; HAINEY, Thomas. An Assessment Engine: Educators as Editors of their Serious Games' Assessment. In: **ECGBL2014-8th European Conference on Games Based Learning: ECGBL2014**. Academic Conferences and Publishing International, 2014a. p. 58.

CHAUDY, Yaëlle; CONNOLLY, Thomas M.; HAINEY, Thomas. Engage: A *link* between educational games developers and educators. In: **Games and Virtual Worlds for Serious Applications (VS-GAMES), 2014 6th International Conference on**. IEEE, 2014b. p. 1-7.

CONNOLLY, Thomas; STANSFIELD, Mark; HAINEY, Thomas. Towards the development of a games-based learning evaluation framework. **Games-based learning advancements for multisensory human computer interfaces: Techniques and effective practices**. Hershey PA: IGI Global, 2009.

CONNOLLY, Thomas M. et al. A systematic literature review of empirical evidence on computer games and serious games. **Computers & Education**, v. 59, n. 2, p. 661-686, 2012.

CONRAD, Shawn; CLARKE-MIDURA, Jody; KLOPFER, Eric. A framework for structuring learning assessment in a massively multiplayer online educational game: Experiment centered *design*. **International Journal of Game-Based Learning (IJGBL)**, v. 4, n. 1, p. 37-59, 2014.

CONTRERAS, Ruth Sofhía et al. Aprendizagem baseada em Jogos Digitais Entrevistas com professores que utilizam jogos digitais em suas práticas educativas. 2013.

CORTI, Kevin. Games Based Learning. **A Serious Business Application, PIXELearning**, v. 20, 2006.

COTTA, R. M. M.; COSTA, G. D.; MENDONÇA, E. T. Portfólios crítico-reflexivos: uma proposta pedagógica centrada nas competências cognitivas e metacognitivas. Interface (Botucatu) [*Internet*]. 2015; 19 (54): 573-88.

CSIKSZENTMIHALYI, Mihaly; CSIKSZENTMIHALYI, Isabella Selega. Adventure and the flow experience. **Adventure education**, p. 149-155, 1990.

DALMAIJER, Edwin S.; MATHÔT, Sebastiaan; VAN DER STIGCHEL, Stefan. PyGaze: An open-source, cross-platform toolbox for minimal-effort programming of eyetracking experiments. **Behavior research methods**, v. 46, n. 4, p. 913-921, 2014.

DE ABREU, Ráfagan Sebastián e DE PAULA, Bruno Campagnolo. Contextualizando o desenvolvimento de jogos digitais como estratégia de ensino e aprendizagem. Instituto de Tecnologia do Paraná - TECPAR, Centro de Engenharia de Sistemas

Inteligentes - CESI, Pontifícia Universidade Católica do Paraná – PUCPR, Curitiba, 2013.

DEL BLANCO, Angel et al. Easing Assessment of Game-based Learning with < e-Adventure > and LAMS. In: **Proceedings of the second ACM international workshop on Multimedia technologies for distance leaning**. ACM, 2010. p. 25-30.

DEL BLANCO, Ángel; TORRENTE, Javier; FERNÁNDEZ-MANJÓN, Baltasar. Integrating educational video games in LAMS: The < e-Adventure > Experience. In: **proceedings of the 5th International LAMS & Learning Design Conference "Sharing Great Ideas", December 9th, Sydney, Australia**. 2010.

DEL BLANCO, Ángel et al. A framework for simplifying educator tasks related to the integration of games in the learning flow. **Journal of Educational Technology & Society**, v. 15, n. 4, p. 305, 2012.

DERBALI, Lotfi; FRASSON, Claude. Prediction of players motivational states using electrophysiological measures during serious game play. In: **Advanced Learning Technologies (ICALT), 2010 IEEE 10th International Conference on**. IEEE, 2010. p. 498-502.

D'MELLO, Sidney K. et al. Automatic detection of learner's affect from conversational cues. **User modeling and user-adapted interaction**, v. 18, n. 1-2, p. 45-80, 2008.

DÖRNER, D. et al. On dealing with uncertainty and complexity. **Berna, Suiza: Hans Huber**, 1983.

DUGGAN, M. Gaming and Gamers. 2015. Disponível em: <<http://www.pewinternet.org/2015/12/15/gaming-and-gamers/>>. Acesso em: 10 maio 2017.

EKMAN, Paul. Facial expressions. **Handbook of cognition and emotion**, v. 16, p. 301-320, 1999.

EKMAN, P.; FRIESEN, W. V.; HAGER, J. C. Facial action coding system: the manual. Salt Lake City, USA: Research Nexus division of Network Information Research Corporation, 2002.

ESERYEL, Deniz; IFENTHALER, Dirk; GE, X. Assessment in Game-based Learning: Foundations, Innovations and Perspectives. Springer, 2012.

FACE RECOGNITION HOMEPAGE. Disponível em: <<http://www.face-rec.org/general-info/>>. Acesso em: 14 maio 2016.

FERGUSON, Christopher John. The good, the bad and the ugly: A meta-analytic review of positive and negative effects of violent video games. **Psychiatric Quarterly**, v. 78, n. 4, p. 309-316, 2007.

FERRELL, G. A view of the Assessment and *Feedback* Landscape: baseline analysis of policy and practice from the JISC Assessment & *Feedback* programme. A JISC

report. Disponível em:
 <<http://www.jisc.ac.uk/media/documents/programmes/elearning/Assessment/JISCAFBaselineReportMay2012.pdf>>. Acesso em: 6 nov 2017, 2012.

FONSECA, Vitor da. Importância das emoções na aprendizagem: uma abordagem neuropsicopedagógica. **Revista Psicopedagogia**, v. 33, n. 102, p. 365-384, 2016.

FOWLER, Allan; CUSACK, Brian. A Proposed method for measuring learning in video games. **GSTF Journal on Computing (JoC)**, v. 3, n. 4, p. 42, 2014.

FREIRE, Manuel et al. Game learning analytics: learning analytics for serious games. **Learning, Design, and Technology: An International Compendium of Theory, Research, Practice, and Policy**, p. 1-29, 2016.

FREUD, Sigmund. *Gesammelte Werke* (Vol. 20). **Frankfurt am Main: Fischer**, 1920.

FRÖBEL, Friedrich; LILLEY, Irene M. **Friedrich Froebel**. Cambridge University Press, 1967.

GEE, James Paul. **Good video games+ good learning**. New York: Peter Lang, 2007.

GER, Pablo Moreno et al. Adaptive units of learning and educational videogames. **Journal of Interactive Media in Education**, v. 2007, n. 1, 2007.

GOTTARDO, Ernani; KAESTNER, Celso; NORONHA, Robinson Vida. Avaliação de desempenho de estudantes em cursos de educação a distância utilizando mineração de dados. In: **Anais do Workshop de Desafios da Computação Aplicada à Educação**. 2012. p. 30-39.

GRIFFITHS, M. et al. Excessive online computer gaming: implications for education. **Journal of Computer Assisted Learning**, v. 18, n. 3, p. 379-380, 2002

GRIFFIN, Patrick; CARE, Esther; MCGAW, Barry. **Assessment and teaching of 21st century skills**. Springer, 2012.

GRYMUZA, Alissá Mariane Garcia; RÊGO, Rogéria Gaudencio. A teoria da atividade: uma possibilidade no ensino de matemática. **Revista Temas em Educação**, v. 23, n. 2, p. 117-138, 2014.

GUILLÉN-NIETO, Victoria; ALESON-CARBONELL, Marian. Serious games and learning effectiveness: The case of It's a Deal!. **Computers & Education**, v. 58, n. 1, p. 435-448, 2012.

HAN, Jiawei; PEI, Jian; KAMBER, Micheline. **Data mining: concepts and techniques**. Elsevier, 2011.

HATTIE, John; GAN, Mark. Instruction based on *feedback*. **Handbook of research on learning and instruction**, p. 249-271, 2011.

HAUGE, Jannicke Baalsrud et al. Implications of learning analytics for serious game *design*. In: **Advanced Learning Technologies (ICALT), 2014 IEEE 14th International Conference on**. IEEE, 2014. p. 230-232.

HAWLITSCHKEK, Anja; KÖPPEN, Veit. Analyzing player behavior in digital game-based learning: Advantages and challenges. In: **8th European Conference on Games Based Learning: ECGBL2014**. 2014. p. 199-206.

HERZ, Jessie Cameron. **Joystick nation: How videogames ate our quarters, won our hearts, and rewired our minds**. Little, Brown & Co. Inc., 1997.

HUIZINGA, J. Homo ludens: a study of the play element in culture. Boston, MA: Beacon, 1955.

HUNT, David E. Teacher's adaptation: Reading and flexing to students. In: **In Flexibility in teaching (Chapter 4)**. 1980.

IBRAHIM, Zaidah; RUSLI, Daliela. Predicting students academic performance: comparing artificial neural network, decision tree and linear regression. In: **21st Annual SAS Malaysia Forum, 5th September**. 2007. p.1-6.

IFENTHALER, Dirk; ESERYEL, Deniz; GE, Xun. Assessment for game-based learning. In: **Assessment in game-based learning: foundations, innovations and perspectives**. Springer, New York, NY, 2012.

iMOTIONS. Eye tracking pocket guide, 2016. Disponível em: <<https://www.scribd.com/document/347270261/iMotions-Guide-EyeTracking-2015-pdf>>. Acesso em: 27 dez. 2017.

JENNETT, Charlene et al. Measuring and defining the experience of immersion in games. **International journal of human-computer studies**, v. 66, n. 9, p. 641-661, 2008.

JIA, Yangqing et al. Caffe: Convolutional architecture for fast feature embedding. In: **Proceedings of the 22nd ACM international conference on Multimedia**. ACM, 2014. p. 675-678.

JOHNSON, Larry et al. **The NMC Horizon Report: 2014 Higher Education Edition**. Austin, Texas, 2014.

JOVIC, Alan; BRKIC, Karla; BOGUNOVIC, Nikola. An overview of free *software* tools for general data mining. In: **Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics (MIPRO), 2014 37th International Convention on**. IEEE, 2014. p. 1112-1117.

JUST, Marcel A.; CARPENTER, Patricia A. A theory of reading: From eye fixations to comprehension. **Psychological review**, v. 87, n. 4, p. 329, 1980.

KALAYDJIEV, Ognian; ANGELOVA, Galia. Adaptive Hypermedia in eLearning. In: **Next Generation Network Computing, In Proceedings of Next Generation Network Workshop, Rousse, Bulgaria, 2002.**

KALLINEN, Kari et al. Presence and emotion in computer game players during 1st person vs. 3rd person playing view: Evidence from self-report, *eye-tracking*, and facial muscle activity data. **Proceedings of the PRESENCE**, p. 187-190, 2007.

KICKMEIER-RUST, Michael D.; ALBERT, Dietrich. Micro-adaptivity: Protecting immersion in didactically adaptive digital educational games. **Journal of Computer Assisted Learning**, v. 26, n. 2, p. 95-105, 2010.

KICKMEIER-RUST, Michael D. et al. A psycho-pedagogical framework for multi-adaptive educational games. **IGI Global**, v. 1, p. 45-58, 2011.

KIILI, Kristian; KETAMO, Harri; KICKMEIER-RUST, Michael D. Evaluating the usefulness of Eye Tracking in Game-based Learning. **International Journal of Serious Games**, v. 1, n. 2, 2014.

KIM, Yoon Jeon; ALMOND, Russell G.; SHUTE, Valerie J. Applying evidence-centered *design* for the development of game-based assessments in physics playground. **International Journal of Testing**, v. 16, n. 2, p. 142-163, 2016.

KISHORE, Anurag; SINGH, S.; JINDAL, S. *Designing deep learning neural networks using caffe*. 2010.

KNOEPFLE, Daniel T.; WANG, Joseph Tao-yi; CAMERER, Colin F. Studying learning in games using *eye-tracking*. **Journal of the European Economic Association**, v. 7, n. 2-3, p. 388-398, 2009.

KOBAYASHI, Hiroshi; HARA, Fumio. The recognition of basic facial expressions by neural network. **Transactions of the society of instrument and control engineers**, v. 29, n. 1, p. 112-118, 1993.

KOTSIANTIS, Sotiris B. Use of machine learning techniques for educational proposes: a decision support system for forecasting students' grades. **Artificial Intelligence Review**, v. 37, n. 4, p. 331-344, 2012.

KRIZHEVSKY, Alex; SUTSKEVER, Ilya; HINTON, Geoffrey E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks. In: **Advances in neural information processing systems**. 2012. p. 1097-1105.

LAI, Meng-Lung et al. A review of using *eye-tracking* technology in exploring learning from 2000 to 2012. **Educational research review**, v. 10, p. 90-115, 2013.

LAWRENCE, Steve et al. Face recognition: A convolutional neural-network approach. **IEEE transactions on neural networks**, v. 8, n. 1, p. 98-113, 1997.

LENHART, Amanda et al. Teens, Video Games, and Civics: Teens' Gaming Experiences Are Diverse and Include Significant Social Interaction and Civic Engagement. **Pew internet & American life project**, 2008.

LEONT'EV, Alekseï Nikolaevich. Activity, consciousness, and personality. 1978. Disponível em: < <http://lchc.ucsd.edu/mca/Paper/leontev/>>. Acesso em: 18 out. 2017.

LÉVY, Pierre. **tecnologias da inteligência, As**. Editora 34, 1993.

LIN, Chern-Sheng et al. *Design* of a computer game using an *eye-tracking* device for eye's activity rehabilitation. **Optics and lasers in engineering**, v. 42, n. 1, p. 91-108, 2004.

LISSETTI, Christine L.; RUMELHART, David E. Facial Expression Recognition Using a Neural Network. In: **FLAIRS Conference**. 1998.

LOH, Christian Sebastian. *Designing* Online Games Assessment as: Information Trails. In: **Games and simulations in online learning: Research and development frameworks**. IGI Global, 2007. p. 323-348.

LOH, Christian Sebastian et al. Assessing what players learned in serious games: in situ data collection, information trails, and quantitative analysis. In: **10th International Conference on Computer Games: AI, Animation, Mobile, Educational & Serious Games (CGAMES 2007)**. 2007. p. 25-28.

LOH, Christian S. Information trails: In-process assessment of game-based learning. In: **Assessment in game-based learning**. Springer, New York, 2012. p. 123-144.

LOH, Christian Sebastian; SHENG, Yanyan; IFENTHALER, Dirk. Serious games analytics: Theoretical framework. In: **Serious games analytics**. Springer, Cham, 2015. p. 3-29.

MCCLURE, John R.; SONAK, Brian; SUEN, Hoi K. Concept map assessment of classroom learning: Reliability, validity, and logistical practicality. **Journal of research in science teaching**, v. 36, n. 4, p. 475-492, 1999.

MCQUIGGAN, Scott W.; MOTT, Bradford W.; LESTER, James C. Modeling self-efficacy in intelligent tutoring systems: An inductive approach. **User modeling and user-adapted interaction**, v. 18, n. 1-2, p. 81-123, 2008.

MEC-MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO E CULTURA. Parâmetros curriculares brasileiros. Brasil: 1997.

MISLEVY, Robert J.; STEINBERG, Linda S.; ALMOND, Russell G. Focus article: On the structure of educational assessments. **Measurement: Interdisciplinary research and perspectives**, v. 1, n. 1, p. 3-62, 2003.

MISLEVY, Robert J.; ALMOND, Russell G.; LUKAS, Janice F. A brief introduction to evidence-centered *design*. **ETS Research Report Series**, v. 2003, n. 1, 2003.

MORENO-GER, Pablo et al. Educational game *design* for online education. **Computers in Human Behavior**, v. 24, n. 6, p. 2530-2540, 2008.

NACKE, Lennart E.; BATEMAN, Chris; MANDRYK, Regan L. BrainHex: preliminary results from a neurobiological gamer typology survey. In: **International Conference on Entertainment Computing**. Springer, Berlin, Heidelberg, 2011. p. 288-293.

NUNES, João Batista Carvalho. Estado da Arte sobre Analítica da Aprendizagem na América Latina. In: **Anais dos Workshops do Congresso Brasileiro de Informática na Educação**. 2015. p. 1024.

OGLETTREE, Shirley Matile; DRAKE, Ryan. College students' video game participation and perceptions: Gender differences and implications. **Sex Roles**, v. 56, n. 7-8, p. 537-542, 2007.

OLIVEIRA, Eduardo de; JAQUES, Patrícia Augustin. Classificação de emoções básicas através de imagens capturadas por *webcam*. **Revista Brasileira de Computação Aplicada**, v. 5, n. 2, p. 40-54, 2013.

PADGETT, Curtis; COTTRELL, Garrison W. Representing face images for emotion classification. In: **Advances in neural information processing systems**. 1997. p. 894-900.

PALINKO, Oskar et al. Estimating cognitive load using remote eye tracking in a driving simulator. In: **Proceedings of the 2010 symposium on eye-tracking research & applications**. ACM, 2010. p. 141-144.

PARKHI, Omkar M. et al. Deep Face Recognition. In: **BMVC**. 2015. p. 6.

PEREIRA-JR, Heraclito A. et al. Relatos de Aprendizagens e Diretrizes para Planejamento de Disciplinas que usem Jogos Digitais aplicados à Educação. In: **Anais do Workshop de Informática na Escola**. 2015. p. 444.

PEREIRA-JR, H.; MENEZES, C. S. Modelo para um framework computacional para avaliação formativa da aprendizagem em jogos digitais. **XIV Simpósio Brasileiro de Jogos e Entretenimento Digital**, 2015.

PEREIRA-JR, Heraclito A.; DE SOUZA, Alberto F.; DE MENEZES, Crediné S. A Computational Architecture for Learning Analytics in Game-Based Learning. In: **Advanced Learning Technologies (ICALT), 2016 IEEE 16th International Conference on**. IEEE, 2016a. p. 191-193.

PEREIRA-JR, Heraclito A.; DE SOUZA, Alberto F.; DE MENEZES, Credine S. Methodology and a technological framework to maximize learning in a development of serious games distance course and the evaluation of learning. In: **2016 IEEE Frontiers in Education Conference (FIE)**. IEEE, 2016b. p. 1-9.

PEREIRA-JR, Heraclito; DE MENEZES, Crediné; DE SOUZA, Alberto. Monitoramento dos Movimentos dos Olhos para Apoiar a Avaliação da Aprendizagem em Jogos

Digitais. In: **Brazilian Symposium on Computers in Education (Simpósio Brasileiro de Informática na Educação-SBIE)**. 2017. p. 787.

PEREIRA-JR, Heraclito A.; DE SOUZA, Alberto F.; DE MENEZES, Credine S. Obtaining evidence of learning in digital games through a deep learning neural network to classify facial expressions of the players. In: **2018 IEEE Frontiers in Education Conference (FIE)**. IEEE, 2018.

PERRENOUD, Philippe. Avaliação: da excelência à regulação das aprendizagens-entre duas lógicas. In: **Avaliação: da excelência à regulação das aprendizagens-entre duas lógicas**. 1999.

PERRENOUD, Philippe; THURLER, Monica Gather. **As competências para ensinar no século XXI: a formação dos professores e o desafio da avaliação**. Artmed Editora, 2009.

PHILIPPI, Sonia Tucunduva et al. Pirâmide alimentar adaptada: Guia para escolha dos alimentos adapted food pyramid: A guide for a right food choice. **Rev. Nutr**, v. 12, n. 1, p. 65-80, 1999.

PIAGET, Jean; GRÉCO, Pierre. **Aprendizagem e conhecimento**. Livraria Freitas Bastos, 1974.

PIAGET, Jean. **A formação do símbolo na criança: Imitação, Jogo e Sonho, Imagem e Representação**. LTC Editora. 2010.

PIRNAY-DUMMER, Pablo; IFENTHALER, Dirk. Planning and assessing navigation in model-centered learning environments. Why learners often do not follow the path laid out for them. **WIT transactions on information and communication technologies**, v. 34, p. 327-334, 2005.

PIRNAY-DUMMER, Pablo; IFENTHALER, Dirk; SPECTOR, J. Michael. Highly integrated model assessment technology and tools. **Educational Technology Research and Development**, v. 58, n. 1, p. 3-18, 2010.

PREE, Wolfgang. Meta patterns—A means for capturing the essentials of reusable object-oriented *design*. In: **European Conference on Object-Oriented Programming**. Springer, Berlin, Heidelberg, 1994. p. 150-162.

PRENSKY, Marc. Digital game-based learning. **Computers in Entertainment (CIE)**, v. 1, n. 1, p. 21-21, 2003.

QIAN, Meihua; CLARK, Karen R. Game-based Learning and 21st century skills: A review of recent research. **Computers in Human Behavior**, v. 63, p. 50-58, 2016.

RAMAPRASAD, Arkalgud. On the definition of *feedback*. **Systems Research and Behavioral Science**, v. 28, n. 1, p. 4-13, 1983.

RAVAJA, Niklas. Contributions of psychophysiology to media research: Review and recommendations. **Media Psychology**, v. 6, n. 2, p. 193-235, 2004.

ROMERO, Cristobal; VENTURA, Sebastian. Educational data mining: A survey from 1995 to 2005. **Expert systems with applications**, v. 33, n. 1, p. 135-146, 2007.

ROMERO, Cristóbal; VENTURA, Sebastián. Educational data mining: a review of the state of the art. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)**, v. 40, n. 6, p. 601-618, 2010.

ROMERO, Cristobal; VENTURA, Sebastian. Data mining in education. **Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery**, v. 3, n. 1, p. 12-27, 2013.

ROMERO-ZALDIVAR, Vicente-Arturo et al. Monitoring student progress using virtual appliances: A case study. **Computers & Education**, v. 58, n. 4, p. 1058-1067, 2012.

SAWYER, Ben; SMITH, Peter. Keynote address. **In The second European conference on games-based learning**, p. 16–17. Barcelona Spain: Universitat Oberta de Catalunya, 2008.

SCHMIDT, Karen L.; COHN, Jeffrey F. Human facial expressions as adaptations: Evolutionary questions in facial expression research. **American journal of physical anthropology**, v. 116, n. S33, p. 3-24, 2001.

SCRIVEN, Michael S. Perspectives on curriculum evaluation, and aera monograph series on curriculum evaluation, no. 1. **Chicago: Rand McNally**, 1967.

SEBE, Nicu et al. Multimodal approaches for emotion recognition: a survey. In: **Internet Imaging VI**. International Society for Optics and Photonics, 2005. p. 56-68.

SERRANO, Ángel et al. A framework to improve evaluation in educational games. In: **Global Engineering Education Conference (EDUCON), 2012 IEEE**. IEEE, 2012. p. 1-8.

SERRANO-LAGUNAA, Ángel et al. Learning analytics and educational games: lessons learned from practical experience. In: **International Conference on Games and Learning Alliance**. Springer, Cham, 2013. p. 16-28.

SEVERINO, Antônio Joaquim. **Metodologia do trabalho científico**. Cortez editora, 2017.

SHAFFER, David Williamson; GEE, James Paul. Epistemic games as education for innovation. In: **BJEP Monograph Series II, Number 5-Learning through Digital Technologies**. British Psychological Society, 2007. p. 71-82.

SHERNOFF, David J. et al. Student engagement in high school classrooms from the perspective of flow theory. In: **Applications of Flow in Human Development and Education**. Springer Netherlands, 2014. p. 475-494.

SHUTE, Valerie J. et al. Melding the power of serious games and embedded assessment to monitor and foster learning. **Serious games: Mechanisms and effects**, v. 2, p. 295-321, 2009.

SHUTE, Valerie J. et al. Modeling, assessing, and supporting key competencies within game environments. In: **Computer-based diagnostics and systematic analysis of knowledge**. Springer US, 2010. p. 281-309.

SHUTE, Valerie J.; MASDUKI, Iskandaria; DONMEZ, Oktay. Conceptual framework for modeling, assessing and supporting competencies within game environments. **Technology, Instruction, Cognition & Learning**, v. 8, n. 2, 2010.

SHUTE, V. J.; SPECTOR, J. M. Stealth assessment in virtual worlds. **Retrieved April**, v. 22, p. 2010, 2010.

SHUTE, Valerie J. Stealth assessment in computer-based games to support learning. **Computer games and instruction**, v. 55, n. 2, p. 503-524, 2011.

SHUTE, Valerie J.; KE, Fengfeng. Games, learning, and assessment. In: **Assessment in game-based learning**. Springer New York, 2012. p. 43-58.

SHUTE, Valerie J.; TORRES, Robert. Where streams converge: Using evidence-centered *design* to assess Quest to Learn. **Technology-based assessments for 21st century skills: Theoretical and practical implications from modern research**, v. 91124, 2012.

SHUTE, V. J. et al. Assessing learning in video games. 2013.

SHUTE, Valerie J.; VENTURA, Matthew; KIM, Yoon Jeon. Assessment and learning of qualitative physics in newton's playground. **The Journal of Educational Research**, v. 106, n. 6, p. 423-430, 2013.

SHUTE, Valerie J.; VENTURA, Matthew; ZAPATA-RIVERA, Diego. Stealth assessment in digital games. 2013.

SHUTE, Valerie; VENTURA, Matthew. **Stealth assessment: Measuring and supporting learning in video games**. MIT Press, 2013.

SHUTE, Valerie J.; KIM, Yoon Jeon. Formative and stealth assessment. In: **Handbook of research on educational communications and technology**. Springer New York, 2014. p. 311-321.

SHUTE, Valerie J. et al. Measuring problem solving skills via stealth assessment in an engaging video game. **Computers in Human Behavior**, v. 63, p. 106-117, 2016.

SHUTE, Valerie; KE, Fengfeng; WANG, Lubin. Assessment and adaptation in games. In: **Instructional techniques to facilitate learning and motivation of serious games**. Springer, Cham, 2017. p. 59-78.

SRIVASTAVA, Nitish et al. Dropout: A simple way to prevent neural networks from overfitting. **The Journal of Machine Learning Research**, v. 15, n. 1, p. 1929-1958, 2014.

STRANDVALL, Tommy. Eye tracking in human-computer interaction and usability research. In: **IFIP Conference on Human-Computer Interaction**. Springer, Berlin, Heidelberg, 2009. p. 936-937.

TARAS, Maddalena. Assessment–summative and formative–some theoretical reflections. **British journal of educational studies**, v. 53, n. 4, p. 466-478, 2005.

TORRENTE, Javier et al. Integration and deployment of educational games in e-learning environments: the learning object model meets educational gaming. **Journal of Educational Technology & Society**, v. 12, n. 4, p. 359, 2009.

URIBE-QUEVEDO, Alvaro; ALVES DOS REIS, Silas. Rastreamento de rosto como ferramenta interativa e de monitoramento do estado emocional do usuário. **Revista Científica "General José María Córdova"**, v. 13, n. 15, 2015.

VAN ECK, Richard. Digital game-based learning: It's not just the digital natives who are restless. **EDUCAUSE review**, v. 41, n. 2, p. 16, 2006.

VAN STAALDUINEN, Jan-Paul; DE FREITAS, Sara. A game-based learning framework: *Linking game design* and learning. **Learning to play: exploring the future of education with video games**, v. 53, p. 29, 2011.

VEDALDI, Andrea; LENC, Karel. Matconvnet: Convolutional neural networks for matlab. In: **Proceedings of the 23rd ACM international conference on Multimedia**. ACM, 2015. p. 689-692.

VILLA SANCHEZ, Aurelio; POBLETE RUIZ, M. Competence-based learning: a proposal for the assessment of generic competences. **Bilbao: Universidad de Deusto**, 2008.

VIOLA, Paul; JONES, Michael. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features. In: **Computer Vision and Pattern Recognition, 2001. CVPR 2001. Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on**. IEEE, 2001. p. I-I.

WITTEN, Ian H. et al. **Data Mining: Practical machine learning tools and techniques**. Morgan Kaufmann, 2016.

WORSLEY, Marcelo. Multimodal learning analytics: enabling the future of learning through multimodal data analysis and interfaces. In: **Proceedings of the 14th ACM international conference on Multimodal interaction**. ACM, 2012. p. 353-356.

WORSLEY, Marcelo et al. Situating multimodal learning analytics. In: **12th International Conference of the Learning Sciences: Transforming Learning**,

Empowering Learners, ICLS 2016. International Society of the Learning Sciences (ISLS), 2016.

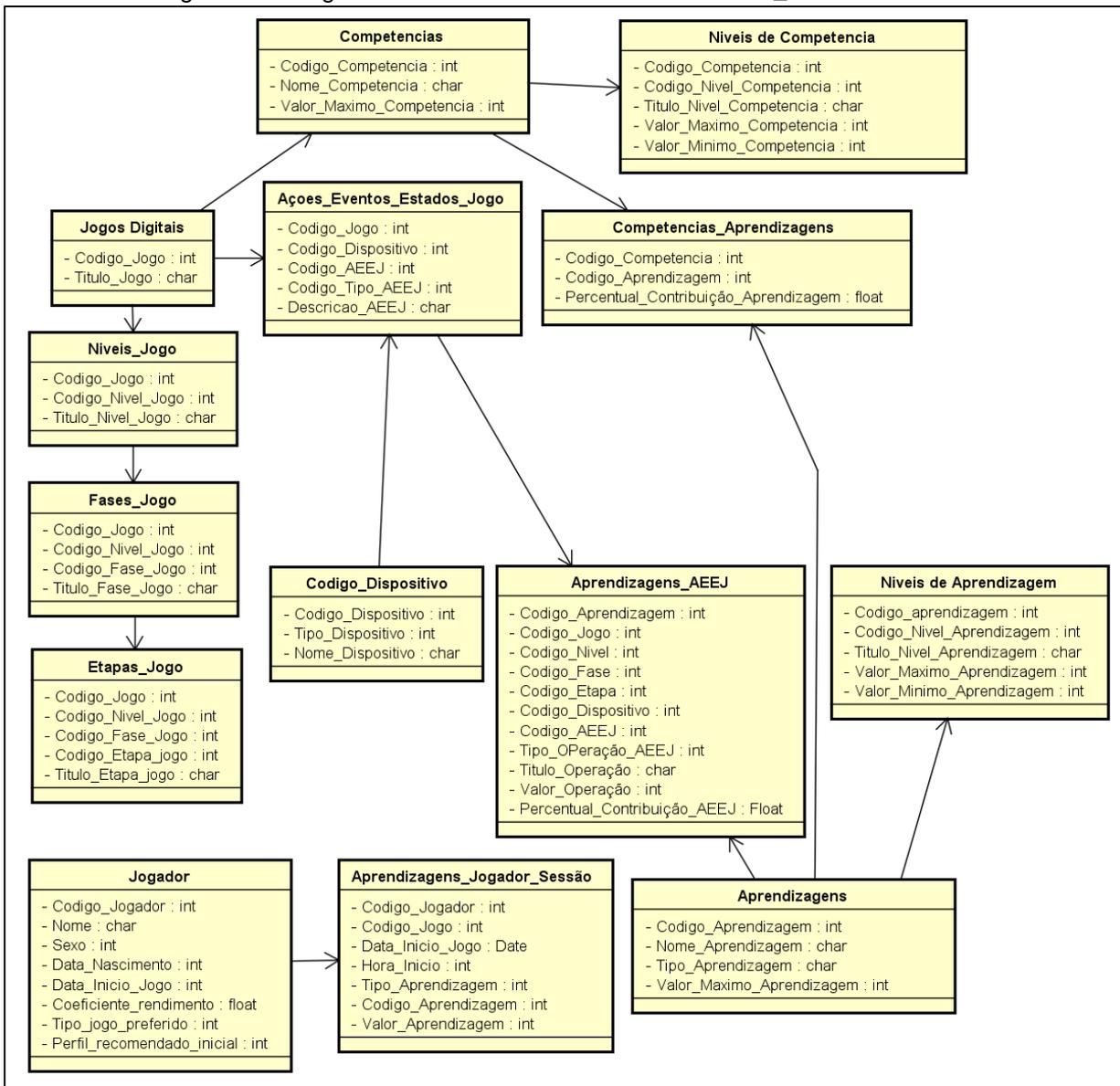
WU, Xindong et al. Top 10 algorithms in data mining. **Knowledge and information systems**, v. 14, n. 1, p. 1-37, 2008.

WU, Chih-Hung; TZENG, Yi-Lin; HUANG, Yueh Min. Understanding the relationship between physiological signals and digital game-based learning outcome. **Journal of Computers in Education**, v. 1, n. 1, p. 81-97, 2014.

ZIEKY, Michael J. An introduction to the use of evidence-centered *design* in test development. **Psicología Educativa**, v. 20, n. 2, p. 79-87, 2014.

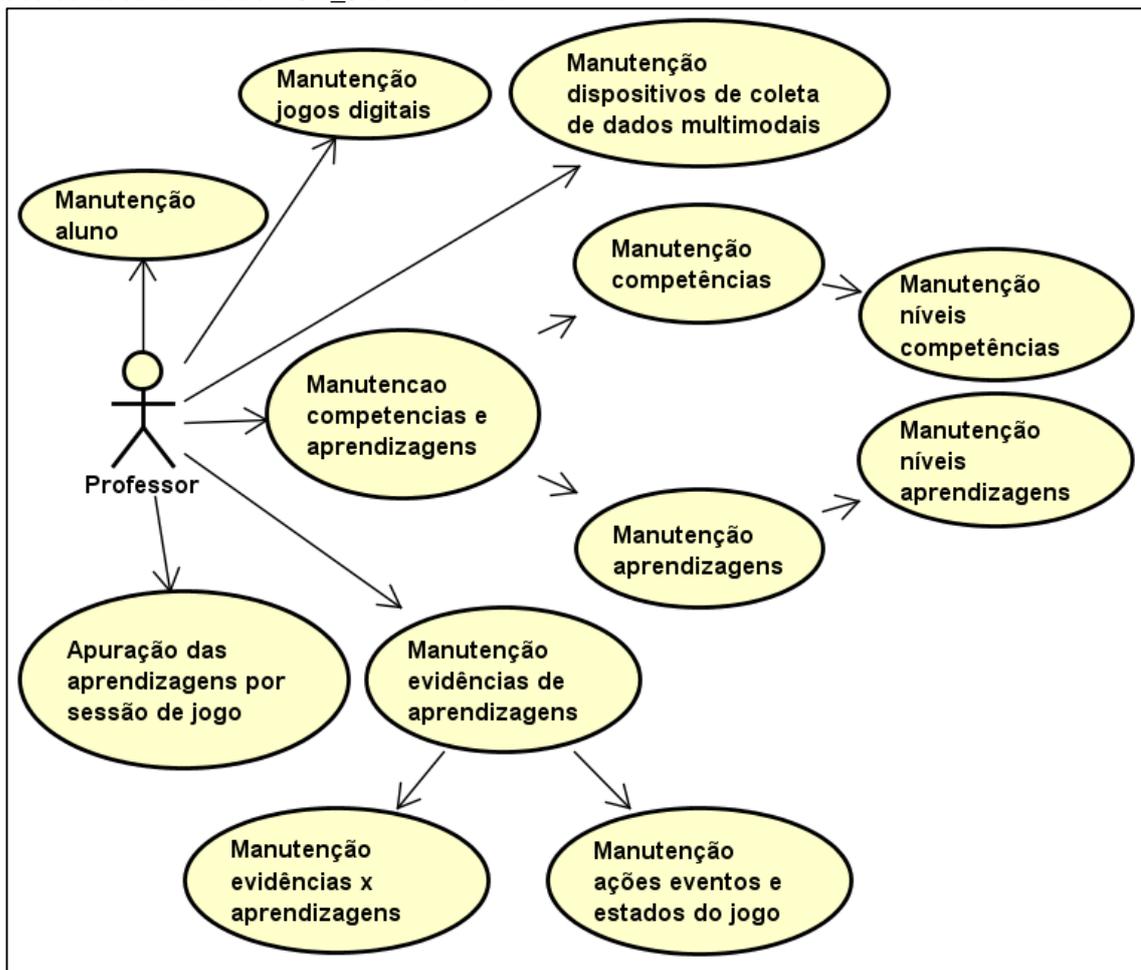
ANEXO A – MODELOS DE DADOS E FUNCIONAL DO *FRAMEWORK*

Figura 57 - Diagrama de classes da base de dados ECD_J do *framework*



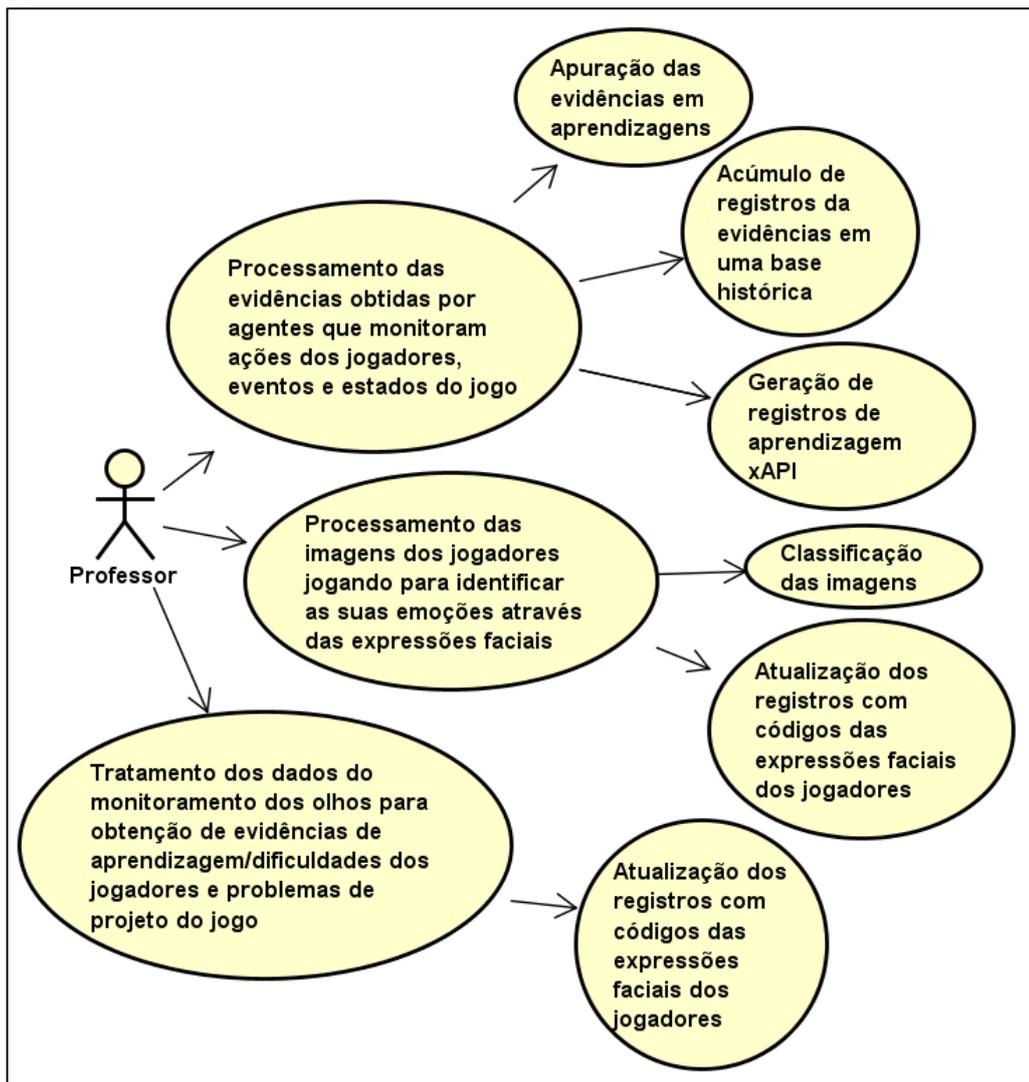
Fonte: Próprio autor.

Figura 58 - Diagrama de casos de uso com funcionalidades do módulo para estruturação da base de dados da base de dados ECD_J do *framework*



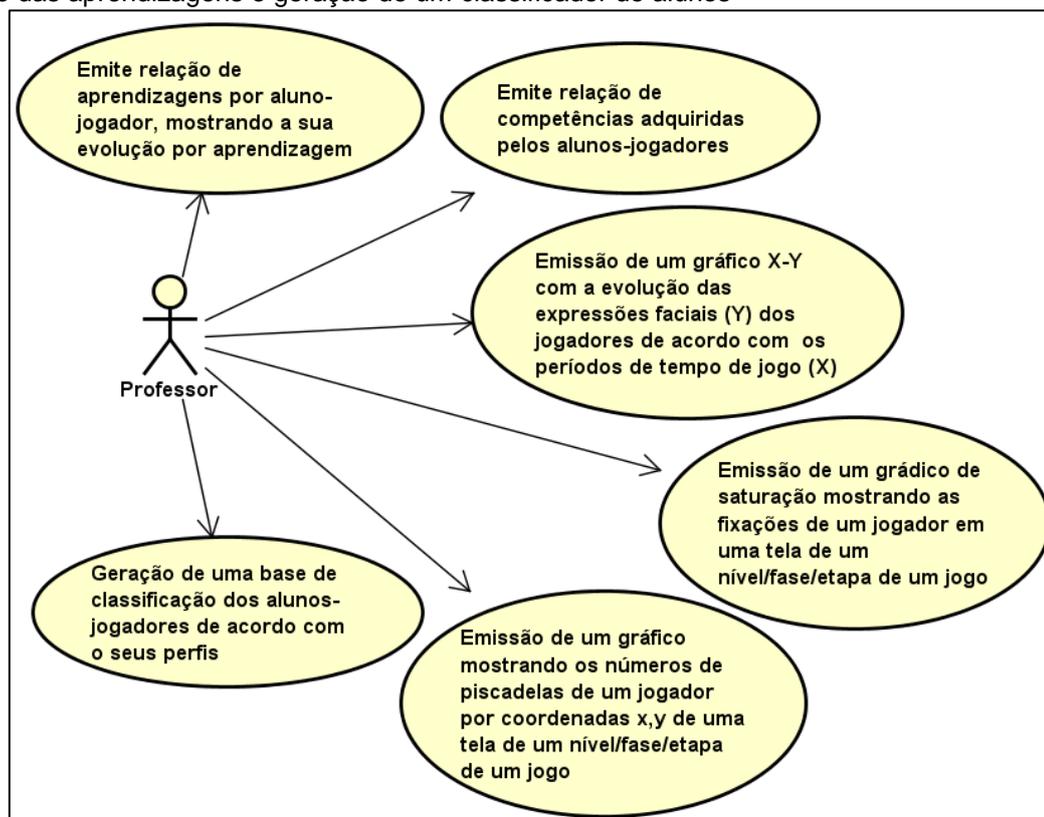
Fonte: Próprio autor.

Figura 59 - Diagrama de casos de uso com as funcionalidades do módulo de tratamento de dados coletados



Fonte: Próprio autor.

Figura 60 - Diagrama de casos de uso com as funcionalidades para a geração de relatórios para análise das aprendizagens e geração de um classificador de alunos



Fonte: Próprio autor.

Tabela 5 - Competências

Campo	Tipo	Tamanho	Observação
Código Competência	Numérico	3	
Título da Competência	Texto	30	
Valor Máximo de Pontos na Competência	Numérico	3	

Fonte: Próprio autor.

Tabela 6 - Níveis de Competência

Campo	Tipo	Tamanho	Observação
Código Competência	Numérico	3	
Código do Nivel_Competencia	Numérico	1	
Título do Nivel_Competencia	Texto	20	

Percentual do Valor Máximo da Competência que indica o início do Nível	Numérico com ponto flutuante	9.99	
Percentual do Valor Máximo da Competência que indica o fim do Nível	Numérico com ponto flutuante	9.99	

Fonte: Próprio autor.

Tabela 7 - Aprendizagens

Campo	Tipo	Tamanho	Observação
Código Aprendizagem	Numérico	3	
Nome da Aprendizagem	Texto	1	"C" - Conhecimento, "H" - Habilidade, "A" - Atitude
Título Aprendizagem	Texto	30	
Valor Máximo de Pontos na Aprendizagem	Numérico	3	

Fonte: Próprio autor.

Tabela 8 - Níveis de Aprendizagens

Campo	Tipo	Tamanho	Observação
Código Aprendizagem	Numérico	3	
Código do Nível_Aprendizagem	Numérico	1	
Título do Nível_Aprendizagem	Texto	20	
Percentual do Valor Máximo da Aprendizagem que indica o início do Nível	Numérico com ponto flutuante	9.99	
Percentual do Valor Máximo da Aprendizagem que Indica o fim do Nível	Numérico com ponto flutuante	9.99	

Fonte: Próprio autor.

Tabela 9 - Competências x Aprendizagens

Campo	Tipo	Tamanho	Observação
Código Competência	Numérico	3	
Código da Aprendizagem	Numérico	3	
Percentual de Contribuição da Aprendizagem na Competência	Numérico com ponto flutuante	9.99	

Fonte: Próprio autor.

Tabela 10 - Jogos Digitais

Campo	Tipo	Tamanho	Observação
Código do Jogo Digital	Numérico	3	
Título do Jogo Digital	Texto	30	

Fonte: Próprio autor.

Tabela 11 - Níveis de Jogos Digitais

Campo	Tipo	Tamanho	Observação
Código do Jogo Digital	Numérico	3	
Nível do Jogo Digital	Numérico	2	
Título do Nível do Jogo Digital	Texto	20	

Fonte: Próprio autor.

Tabela 12 - Fases dos Níveis de Jogos Digitais

Campo	Tipo	Tamanho	Observação
Código do Jogo Digital	Numérico	3	
Nível do Jogo Digital	Numérico	2	
Fase do Jogo Digital	Numérico	2	
Título da Fase do Jogo Digital	Texto	20	

Fonte: Próprio autor.

Tabela 13 - Etapa dos Níveis de Jogos Digitais

Campo	Tipo	Tamanho	Observação
Código do Jogo Digital	Numérico	3	
Nível do Jogo Digital	Numérico	2	
Fase do Jogo Digital	Numérico	2	
Etapa do Jogo Digital	Numérico	2	
Título da Etapa do Jogo Digital	Texto	20	

Fonte: Próprio autor.

Tabela 14 - Ações, Eventos, Estados do Jogo (AEEJ) que Evidenciam Aprendizagens

Campo	Tipo	Tamanho	Observação
Código do Jogo Digital	Numérico	3	
Código do Dispositivo	Numérico	2	
Código AEEJ	Numérico	3	
Tipo AEEJ	Texto	1	"E" - Evento, "T" - Estado, "A" - Ação
Descrição AEEJ	Texto	30	

Fonte: Próprio autor.

Tabela 15 - Composição das Aprendizagens por AEEJ's

Campo	Tipo	Tamanho	Observação
Código Aprendizagem	Numérico	3	
Código do Jogo Digital	Numérico	3	
Nível do Jogo Digital	Numérico	2	
Fase do Jogo Digital	Numérico	2	
Etapa do Jogo Digital	Numérico	2	
Código AEEJ	Numérico	3	
Tipo de Operação	Texto	1	Exemplo: +, -, /, *
Descriptor da Operação	Texto	30	

Valor Padrão a ser Operado	Numérico	3	
Percentual de Contribuição do AEEJ na Aprendizagem	Numérico com ponto flutuante	9.99	

Fonte: Próprio autor.

Tabela 16 - Dispositivos de Captura de Dados Multimodais

Campo	Tipo	Tamanho	Observação
Código Dispositivo	Numérico	2	Será 01 se o dispositivo for o próprio jogo e de 02 em diante se outros dispositivos.
Nome do Dispositivo	Texto	30	

Fonte: Próprio autor.

Tabela 17 - Jogador

Campo	Tipo	Tamanho	Observação
Código do Jogador	Numérico	3	
Nome do Jogador	Texto	30	
Sexo do Jogador	Texto	M ou F	
Data de Nascimento do Jogador	DD-MM-AAAA		
Data Desde Quando Joga	DD-MM-AAAA		
Coeficiente de Rendimento	Numérico	4	
Tipo de Jogo Preferido	Numérico	2	
Perfil Recomendado Inicial	Numérico	2	

Fonte: Próprio autor.

ANEXO B – ANÁLISE DOS SIGNIFICADOS DOS DADOS OBTIDOS ATRAVÉS DO EYE-TRACKER E POSSÍVEIS USOS NA AVALIAÇÃO DAS APRENDIZAGENS

Quadro 11 - Análise dos significados dos dados obtidos através do eye-tracker e possíveis usos na avaliação das aprendizagens baseadas em jogos digitais

Dados gerados a partir dos dados coletados	Características dos Dados	Significado dos Dados → Ações que o Educador pode considerar fazer
Sequência das fixações em uma tela	Diferenciada p/ alguns alunos.	Caminhos inovadores tomados pelos jogadores para solução dos problemas postos pelo jogo → Ações de ensino-aprendizagem específicas para alunos com inteligência acima da média.
	Com distribuição aleatória	Se distribuição da sequência deveria ser lógica então provável dificuldade de aprendizagens do aluno → Ações de ensino-aprendizagem de reforço específicas p/aluno com dificuldade de aprendizagem.
		Provável arranjo pobre dos elementos na tela do jogo → Ações para melhoria no <i>design</i> gráfico do jogo.
	Com distribuição lógica	Houve aprendizagem nos assuntos daquela tela do jogo → Avaliação positiva do aprendiz nos assuntos da tela.
Frequência das fixações em uma tela	Alta frequência	Locais do jogo que chamam a atenção dos jogadores pelo assunto ou pela alta atratividade do <i>design</i> gráfico dos elementos do jogo → Avaliação positiva do aprendiz nos assuntos da tela, além de considerar tela como boa referência de <i>design</i> gráfico
	Baixa frequência	Locais do jogo que chamam menos atenção dos jogadores → Ações para melhoria no <i>design</i> gráfico do jogo.
Fixações rápidas após demoradas		Locais do jogo onde o jogador já aprendeu → Avaliação positiva do aprendiz nos assuntos da tela.
Alta duração de fixações em um local da tela com assuntos não complexos		Locais do jogo em que o jogador está encontrando dificuldades para extrair ou interpretar informações → Ações de ensino-aprendizagem de reforço específicas para aluno com dificuldade de aprendizagem e/ou Ações para melhoria no <i>design</i> gráfico do jogo.
Tempo para começar a primeira fixação em uma tela	Muito tempo	Dificuldades para entendimento do jogo então provável dificuldade de aprendizagens do aluno → Ações de ensino-aprendizagem específicas p/aluno com dificuldade de aprendizagem.
	Pouco tempo	Locais do jogo onde o jogador já aprendeu → Avaliação positiva do aprendiz nos assuntos da tela e no entendimento inicial sobre a dinâmica do jogo.
Frequência do piscar dos olhos em uma fixação	Menor após maior	Locais do jogo onde o jogador já aprendeu → Avaliação positiva do aprendiz nos assuntos da tela.
	Menor sem maior	Sonolência, fadiga e baixo interesse → Dificuldades dos alunos devido a cansaço ou falta de interesse.

Fonte: Próprio autor.

ANEXO C – ESPECIFICAÇÕES DOS RELATÓRIOS IMPLEMENTADOS NO PROTÓTIPO DO FRAMEWORK

Figura 61 - Especificação para geração da relação das aprendizagens por aluno-jogador, mostrando a sua evolução no tempo

Campo do Relatório	Tabela 1	Tabela 2	Processamento
Nome do Aluno	Tabela Jogador	Tabela Registros da Aprendizagens Apuradas	Com o código do jogador da Tabela 2 obtém o Nome do Jogador da Tabela 1
Aprendizagem	Tabela de Aprendizagens	Tabela Registro das Aprendizagens Apuradas	Com o código da aprendizagem da Tabela 2 obtém o nome da aprendizagem na Tabela 1
Data do Jogo	Tabela Registro das Aprendizagens Apuradas		Obtém diretamente da Tabela 1
Hora do Jogo	Tabela Registro das Aprendizagens Apuradas		Obtém diretamente da Tabela 1
Pontuação	Tabela Registro das Aprendizagens Apuradas		Obtém diretamente da Tabela 1
Nível da Aprendizagem	Tabela Níveis das Aprendizagens	Tabela Registros das Aprendizagens Apuradas	Com o código da aprendizagem e a pontuação obtida na Tabela 2, vai até a Tabela 1 verifica em que nível a pontuação se encaixa, comparando-a com os limites inferior e superior do Nível

Fonte: Próprio autor.

Figura 62 - Especificação para geração da relação do desenvolvimento das competências dos alunos

Campo do Relatório	Tabela 1	Tabela 2	Processamento
Nome do Aluno	Tabela Jogador	Tabela Registro das Aprendizagens Apuradas	Com o código do jogador da Tabela 2 obtém o Nome do Jogador da Tabela 1
Competência	Tabela de Aprendizagens	Tabela Registro das Aprendizagens Apuradas	Com o código da aprendizagem da Tabela 2 obtém da Tabela 1 cada competência que a aprendizagem contribui. Para cada competência aplicar o percentual de contribuição referente à cada competência no valor da aprendizagem da Tabela 1 e guardar temporariamente em um vetor o código da competência e o valor obtido.
			Quando terminar os registros das aprendizagens de um jogador, para cada código de competência que está no vetor temporário, você deverá obter o título dela na Tabela 1 e o nome do

			nível correspondente ao valor apurado da competência para um jogador.
Nível da Competência			Este nível é obtido comparando valor apurado com os limites inferiores e superiores de cada nível,

Fonte: Próprio autor.

Figura 63 - Especificação para geração do gráfico de saturação das fixações por tela de um nível/fase/etapa do jogo

<p>Selecionar apenas registros com código AEEJ = 951 – Fixação</p> <p>Ordenar registros por: Código do Jogador/DataInicio/HoraInicio/Nivel/Fase/Etapa/Número Sequência do Registro</p> <p>Para cada Código do Jogador/DataInicio/HoraInicio/Nivel/Fase/Etapa diferente</p>			
Campo do Relatório	Tabela 1	Tabela 2	Processamento
Eixo X	Registro de log da Tabela Única histórica de logs com log do monitoramento de olhos		Colocar neste campo o conteúdo do campo Valor 1 AEEJ
Eixo Y	Registro de log da Tabela Única histórica de logs com log do monitoramento de olhos		Colocar neste campo o conteúdo do campo Valor 2 AEEJ

Fonte: Próprio autor.

Figura 64 - Especificação para geração do gráfico com o número de piscadelas por coordenada x-y de um nível/fase/etapa do jogo

<p>Selecionar apenas registros com código AEEJ = 952 – Piscadelas</p> <p>Ordenar registros por: Código do Jogador/DataInicio/HoraInicio/Nivel/Fase/Etapa/Número Sequência do Registro</p> <p>Para cada Código do Jogador/DataInicio/HoraInicio/Nivel/Fase/Etapa diferente</p>			
Campo do Relatório	Tabela 1	Tabela 2	Processamento
Eixo X	Registro de log da Tabela histórica de logs com log do monitoramento de olhos		Colocar neste campo o conteúdo do campo Valor 1 AEEJ
Eixo Y	Registro de log da Tabela histórica de logs com log do monitoramento de olhos		Colocar neste campo o conteúdo do campo Valor 2 AEEJ
Valores	Registro de log da Tabela Única histórica de logs com log do monitoramento de olhos		Colocar neste campo o conteúdo do campo Valor 3 AEEJ

Fonte: Próprio autor.

Figura 65 - Especificação para geração do gráfico de evolução das expressões faciais de um jogador durante um jogo

<p>Selecionar apenas registros com código AEEJ = 900 – Expressões faciais</p> <p>Ordenar registros por: Código do Jogador/DataInicio/Horainicio/Nivel/Fase/Etapa/Número Sequência do Registro</p> <p>Para cada Código do Jogador/DataInicio/Horainicio/Nivel/Fase/Etapa diferente</p>			
Campo do Relatório	Tabela 1	Tabela 2	Processamento
Eixo X	Registro de log da tabela histórica de logs com <i>log</i> das imagens com expressões faciais dos jogadores		Campos Data Início do Jogo + Hora Início do Jogo
Eixo Y	Registro de log da tabela histórica de logs com <i>log</i> das imagens com expressões faciais dos jogadores		Colocar neste campo o conteúdo do campo Valor 1 AEEJ (onde estará o código da expressão fácil de 1 a 6)

Fonte: Próprio autor.

ANEXO D – EXEMPLOS DE PASTAS E ARQUIVOS DO CÓDIGO FONTE DO PROTÓTIPO DO FRAMEWORK

Figura 66 - Estrutura do código fonte do *framework*

..		
arquivos	Alterações gerais	20 days ago
migrations	models	3 months ago
static/app	Alterações gerais	20 days ago
templates	mudanças no menu	2 days ago
templatetags	Ultimas alterações	2 months ago
urls	Ultimas alterações	2 months ago
views	Ultimas alterações	2 months ago
__init__.py	Commit inicial	4 months ago
forms.py	Ultimas alterações	2 months ago
forms_carga.py	Commit inicial	4 months ago
models.py	Ultimas alterações	2 months ago
models_antigo.py	models	3 months ago
models_herancaErro.py	models	3 months ago
tests.py	Commit inicial	4 months ago
views.py	Commit inicial	4 months ago
viewsold.py	Commit inicial	4 months ago

Fonte: Próprio autor.

Figura 67 – Templates do *framework*

CRUDs	Alterações gerais	20 days ago
analise_dados	Alterações gerais	2 months ago
app	mudanças no menu	2 days ago
carga_aprendizagens	Alterações gerais	20 days ago
geracao_relatorio	Alterações gerais	2 months ago

Fonte: Próprio autor.

Figura 68 – CRUDS do *framework*

..		
■ aeej	Ultimas alterações	2 months ago
■ aprendizagens	Ultimas alterações	2 months ago
■ aprendizagens_aeej	Ultimas alterações	2 months ago
■ competencias	Alterações gerais	20 days ago
■ competencias_aprendizagens	Ultimas alterações	2 months ago
■ dispositivos_captura	models	3 months ago
■ etapas_jogo	Ultimas alterações	2 months ago
■ fases_jogo	Ultimas alterações	2 months ago
■ jogadores	Ultimas alterações	2 months ago
■ jogos_digitais	models	3 months ago
■ niveis_aprendizagem	Ultimas alterações	2 months ago
■ niveis_competencia_avaliacao	Alterações gerais	20 days ago
■ niveis_jogo	Ultimas alterações	2 months ago

Fonte: Próprio autor.

Figura 69 - Template da tela principal do *framework*

```

1 <!DOCTYPE html>
2 <html charset="utf-8">
3 <head>
4 <meta http-equiv="Content-Type" content="text/html; charset=utf-8" />
5 <meta name="viewport" content="width=device-width, initial-scale=1.0">
6 <title>AvalFrame Web </title>
7 {% load staticfiles %}
8 <link rel="stylesheet" type="text/css" href="{% static 'app/scripts/datatables.min.css' %}" />
9 <link rel="stylesheet" type="text/css" href="{% static 'app/content/bootstrap.min.css' %}" />
10 <link rel="stylesheet" type="text/css" href="{% static 'app/content/site.css' %}" />
11 <script src="{% static 'app/scripts/modernizr-2.6.2.js' %}"></script>
12 </head>
13
14 <body>
15 <nav class="navbar navbar-inverse navbar-fixed-top">
16 <div class="container">
17 <div class="navbar-header">
18 <button type="button" class="navbar-toggle" data-toggle="collapse" data-target=".navbar-collapse">
19 <span class="icon-bar"></span>
20 <span class="icon-bar"></span>
21 <span class="icon-bar"></span>
22 </button>
23 <a href="/" class="navbar-brand">AvalFrame</a>
24 </div>
25 <div class="navbar-collapse collapse">
26 <ul class="nav navbar-nav">
27 <li class="dropdown">
28 <a href="#" class="dropdown-toggle" data-toggle="dropdown">Projeto ECD-A<span class="caret"></span></a>
29 <ul class="dropdown-menu" role="menu">
30 <li><a href="#">Guia ECD-A</a></li>
31 <li><a href="#">Link Atah</a></li>
32 <li><a href="#">Link Draw.io</a></li>
33 </ul>
34 </li>
35 <li class="dropdown">
36 <a href="#" class="dropdown-toggle" data-toggle="dropdown">Bases Avaliação<span class="caret"></span></a>
37 <ul class="dropdown-menu" role="menu">
38
39 <li><a href="{% url 'aprendizagens_index' %}">Aprendizagens</a></li>
40 <li><a href="{% url 'niveis_aprendizagem_index' %}">Niveis de Aprendizagem</a></li>

```

Fonte: Próprio autor.

Figura 70 – Views do *framework*

..		
.~c9_invoke_YhFly6.py	Commit inicial	4 months ago
__init__.py	Commit inicial	4 months ago
aeej.py	Commit inicial	4 months ago
analise_dados.py	Alterações gerais	2 months ago
aprendizagens.py	Commit inicial	4 months ago
aprendizagens_aeej.py	Ultimas alterações	2 months ago
carga_aprendizagens.py	Ultimas alterações	2 months ago
competencias.py	Commit inicial	4 months ago
competencias_aprendizagens.py	Commit inicial	4 months ago
dispositivos_captura.py	Commit inicial	4 months ago
etapas_jogo.py	Alterações gerais	2 months ago
fases_jogo.py	Alterações gerais	2 months ago
geracao_relatorio.py	Alterações gerais	2 months ago
home.py	Commit inicial	4 months ago
jogadores.py	Ultimas alterações	2 months ago
jogos_digitais.py	Commit inicial	4 months ago
niveis_aprendizagem.py	Ultimas alterações	2 months ago
niveis_competencia_avaliacao.py	Commit inicial	4 months ago
niveis_jogo.py	Commit inicial	4 months ago

Fonte: Próprio autor.

Figura 71 - APPs do *framework*

__init__.py	Commit inicial	4 months ago
aeej.py	Commit inicial	4 months ago
analise_dados.py	Alterações gerais	2 months ago
aprendizagens.py	Commit inicial	4 months ago
aprendizagens_aeej.py	Ultimas alterações	2 months ago
carga_aprendizagens.py	Ultimas alterações	2 months ago
competencias.py	Commit inicial	4 months ago
competencias_aprendizagens.py	Commit inicial	4 months ago
dispositivos_captura.py	Commit inicial	4 months ago
etapas_jogo.py	Alterações gerais	2 months ago
fases_jogo.py	Alterações gerais	2 months ago
geracao_relatorio.py	Alterações gerais	2 months ago
home.py	Commit inicial	4 months ago
jogadores.py	Ultimas alterações	2 months ago
jogos_digitais.py	Commit inicial	4 months ago
niveis_aprendizagem.py	Ultimas alterações	2 months ago
niveis_competencia_avaliacao.py	Commit inicial	4 months ago
niveis_jogo.py	Commit inicial	4 months ago

Fonte: Próprio autor.

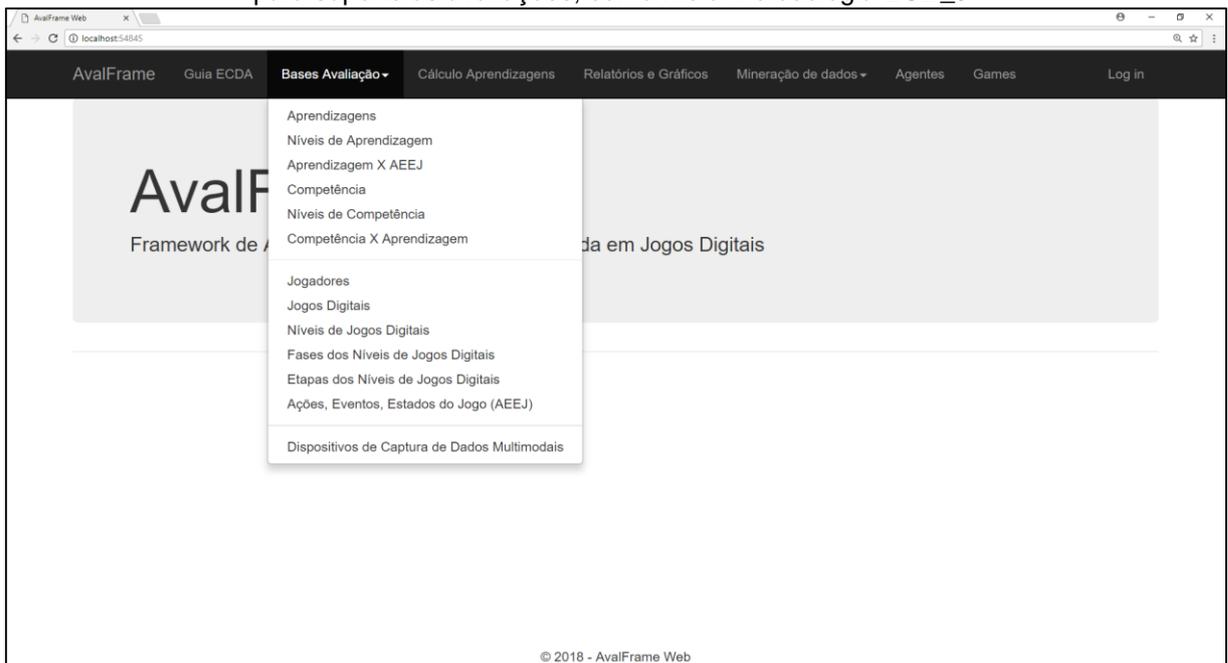
ANEXO E – EXEMPLOS DE TELAS DO FRAMEWORK

Figura 72 - Tela de acesso às orientações e aos *links* de softwares para o projeto usando a metodologia ECD_J



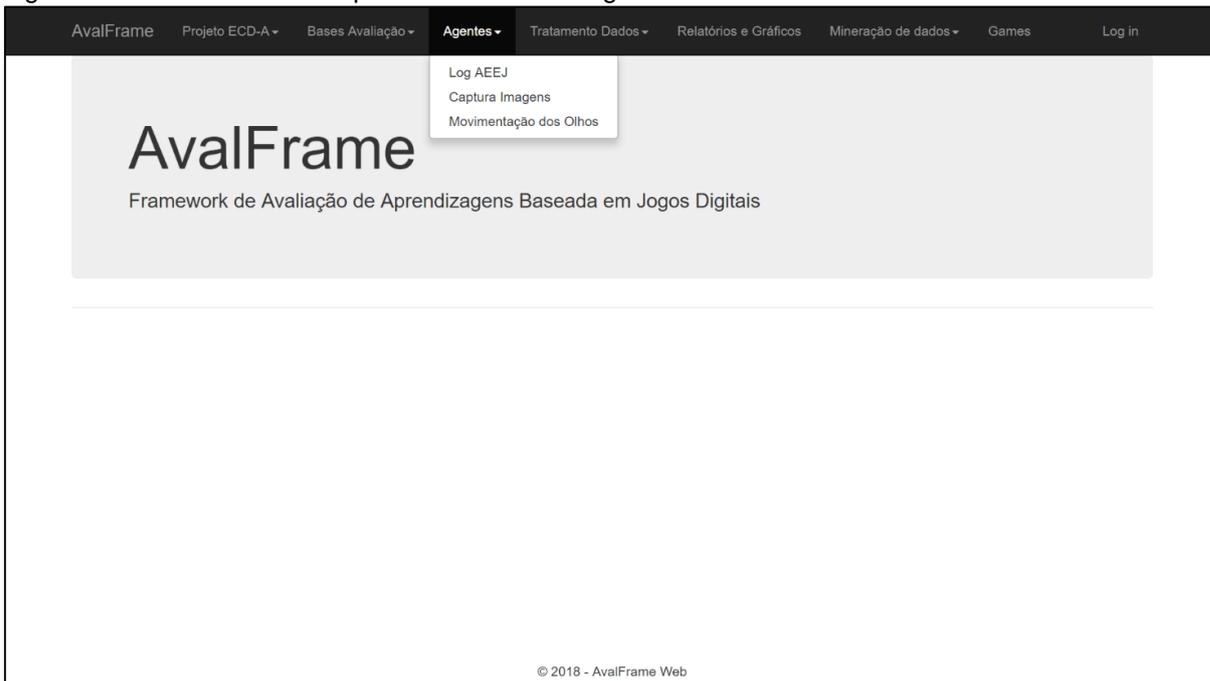
Fonte: Próprio autor.

Figura 73 - Tela do protótipo do *framework* com a funcionalidade de cadastramento da base de dados para suporte às avaliações, conforme a metodologia ECD_J



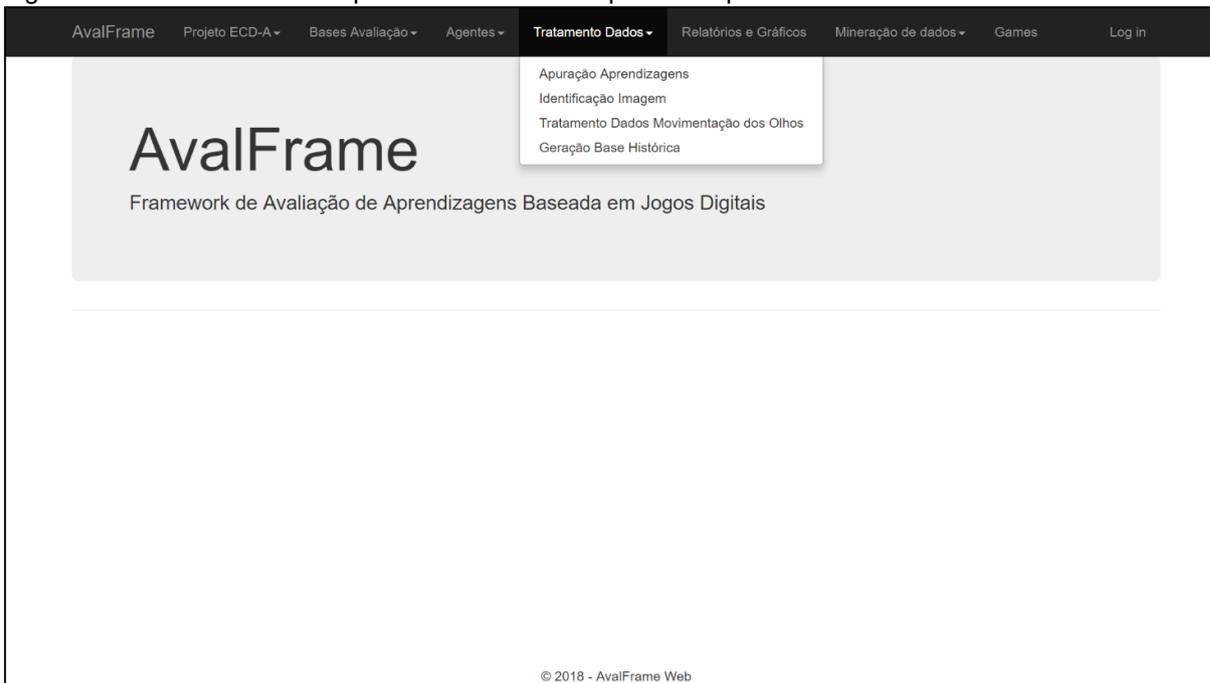
Fonte: Próprio autor.

Figura 74 - Tela do submenu para *download* dos agentes de coleta de dados



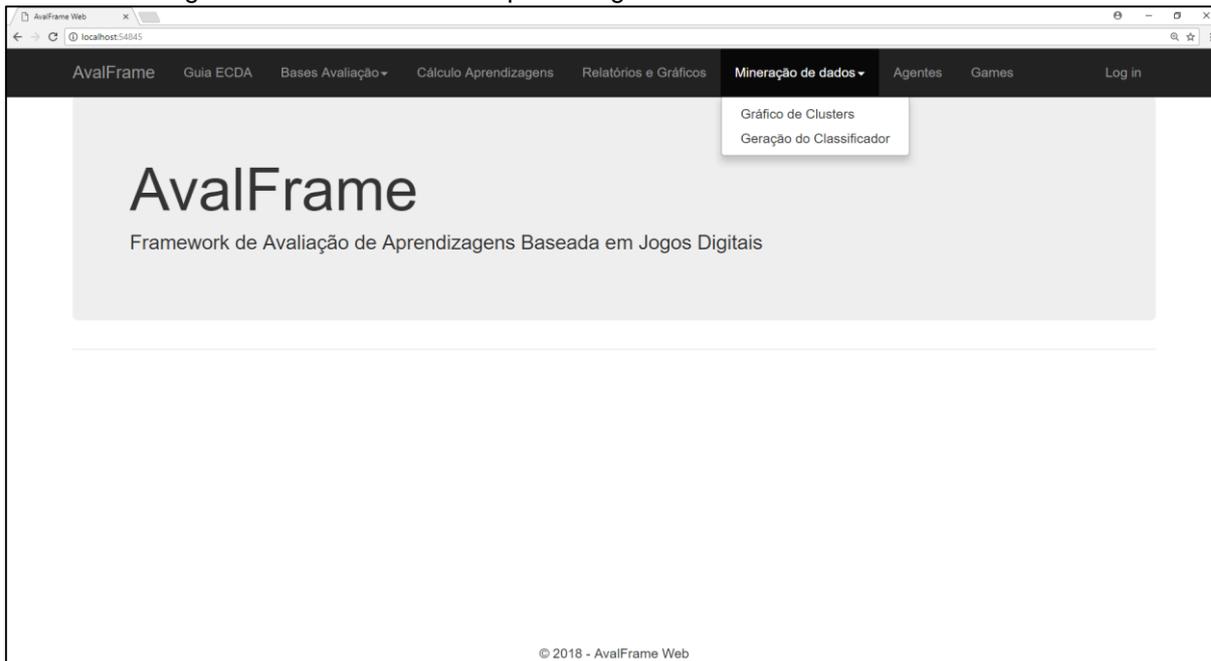
Fonte: Próprio autor.

Figura 75 - Tela do submenu para acesso aos componentes para tratamento dos dados coletados



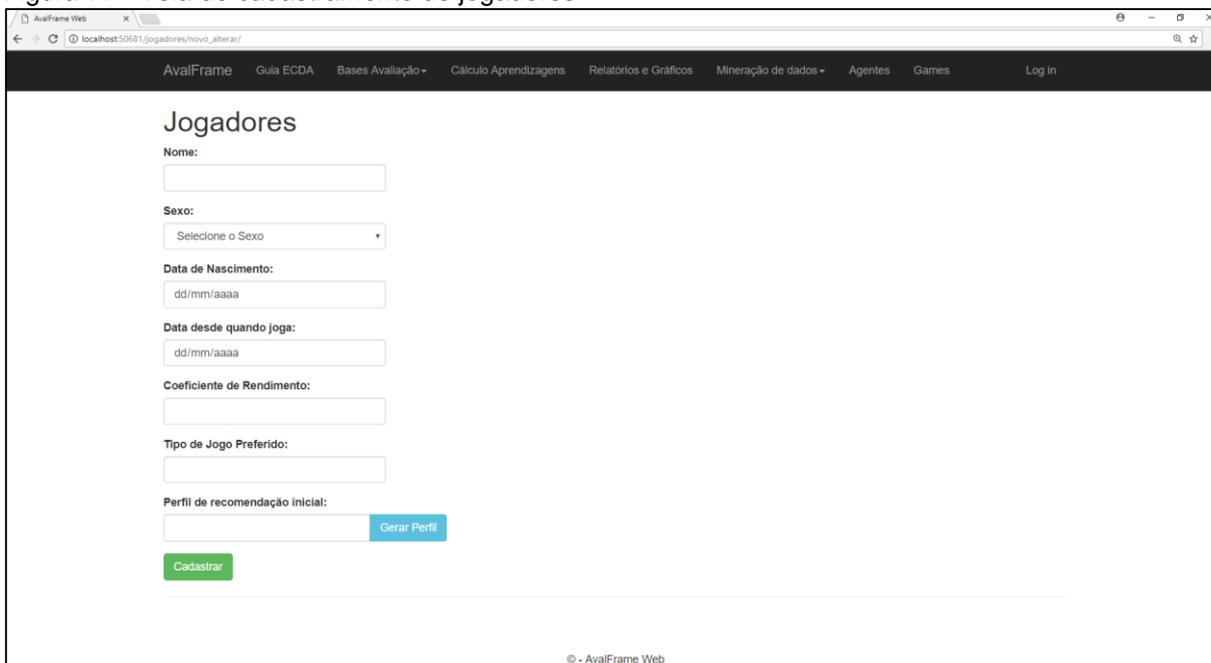
Fonte: Próprio autor.

Figura 76 – Tela do submenu do *framework* para acesso às rotinas de mineração de dados da base histórica dos registros das evidências de aprendizagens



Fonte: Próprio autor.

Figura 77 - Tela de cadastramento de jogadores



Fonte: Próprio autor.

ANEXO F – CÓDIGOS FONTES DOS AGENTES INTELIGENTES DE SOFTWARE PARA COLETA DE DADOS

```
#!/usr/bin/python
# -*- coding: utf-8 -*-

from datetime import datetime
from cv2 import *
import sys
import csv
import os.path

#
#####
## Avalgame - Biblioteca com conjunto de Agentes para
## Gravação de Logs AEEJ, Imagens e Movimentos dos Olhos
#####
#

class Avalgame:
    _file = 'avalgame.install.cfg'
    _code = ""
    _status = False
    _done = False
    _playerCode = ""
    _date = ""
    _time = ""
    _wcam = VideoCapture(0)
    _imgf = './imagensjogadores/'
    _imgcnt = 0
    csvBlinkLines = [] # transformar em excel dados das piscadelas
    csvFixationLines = [] # transformar em excel dados das fixações

    def __init__(self):
        try:
            f = open(self._file, 'r')

            lines = f.readlines()

#
#####
## Tenta iniciar as configurações a partir de um arquivo de texto
```

```

#####
#
    if len(lines) >= 2:
        statusLine = lines[0].split(':')
        codeLine = lines[1].split(':')

        if len(statusLine) == 2 and len(codeLine) == 2:
            if statusLine[0].strip() == 'enabled':
                statusLine = statusLine[1].strip()
            else:
                statusLine = 'False'

            if statusLine.upper() == 'TRUE':
                self._status = True
            else:
                self._status = False

            if codeLine[0].strip() == 'code':
                self._code = codeLine[1].strip()

            try:
                self._code = int(self._code)
            except:
                self._code = None
                self._status = True
            else:
                self._code = None
                self._status = False
        else:
            self._code = None
            self._status = False
    except IOError:
        self._code = None
        self._status = False
    except:
        raise Exception("Unexpected error:", sys.exc_info()[0])
#
#####
## Funcionalidade de Instalação do Jogo Digital
#####

```

```

#
def install(self, status, code=1):

    if type(status) is not bool:
        raise Exception("Valor invalido no argumento status ( bool )")

    if type(code) is not int or code < 0 or code > 999999:
        raise Exception("Valor invalido no argumento Codigo do Jogo ( int ) 0-999999")

    f = open(self._file, 'w')
    f.writelines([
        "enabled:" + str(status) + '\n',
        "code:" + str(code) + '\n'
    ])

    # Diz se o modo de coleta de dados esta ativo
    self._status = status

    # Guarda codigo do jogo
    self._code = code

    f.close()

def isEnabled(self):
    return self._status

#
#####
## Funcionalidade para Inicialização do Jogo Digital
#####
#
def initial(self, playerCode):

    if type(playerCode) is not int or playerCode < 0 or playerCode > 9999999999999999:
        raise Exception("Valor invalido no argumento Codigo do Jogador ( int ) 0-9999999999999999")

    self._playerCode = playerCode
    dt = datetime.now()

    # Formata data e hora para uso posterior

```

```

self._date = "%04d-%02d-%02d" % (dt.year, dt.month, dt.day)
self._time = "%02d:%02d" % (dt.hour, dt.minute)

# Diz que o objeto esta pronto para fazer os logs
if self._status:
    self._done = True
else:
    self._done = False

#####
# comp - Função para gravar registro no arquivo de log do jogador
# @tipo_AEEJ: Obrigatorio, Tipo do log AEEJ (C – conhecimento, H-habilidade, A-atitude)
# @codigo_AEEJ: Obrigatorio, Numero sequencial a cargo do desenvolvedor 0-999
# @nv_Jogo: Opcional, Nivel de dificuldade informado pelo desenvolvedor 0-99 padrão 1
# @fs_jogo: Opcional, Fase do jogo informado pelo desenvolvedor 0-99 padrão 1
# @et_jogo: Opcional, Etapa da fase informada pelo desenvolvedor 0-99 padrão 1
# @valor_AEEJ: Opsional, Valor da pontuação feita pelo jogador, 0-99 padrão 0
#####

def comp(self, tipo_AEEJ, codigo_AEEJ, nv_Jogo=1, fs_jogo=1, et_jogo=1, valor_AEEJ=0,
valor_AEEJ_2=0, valor_AEEJ_3=0, imagem=False):

    nome_imagem = ""
    # Verifica se tudo foi iniciado.
    if self._done is False or self._status is False:
        return
    #
    #####
    # Valida argumentos da chamada a função
    #####
    #

    if type(codigo_AEEJ) is not int and codigo_AEEJ < 0 or codigo_AEEJ > 999:
        raise Exception("Valor invalido no argumento codigo AEEJ ( int )")

    if type(tipo_AEEJ) is not str and tipo_AEEJ in ["C", "H", "A"]:
        raise Exception("Valor invalido no argumento TIPO ( C => conhecimento, H => habilidade, A
=> atitude )")

    if type(nv_Jogo) is not int or nv_Jogo < 0 or et_jogo > 99:
        raise Exception("Valor invalido no argumento Nivel ( int )")

```

```

if type(fs_jogo) is not int or fs_jogo < 0 or et_jogo > 99:
    raise Exception("Valor invalido no argumento Fase ( int )")

if type(et_jogo) is not int or et_jogo < 0 or et_jogo > 99:
    raise Exception("Valor invalido no argumento Etapa ( int )")

if type(valor_AEEJ) is not int or valor_AEEJ < 0 or valor_AEEJ > 9999:
    raise Exception("Valor invalido no argumento valor AEEJ ( int ) 0-9999")

if type(valor_AEEJ_2) is not int or valor_AEEJ_2 < 0 or valor_AEEJ_2 > 9999:
    raise Exception("Valor invalido no argumento valor AEEJ ( int ) 0-9999")

if type(valor_AEEJ_3) is not int or valor_AEEJ_3 < 0 or valor_AEEJ_3 > 9999:
    raise Exception("Valor invalido no argumento valor AEEJ ( int ) 0-9999")

dt = datetime.now()
#
# Verifica se há necessidade de captura da imagem do jogador jogando
#
if imagem:
    valida, imgObj = self._wcam.read()
    valida, imgObj = self._wcam.read()
    valida, imgObj = self._wcam.read()

#####
## Se a imagem foi capturada deve-se gravar um registro com dados da captura
#####

if valida:
    nome_imagem = 'l-%s-%s-%04d%02d%02d%02d.png' % (
        self._playerCode,
        self._imgcnt,
        dt.year,
        dt.month,
        dt.day,
        dt.hour,
        dt.minute)

```

```

#####
    ## Grava imagem

#####

    imwrite((self._imgf + nome_imagem), imgObj)
    self._imgcnt = self._imgcnt + 1

f = open('./logs/LogAEEJ_%s.%s_%s.txt' % (
self._playerCode, self._date.replace('-', ''), self._time.replace(':', '')),
    'a+')

#####
    ## Grava Registro no Arquivo de Log do Jogo Digital
#####
f.write("%s;%s;%s;%s;%d;%d;%d;%s';%d;%d;%d;%d;%d;%d;%04d-%02d-%02d;%02d;%02d;%s'\n"
%
    (self._playerCode,
    self._date,
    self._time,
    self._code,
    nv_Jogo,
    fs_jogo,
    et_jogo,
    tipo_AEEJ,
    codigo_AEEJ,
    valor_AEEJ,
    valor_AEEJ_2,
    valor_AEEJ_3,
    self._imgcnt,
    dt.year,
    dt.month,
    dt.day,
    dt.hour,
    dt.minute,
    nome_imagem)
)

f.close()

#

```

```
#####
# Incio das Funções de Gravação dos Registrs com Dados de Fixações e de Piscadelas
```

```
#####
#
```

```
def recordFixation(self, dateStart, tipo_AEEJ='T', codigo_AEEJ=931, nv_Jogo=1, fs_jogo=1,
et_jogo=1, valor_AEEJ_x=0,
```

```
    valor_AEEJ_y=0, valor_AEEJ_qtd=0, seq_number=0, filePath=""):
```

```
    dt = datetime.now()
```

```
    f = open('./logs/Fixation_LOG.txt', 'a+')
```

```
    fullDateStart = str(dateStart.year) + "-" + str(dateStart.month) + "-" + str(dateStart.day)
```

```
    fullHourStart = str(dateStart.hour) + ":" + str(dateStart.minute)
```

```
    fullDateEnd = str(dt.year) + "-" + str(dt.month) + "-" + str(dt.day)
```

```
    fullHourEnd = str(dt.hour) + ":" + str(dt.minute)
```

```
    csvLine = (
```

```
        self._playerCode, fullDateStart, fullHourStart, self._code, nv_Jogo, fs_jogo, et_jogo,
        tipo_AEEJ,
```

```
        codigo_AEEJ,
```

```
        valor_AEEJ_x, valor_AEEJ_y, valor_AEEJ_qtd, seq_number, fullDateEnd, fullHourEnd, "")
```

```
    self.csvFixationLines.append(csvLine)
```

```
    f.write("%s %04d-%02d-%02d %02d:%02d %s %d %d %d '%s' %s %d %d %d %d %04d-%02d-%02d-%02d:%02d %s\n" %
```

```
        (self._playerCode,
```

```
        dateStart.year,
```

```
        dateStart.month,
```

```
        dateStart.day,
```

```
        dateStart.hour,
```

```
        dateStart.minute,
```

```
        self._code,
```

```
        nv_Jogo,
```

```
        fs_jogo,
```

```
        et_jogo,
```

```
        tipo_AEEJ,
```

```
        codigo_AEEJ,
```

```
        valor_AEEJ_x,
```

```
        valor_AEEJ_y,
```

```

        valor_AEEJ_qtd,
        seq_number,
        dt.year,
        dt.month,
        dt.day,
        dt.hour,
        dt.minute,
        filePath)
    )

    f.close()

    def recordBlinks(self, dateStart, tipo_AEEJ='T', codigo_AEEJ=932, nv_Jogo=1, fs_jogo=1,
et_jogo=1,
                    valor_AEEJ_x=0, valor_AEEJ_y=0, valor_AEEJ_qtd=0, seq_number=0,
filePath=""):

        dt = datetime.now()
        f = open('./logs/Blink_LOG.txt',
                'a+')

        fullDateStart = str(dateStart.year) + "-" + str(dateStart.month) + "-" + str(dateStart.day)
        fullHourStart = str(dateStart.hour) + ":" + str(dateStart.minute)

        fullDateEnd = str(dt.year) + "-" + str(dt.month) + "-" + str(dt.day)
        fullHourEnd = str(dt.hour) + ":" + str(dt.minute)

        csvLine = (
            self._playerCode, fullDateStart, fullHourStart, self._code, nv_Jogo, fs_jogo, et_jogo, tipo_AEEJ,
            codigo_AEEJ,
            valor_AEEJ_x, valor_AEEJ_y, valor_AEEJ_qtd, seq_number, fullDateEnd, fullHourEnd, "")
        self.csvBlinkLines.append(csvLine)

        f.write("%s %04d-%02d-%02d %02d:%02d %s %d %d %d '%s' %s %d %d %d %d %04d-%02d-
%02d %02d:%02d %s\n" %
                (self._playerCode,
                 dateStart.year,
                 dateStart.month,
                 dateStart.day,
                 dateStart.hour,
                 dateStart.minute,

```

```

self._code,
nv_Jogo,
fs_jogo,
et_jogo,
tipo_AEEJ,
codigo_AEEJ,
valor_AEEJ_x,
valor_AEEJ_y,
valor_AEEJ_qtd,
seq_number,
dt.year,
dt.month,
dt.day,
dt.hour,
dt.minute,
filePath)
)

f.close()

def startCSV(self,fileName):
    if (not os.path.isfile("./logs/" + fileName + "_Table.csv")):
        print("criou")
        with open('./logs/' + fileName + '_Table.csv', 'a') as csvfile:
            field_names = ["Matricula", "Data_Inicio", "Hora_Inicio", "Cod_Jogo", "Nivel_Jogo",
"Fase_Jogo",
                        "Etapa_Jogo", "Tipo_AEEJ", "Cod_AEEJ", "AEEJ_1", "AEEJ_2", "AEEJ_3",
"N_Sequencial",
                        "Data_Termino", "Hora_Termino", "Arquivo_Imagem"]
            writer = csv.DictWriter(csvfile, fieldnames=field_names)
            writer.writerow({'Matricula': "Matricula",
                            "Data_Inicio": "Data_Inicio",
                            "Hora_Inicio": "Hora_Inicio",
                            "Cod_Jogo": "Cod_Jogo",
                            "Nivel_Jogo": "Nivel_Jogo",
                            "Fase_Jogo": "Fase_Jogo",
                            "Etapa_Jogo": "Etapa_Jogo",
                            "Tipo_AEEJ": "Tipo_AEEJ",
                            "Cod_AEEJ": "Cod_AEEJ",
                            "AEEJ_1": "AEEJ_1",
                            "AEEJ_2": "AEEJ_2",

```

```

"AEEJ_3": "AEEJ_3",
"N_Sequential": "N_Sequential",
>Data_Termino": "Data_Termino",
"Hora_Termino": "Hora_Termino",
"Arquivo_Imagem": "Arquivo_Imagem"
})

```

```

def exportCSV(self, fileName, dataSet):
    with open('./logs/' + fileName + '_Table.csv', 'a') as csvfile:
        field_names = ["Matricula", "Data_Inicio", "Hora_Inicio", "Cod_Jogo", "Nivel_Jogo",
"Fase_Jogo",
        "Etapa_Jogo", "Tipo_AEEJ", "Cod_AEEJ", "AEEJ_1", "AEEJ_2", "AEEJ_3",
"N_Sequential",
        "Data_Termino", "Hora_Termino", "Arquivo_Imagem"]
        writer = csv.DictWriter(csvfile, fieldnames=field_names)
        for item in dataSet:
            writer.writerow({'Matricula': item[0],
                "Data_Inicio": item[1],
                "Hora_Inicio": item[2],
                "Cod_Jogo": item[3],
                "Nivel_Jogo": item[4],
                "Fase_Jogo": item[5],
                "Etapa_Jogo": item[6],
                "Tipo_AEEJ": item[7],
                "Cod_AEEJ": item[8],
                "AEEJ_1": item[9],
                "AEEJ_2": item[10],
                "AEEJ_3": item[11],
                "N_Sequential": item[12],
                "Data_Termino": item[13],
                "Hora_Termino": item[14],
                "Arquivo_Imagem": item[15]
            })

```

ANEXO G – CÓDIGO DO JOGO ALIMENTAÇÃO SAUDÁVEL E ECONOMIA DOMÉSTICA COM AGENTES DE SOFTWARE EMBUTIDOS

```
#!/usr/bin/env python
```

```
#
```

```
#####
```

```
# MODELO DE UM JOGO PARA ALIMENTAÇÃO SAUDÁVEL E ECONOMIA DOMESTICA COM  
AGENTES EMBUTIDOS
```

```
#####
```

```
#
```

```
from datetime import datetime
```

```
import math
```

```
import objects
```

```
#
```

```
#####
```

```
### Importação da Biblioteca do Pygame - Biblioteca para elaborar jogos em Python
```

```
#####
```

```
#
```

```
#
```

```
import pygame
```

```
import random
```

```
#
```

```
#####
```

```
### Importação da Biblioteca com os Agentes
```

```
#####
```

```
#
```

```
import avalgame
```

```
import log
```

```
from pygame.locals import *
```

```
#
```

```
#####
```

```
### Importação da Biblioteca da Pygaze - Biblioteca de Interface com Eye-trackers
```

```
#####
```

```
#
```

```
from pygaze import libtime # Obter a latencia do usuario em relacao aos estímulos
```

```
from pygaze.eyetracker import EyeTracker
```

```

clock = pygame.time.Clock()
obstacles = []
cards_list = []
monster_list = []

pygame.mixer.init(44100, -16, 2, 2048)
go_sound = pygame.mixer.Sound("media/sounds/go_sound.wav")
cash_sound = pygame.mixer.Sound("media/sounds/cash_sound.wav")
card_sound = pygame.mixer.Sound("media/sounds/card_sound.wav")
card_sound.set_volume(1.0)
go_sound.set_volume(0.8)
cash_sound.set_volume(0.8)

gameRunning = True

def dist(x1, y1, x2, y2):
    result = math.sqrt(math.pow((x1 - x2), 2) + math.pow((y1 - y2), 2))
    result = math.floor(result)
    return result

class Background():
    def __init__(self, screen):
        self.screen = screen
        self.image = pygame.image.load('media/sprites/background.png')

class GameEnd(pygame.font.Font):
    def __init__(self, screen, display, bg_color=(0, 0, 0), font='media/fonts/arial.ttf', font_size=40):
        self.screen = screen.screen
        self.canvas = screen
        self.disp = display
        self.width = self.screen.get_rect().width
        self.height = self.screen.get_rect().height
        self.bg_color = (0, 0, 0)
        pygame.font.Font.__init__(self, 'media/fonts/arial.ttf', 40)
        self.avalgame = avalgame.Avalgame()

        self.textFont = pygame.font.Font(font, font_size)
        self.exitFont = pygame.font.Font(font, 20)

```

```

self.text = "Pontuacao: "
self.result = "Resultado: "

self.bestResult = "Sua Melhor Pontuacao: "

def defScore(self, score):
    self.text += str(score)
    self.textLabel = self.textFont.render(self.text, 1, (255, 255, 255))

def defBestScore(self, bscore):
    self.bestResult += str(bscore)
    self.bestLabel = self.textFont.render(self.bestResult, 1, (255,255,255))

def defResult(self, score):
    # print(score)
    if (score < 3):
        self.result += " ruim :("
    elif (score >= 3 and score <= 7):
        self.result += " bom :)"
    else:
        self.result += " otimo :D"

    self.resultLabel = self.textFont.render(self.result, 1, (255, 255, 255))

def run(self):
    running = True
    # pygame.display.update()
    self.screen.fill(self.bg_color)
    self.screen.blit(self.textLabel, (380, 250))
    self.screen.blit(self.resultLabel, (380, 300))
    exitLabel = self.exitFont.render("ESC para sair", 1, (255, 255, 255))
    self.screen.blit(exitLabel, (0, 650))
    # self.logTheData()
    while (running):
        clock.tick(60)
        self.screen.fill(self.bg_color)
        self.screen.blit(self.textLabel, (380, 250))
        self.screen.blit(self.resultLabel, (380, 300))
        self.screen.blit(self.bestLabel, (380,350))
        exitLabel = self.exitFont.render("ESC para sair", 1, (255, 255, 255))

```

```

self.screen.blit(exitLabel, (0, 650))
for event in pygame.event.get():
    if (event.type == pygame.QUIT or event.type == pygame.KEYDOWN):
        if (event.key == pygame.K_ESCAPE):
            running = False
self.disp.fill(self)
self.disp.show()

#
#####
### Classe Jogo Digital Economia Domestica e Alimentação Saudavel
#####
#

class Game():
    def __init__(self, screen, display, avalgame=None):
        self.avalgame = avalgame
        self.dataStore = log.GenerateInfo()
        self.disp = display
        self.canvas = screen
        self.screen = screen.screen
        self.width = self.screen.get_rect().width
        self.height = self.screen.get_rect().height
        self.image = pygame.image.load('media/sprites/background.png')
        self.bg_color = (255, 255, 255)
        self.player = objects.Player("image", 300, 500, 50, 50, 0)
        self.startTime = datetime.now()

    # def drawBar(self,value, posX, posY):
    #     # progress = value * 10
    #     color = (0,200,0)
    #     if (value == 100):
    #         self.avalgame.comp("C", 88)
    #     # else:
    #     #     color = (150,180,0)
    #     # elif (progress > 50):
    #     #     color = (165,165,0)
    #     # elif (progress > 30):
    #     #     color = (180,150,0)
    #     # else:

```

```

# # color = (200,0,0)
#
# pygame.draw.rect(self.screen, color, (posX, posY, value, 20))

def progressBars(self, player):
    progressCarbo = (player.carbohidrato / 4)
    progressVege = (player.vegetal / 3)
    progressProte = (player.proteina / 2)
    progressDoce = (player.doce / 1)

    color = (0, 200, 0)

    pygame.draw.rect(self.screen, color, (190, 610, progressCarbo * 10, 20))
    pygame.draw.rect(self.screen, (0, 0, 0), (290, 610, 2, 20))

    pygame.draw.rect(self.screen, color, (190, 640, progressVege * 10, 20))
    pygame.draw.rect(self.screen, (0, 0, 0), (290, 640, 2, 20))

    pygame.draw.rect(self.screen, color, (660, 610, progressProte * 10, 20))
    pygame.draw.rect(self.screen, (0, 0, 0), (760, 610, 2, 20))

    pygame.draw.rect(self.screen, color, (660, 640, progressDoce * 10, 20))
    pygame.draw.rect(self.screen, (0, 0, 0), (760, 640, 2, 20))

    # self.drawBar(progressCarbo, 190, 610)
    # self.drawBar(progressVege, 190, 640)
    # self.drawBar(progressProte, 660, 610)
    # self.drawBar(progressDoce, 660, 640)

def run(self):
    self.player.bestScore = self.player.loadLocalUser(self.avalgame._playerCode)
    self.avalgame.comp(tipo_AEEJ=1, codigo_AEEJ=1, imagem=True)
    dt = datetime.now()
    #
    ### Eye tracker configuração e calibração
    #
    eyetracker = EyeTracker(self.disp)
    eyetracker.calibrate()

```

```
self.disp.fill(self.canvas)
self.disp.show()
# self.disp.mousevis = True

eyetracker.start_recording()

etObject = objects.EyeTracker(0, 0, 20, 20)

fixationTime = libtime.get_time()
fixedPos = (0,0)

##END

main_music = pygame.mixer.music.load("media/sounds/megalovania.wav")
pygame.mixer.music.play()

pygame.mixer.music.set_volume(0.6)

bob = self.player

# List to hold all the sprites
all_sprite_list = pygame.sprite.Group()

# Make the walls. (x_pos, y_pos, width, height)
wall_list = pygame.sprite.Group()

# List of Foods
food_list = pygame.sprite.Group()

wall = objects.Wall("", 0, 40, 10, 560, 1)
wall_list.add(wall)
all_sprite_list.add(wall)
obstacles.append(wall)

wall = objects.Wall("", 10, 40, 980, 10, 1)
wall_list.add(wall)
all_sprite_list.add(wall)
obstacles.append(wall)
```

```
wall = objects.Wall("", 990, 40, 10, 560, 1)
wall_list.add(wall)
all_sprite_list.add(wall)
obstacles.append(wall)

wall = objects.Wall("", 10, 590, 980, 10, 1)
wall_list.add(wall)
all_sprite_list.add(wall)
obstacles.append(wall)

## Gondulas
wall = objects.Wall("", 100, 200, 226, 40, 8)
wall_list.add(wall)
all_sprite_list.add(wall)
obstacles.append(wall)

wall = objects.Wall("", 100, 400, 226, 40, 8)
wall_list.add(wall)
all_sprite_list.add(wall)
obstacles.append(wall)

wall = objects.Wall("", 620, 200, 226, 40, 8)
wall_list.add(wall)
all_sprite_list.add(wall)
obstacles.append(wall)

wall = objects.Wall("", 620, 400, 226, 40, 8)
wall_list.add(wall)
all_sprite_list.add(wall)
obstacles.append(wall)

wall = objects.Wall("", 450, 220, 40, 226, 9)
wall_list.add(wall)
all_sprite_list.add(wall)
obstacles.append(wall)

## ATM
atm_list = pygame.sprite.Group()
atm = objects.ATM("", 940, 45, 13, 35, 1)
atm_list.add(atm)
```

```

all_sprite_list.add(atm)

## Monsters
monster_list = pygame.sprite.Group()

fFood = objects.FastFood("", 850, 400, 30, 30, 3)
monster_list.add(fFood)
all_sprite_list.add(fFood)

fFood2 = objects.FastFood("", 500, 130, 30, 30, 3)
monster_list.add(fFood2)
all_sprite_list.add(fFood2)

fFood = objects.FastFood("", 270, 100, 30, 30, 3)
monster_list.add(fFood)
all_sprite_list.add(fFood)

fFood = objects.FastFood("", 220, 450, 30, 30, 3)
monster_list.add(fFood)
all_sprite_list.add(fFood)

fFood = objects.FastFood("", 450, 470, 30, 30, 4)
monster_list.add(fFood)
all_sprite_list.add(fFood)

##
bob.walls = wall_list
all_sprite_list.add(bob)

bob.updateValues()

# pygame.draw.rect(self.screen, (255,0,0) ,((bob.position),(bob.collisonWidth,
bob.collisonHeight)),0)

for wall in obstacles:
    pygame.draw.rect(self.screen, (0, 0, 0), wall.rect, 0)

time_decrement = pygame.USEREVENT + 1
T1 = 1000 # second
pygame.time.set_timer(time_decrement, T1)

```

```
card_generator = pygame.USEREVENT + 2
T2 = 4000 # 4 second
pygame.time.set_timer(card_generator, T2)

monster_move = pygame.USEREVENT + 3
T3 = 100 # 0,1 second
pygame.time.set_timer(monster_move, T3)

food_time = pygame.USEREVENT + 4
T4 = 8000 # 8 seconds
pygame.time.set_timer(food_time, T4)

eyeTracker_time = pygame.USEREVENT + 5
T5 = 1000 # 1 seconds
pygame.time.set_timer(eyeTracker_time, T5)

logRecord_time = pygame.USEREVENT + 6
T6 = 1000 # 1 seconds
pygame.time.set_timer(logRecord_time, T6)

# gravar tempo que começa uma fixacao
logRecord_fixation = pygame.USEREVENT + 7
T7 = 1000 # 2seconds
pygame.time.set_timer(logRecord_fixation, T7)

cards_hit_list = pygame.sprite.spritecollide(bob, cards_list, False)

bground = Background(self.screen)

cont_blinks = 0
gameRunning = True
staring = False
position = 0

blinkCount = 0
lastBlinkPos = (0, 0)

lastFixationPos = [0, 0]

x = random.randint(50, 800)
```

```

y = random.randint(50, 400)
cash = objects.Cash("", x, y, 20, 20, 2)
cards_list.append(cash)
pygame.draw.rect(self.screen, (0, 255, 0), cash.rect, 0)
all_sprite_list.add(cash)

# comeco do game
while (gameRunning):

    self.canvas.clear()
    self.screen.fill((255, 255, 255))
    self.screen.blit(self.image, (0, 40))
    clock.tick(60)

    cards_hit_list = pygame.sprite.spritecollide(bob, cards_list, False)
    monster_hit_list = pygame.sprite.spritecollide(bob, monster_list, False)
    atm_hit_list = pygame.sprite.spritecollide(bob, atm_list, False)
    food_hit_list = pygame.sprite.spritecollide(bob, food_list, False)

    etSawList = pygame.sprite.spritecollide(etObject, food_list, False)

    if (len(etSawList) == 0):
        staring = False

    for atm in atm_hit_list:
        if (bob.direction == "up"):
            bob.rect.top = atm.rect.bottom
        elif (bob.direction == "right"):
            bob.rect.right = atm.rect.left
        elif (bob.direction == "left"):
            bob.rect.left = atm.rect.right

    for monster in monster_hit_list:
        pygame.mixer.music.fadeout(1000)
        pygame.mixer.Sound.play(go_sound)
        pygame.time.delay(3500)

    gameRunning = False

    for card in cards_hit_list:

```

```

bob.c_card += 1
pygame.mixer.Sound.play(card_sound)
cards_list.remove(card)
all_sprite_list.remove(card)
# self.avalgame.storeCreditCollection(self.startTime)

for food in food_hit_list:
    if (event.type == pygame.KEYDOWN and event.key == pygame.K_RETURN and bob.cash
    >= food.value):
        bob.buyFood(food)
        food_list.empty()
        self.player.total_produtos += 1
        if (bob.score >= 10):
            gameRunning = False

##### FRAME EVENTS
## Time Decrementer
for event in pygame.event.get():
    if event.type == time_decrement:
        bob.time -= 1

if event.type == eyeTracker_time:
    # verificar se houve fixacao
    # time = libtime.get_time()
    # lastFixationPos[0], lastFixationPos[1] = eyetracker.sample()
    # self.dataStore.get_quadrant((lastFixationPos[0], lastFixationPos[1]))
    # self.dataStore.start_fixation((lastFixationPos[0], lastFixationPos[1]))
    # self.dataStore.fixationPositions.append((lastFixationPos[0], lastFixationPos[1]))
    if (eyetracker.sample() != fixedPos):
        timeNow = libtime.get_time()
        totalTime = int((timeNow - fixationTime) / 1000)
        positionNow = fixedPos
        fixationTime = timeNow
        fixedPos = eyetracker.sample()

#
#####
### Chama o agente para gravação do arquivo de log dos movimentos dos olhos fixações
#####
#
        self.avalgame.comp(tipo_AEEJ="T",codigo_AEEJ=951, valor_AEEJ=positionNow[0],
        valor_AEEJ_2=positionNow[1],valor_AEEJ_3=totalTime,imagem=False)

```

```

# print ((positionNow[0], positionNow[1], totalTime))

if event.type == logRecord_time:
    etObject.setPosition(eyetracker.sample())
    for food in etSawList:
        self.dataStore.start_staring(food.food_type)

if event.type == MOUSEBUTTONDOWN:
    tracker_pos = eyetracker.sample()
    if tracker_pos != lastBlinkPos:
#
#####
### Chama o agente para gravação do arquivo de log das piscadelas
#####
#
        self.avalgame.comp(tipo_AEEJ="T",codigo_AEEJ=952, valor_AEEJ=lastBlinkPos[0],
valor_AEEJ_2=lastBlinkPos[1],valor_AEEJ_3=blinkCount,imagem=False)
        # self.dataStore.blinkPositionsAndCount.append((lastBlinkPos[0], lastBlinkPos[1],
blinkCount))
        lastBlinkPos = tracker_pos
        blinkCount = 1
    else:
        blinkCount += 1

if (event.type == food_time):
    food_list.empty()
    newFood1 = objects.Food(5, "vegetal")
    food_list.add(newFood1)

    newFood2 = objects.Food(5, "carboidrato")
    food_list.add(newFood2)

    newFood3 = objects.Food(5, "doce")
    food_list.add(newFood3)

    newFood4 = objects.Food(5, "proteina")
    food_list.add(newFood4)

## Credit Card Generator
if (event.type == card_generator and len(cards_list) < 2):
    cashGenerator = random.randint(0, 100)

```

```

if (cashGenerator <= 25):
    x = random.randint(50, 800)
    y = random.randint(50, 400)
    cash = objects.Cash("", x, y, 20, 20, 2)
    cards_list.append(cash)
    pygame.draw.rect(self.screen, (0, 255, 0), cash.rect, 0)
    all_sprite_list.add(cash)

## Monster Movement
if (event.type == monster_move):
    for monster in monster_list:
        monsterCollision = pygame.sprite.spritecollide(monster, wall_list, False)
        if (monster.movingPositive):
            if (len(monsterCollision) == 0):
                if monster.obj_type == 4:
                    monster.rect.left -= 15
                else:
                    monster.rect.top -= 15
            else:
                if monster.obj_type == 4:
                    monster.rect.right += 15
                    monster.movingPositive = False
                else:
                    monster.rect.bottom += 15
                    monster.movingPositive = False
        else:
            if (len(monsterCollision) == 0):
                if monster.obj_type == 4:
                    monster.rect.right += 15
                else:
                    monster.rect.bottom += 15
            else:
                if monster.obj_type == 4:
                    monster.rect.left -= 15
                    monster.movingPositive = True
                else:
                    monster.rect.top -= 15
                    monster.movingPositive = True

## Player Input

```

```

if (event.type == pygame.KEYDOWN):
    pygame.event.set_blocked(pygame.KEYDOWN)
if (event.key == pygame.K_ESCAPE):
    gameRunning = False
elif (event.key == pygame.K_UP):
    bob.acceleration = 5
    bob.direction = "up"

elif (event.key == pygame.K_DOWN):
    bob.acceleration = 5
    bob.direction = "down"

elif (event.key == pygame.K_LEFT):
    bob.acceleration = 5
    bob.direction = "left"

elif (event.key == pygame.K_RIGHT):
    bob.acceleration = 5
    bob.direction = "right"

elif (event.key == pygame.K_RETURN):
    if (dist(bob.rect.x, bob.rect.y, atm.rect.x, atm.rect.y) <= 65 and bob.c_card >= 1):
        pygame.mixer.Sound.play(cash_sound)
        bob.c_card -= 1
        bob.cash += 15
        self.player.cashTotal += 15

if (event.type == pygame.KEYUP):
    bob.acceleration = 0
    pygame.event.set_allowed(pygame.KEYDOWN)

bob.updateValues()

if (bob.direction == "up"):
    bob.moveUp()
elif (bob.direction == "down"):
    bob.moveDown()
elif (bob.direction == "left"):
    bob.moveLeft()
elif (bob.direction == "right"):

```

```

    bob.moveRight()

if bob.time <= 0:
    gameRunning = False

all_sprite_list.update()
all_sprite_list.draw(self.screen)
food_list.draw(self.screen)

self.screen.blit(bob.timeLabel, (450, 0))

# Player Interface Draw
cash_x = 0
cash_y = 20

self.screen.blit(bob.cashLabel, (cash_x, cash_y))

cCard_x = 0
cCard_y = 0

self.screen.blit(bob.c_cardLabel, (cCard_x, cCard_y))

self.screen.blit(bob.scoreLabel, (1000 - bob.scoreLabel.get_rect().width - 50, 0))

##BARS

self.screen.blit(bob.carboLabel, (55, 610))
self.screen.blit(bob.vegLabel, (30, 640))
self.screen.blit(bob.protLabel, (565, 610))
self.screen.blit(bob.doceLabel, (500, 640))

self.progressBars(bob)

##Display
# pygame.display.flip()
self.disp.fill(self.canvas)
self.disp.show()

self.avalgame.comp(tipo_AEEJ="T", codigo_AEEJ=952, valor_AEEJ=lastBlinkPos[0],
valor_AEEJ_2=lastBlinkPos[1], valor_AEEJ_3=blinkCount, imagem=False)

```

```

pygame.event.set_allowed(pygame.KEYDOWN)
pygame.mixer.music.fadeout(1000)
pygame.mixer.music.load("media/sounds/crimson.wav")
pygame.mixer.music.play()

pyramidCompletion = 0.0
if (self.player.doce == 10):
    pyramidCompletion += 2.5
if (self.player.proteina == 20):
    pyramidCompletion += 2.5
if (self.player.vegetal == 30):
    pyramidCompletion += 2.5
if (self.player.carbohidrato == 40):
    pyramidCompletion += 2.5

self.avalgame.storePyramidCompletion(self.startTime, valor_AEEJ=pyramidCompletion)

foodTotal = 0
if (0 < self.player.total_produtos <= 5):
    foodTotal = 1
elif (5 < self.player.total_produtos <= 10):
    foodTotal = 2
elif (self.player.total_produtos > 10):
    foodTotal = 3
self.avalgame.storeFoodQuantity(self.startTime, valor_AEEJ=foodTotal)

if self.player.cashTotal == 0:
    averageScore = 0
else:
    averageScore = float(float(self.player.total_produtos) / float(self.player.cashTotal)) * 100

self.avalgame.storeAverageScore(self.startTime, valor_AEEJ=averageScore)

# self.dataStore.start_blinkingTest(lastBlinkPos, blinkCount)
# self.dataStore.log_gen.recordBlinkLog(self.dataStore.blink_log, 'blink-', 4,
self.avalgame._playerCode)
# self.dataStore.log_gen.recordLog(self.dataStore.blink_log2, 'blink2-', 4,
self.avalgame._playerCode)
# self.dataStore.log_gen.recordLog(self.dataStore.staring_log, 'products-', 3,
self.avalgame._playerCode)

```

```
# self.dataStore.log_gen.recordLog(self.dataStore.quadrant_log, 'quadrants', 2,
self.avalgame._playerCode)

# self.dataStore.log_gen.recordLog(self.dataStore.position_log, 'fixation-', 1,
self.avalgame._playerCode)

# self.avalgame.recordBestScore(self.player.time, self.player.score)

self.dataStore.log_gen.recordFinalBlinkLog(self.avalgame,
self.dataStore.blinkPositionsAndCount)
self.avalgame.startCSV('Blink')
self.avalgame.exportCSV('Blink', self.avalgame.csvBlinkLines)
self.avalgame.csvBlinkLines = []

self.dataStore.log_gen.recordFinalFixationLog(self.avalgame, self.dataStore.fixationPositions)
self.avalgame.startCSV('Fixation')
self.avalgame.exportCSV('Fixation', self.avalgame.csvFixationLines)
self.avalgame.csvFixationLines = []

ge = GameEnd(self.canvas, self.disp)
if(bob.score > bob.bestScore):
    bob.saveLocalUser(self.avalgame._playerCode, bob.score)

ge.defScore(bob.score)
ge.defResult(bob.score)
ge.defBestScore(bob.bestScore)
ge.run()
# pygame.display.update()
```

ANEXO H – CÓDIGO FONTE DO MÓDULO QUE INCLUI O NÚMERO DA EXPRESSÃO FACIAL NO REGISTRO COM DADOS DA IMAGEM CAPTURADA

```

#!/usr/bin/python
# -*- coding: utf-8 -*-
import argparse
import sys
#
### MÓDULO DE TRATAMENTO DE DADOS - INCLUSÃO DO CODIGO DA EXPRESSÃO FACIAL
## ENCONTRADA PELA REDE NEURAL DEEP LEARNING NO REGISTRO DE LOG DA IMAGEM
#
def atualizaLog(log, imageLog):

    logLines = []
    imageLogLines = imageLog.readlines()

    for log in log.readlines():
        log = log.strip().split(';')
        logLines.append(log)

    for line in imageLogLines:
        line = line.strip().split(';')
        if len(line) == 2:
            fileName = line[0]
            valorAEEJ = line[1]

            for log in logLines:
                if len(log) == 15:
                    if log[14] == fileName:
                        log[9] = valorAEEJ
                        break

    for i in range(0, len(logLines)):
        logLines[i] = ';'.join(logLines[i])

    return '\n'.join(logLines) + '\n'

if __name__ == '__main__':

```

```
parser = argparse.ArgumentParser()
parser.add_argument('--log','-l', type=argparse.FileType('r'), help='Arquivo de log gerado pela
biblioteca avalgame', required=True)
parser.add_argument('--imageLog','-i', type=argparse.FileType('r'), help='Arquivo de log gerado pela
pela rede neural', required=True)
parser.add_argument('--output','-o', type=argparse.FileType('w'), default=sys.stdout, help='Arquivo
de log atualizado')
args = parser.parse_args()

newLog = atualizaLog(args.log, args.imageLog)

args.output.write(newLog)
```

ANEXO I – CÓDIGO FONTE DA CHAMADA DO CLASSIFICADOR PARA CALCULAR O PERFIL DO ALUNO-JOGADOR DURANTE O SEU CADASTRAMENTO

```

from sklearn import tree
import pandas as pd
.....
def gerar_perfil(request):
    sexo = request.GET.get('sexo', None)
    data_nascimento = request.GET.get('data_nascimento', None)
    data_desde_quando_joga = request.GET.get('data_desde_quando_joga', None)
    coeficiente_de_rendimento = request.GET.get('coeficiente_de_rendimento', None)
    tipo_jogo_preferido = request.GET.get('tipo_jogo_preferido', None)
    idade = calcula_idade(data_nascimento)
    ano_desde_quando_joga = datetime.strptime(data_desde_quando_joga, '%Y-%m-%d').date().year
    coeficiente_de_rendimento = int(coeficiente_de_rendimento)
    retorno = classifica(sexo, idade, ano_desde_quando_joga, coeficiente_de_rendimento,
    tipo_jogo_preferido)
    data = {
        'retorno' : retorno,
    }
def classifica(sexo,idade,data_desde_quando_joga,coeficiente_de_rendimento,tipo_jogo_preferido):
    alun = pd.read_csv('app/views/teste19.csv',delimiter=',')
    alun = handle_non_numerical_data(alun)
    alun.data = alun.values[:,0:5]
    alun.target = alun.values[:,5]
    clf = tree.DecisionTreeClassifier()
    clf = clf.fit(alun.data,alun.target)
    vet = []
    if(sexo is 'M'):
        vet.append(0)
    else:
        vet.append(1)
    vet.append(idade)
    vet.append(data_desde_quando_joga)
    vet.append(coeficiente_de_rendimento)
    vet.append(tipo_jogo_preferido)
    resultado = clf.predict([vet])
    return int(resultado[0])

```

ANEXO J – CÓDIGO FONTE PARA CRIAÇÃO DO CLASSIFICADOR

```
#####
#-----CRIAR MODELO DE CLASSIFICACAO-----
#####
def geraArvore():
#busca o diretorio base do framework avalframe.
    BASE_DIR = os.path.abspath(os.path.dirname(__name__))
#monta o endereco onde esta o modelo salvo da arvore
    caminhoArv = os.path.join(BASE_DIR,"DataMining/Tree.pkl")
#monta o endereco onde esta a base de dados.
    caminhoCsv = os.path.join(BASE_DIR,"DataMining/teste19.csv")
#carrega a base de dados para o Pandas.
    alun = pd.read_csv(caminhoCsv,delimiter=',')
#Uso as 5 primeiras colunas das 6 da base de dados para serem entradas para criar o modelo.
    alun.data = alun.values[:,0:5]
#Uso ultima coluna para ser resultado da classificaçao.
    alun.target = alun.values[:,5]
#determino que usarei o algoritmo de arvore de decisao.
    clf = tree.DecisionTreeClassifier()
#gero o modelo indicando as dados de entradas e em seguida os dados de saida
    clf = clf.fit(alun.data,alun.target)
#salva o modelo salvo na variavel clf no caminho indicado(path).
    joblib.dump(clf, caminhoArv)
```

ANEXO K – MOTIVOS DA ESCOLHA DA LINGUAGEM PYTHON PARA DESENVOLVIMENTO DO *FRAMEWORK*

- **simplicidade** - é uma linguagem fácil de se codificar e fácil de se entender;
- **implica em boas práticas de programação** - força ou induz o programador a adotar boas práticas de programação tal como a indentação que torna o seu código mais legível;
- **disponibilidade de código pronto gratuito** - existem diversas bibliotecas para uso em programas em Python, que simplificam a programação, abreviam o tempo de desenvolvimento e principalmente evitam que o programador tenha que “inventar a roda”. Dentre as bibliotecas encontram-se funcionalidades para mineração de dados baseadas em máquinas de aprendizagem e funcionalidades para implementação de agentes de *software*;
- **disponibilidade de ambientes integrados para desenvolvimento** - estão disponíveis na *web* diversos ambientes gratuitos para desenvolvimento projetos em Python que também facilitam essa atividade;
- **disponibilidade de documentação** - existe uma grande quantidade livros publicados e inúmeros artigos e apostilas gratuitas para *download* disponível na *web*, sem falar claro na documentação oficial (www.python.org);
- **suporte de grande comunidade de usuários** - Python tem suporte de uma grande comunidade usuários que compartilham experiências através de documentos na *web* e vídeos no Youtube, e auxiliam na solução de problemas através de diversos fóruns de discussão; e,
- **disseminação no mercado** - muitos programas populares e amplamente utilizados no mercado foram desenvolvidos em Python e muitas empresas de sucesso utilizam Python em seus projetos, dentre elas pode-se citar: Google, Youtube, Nasa, Disney (<https://wiki.python.org/moin/OrganizationsUsingPython>) e, no Brasil, as organizações Globo e a Embratel (<https://wiki.python.org.br/EmpresasPython>).

ANEXO H – MODELO DO ARQUIVO DE LOG COM DADOS COLETADOS COM O EYE-TRACKER

Figura 78 - Modelo do arquivo de log

Blink_LOG.txt	
1	20101 2017-10-23 23:18 123456 1 1 1 '1' 932 0 0 0 1 2017-10-23 23:18
2	20101 2017-10-23 23:18 123456 1 1 1 '1' 932 13 51 11 2 2017-10-23 23:18
3	20101 2017-10-23 23:21 123456 1 1 1 '1' 932 0 0 0 1 2017-10-23 23:21
4	20101 2017-10-23 23:21 123456 1 1 1 '1' 932 968 69 1 2 2017-10-23 23:21
5	20101 2017-10-23 23:21 123456 1 1 1 '1' 932 18 55 5 3 2017-10-23 23:21
6	20101 2017-10-23 23:21 123456 1 1 1 '1' 932 21 577 6 4 2017-10-23 23:21
7	201302 2017-10-24 12:28 123456 1 1 1 '1' 932 0 0 0 1 2017-10-24 12:28
8	201302 2017-10-24 12:28 123456 1 1 1 '1' 932 702 206 11 2 2017-10-24 12:28
9	201302 2017-10-24 12:28 123456 1 1 1 '1' 932 578 191 2 3 2017-10-24 12:28
10	201302 2017-10-24 12:28 123456 1 1 1 '1' 932 797 233 7 4 2017-10-24 12:28
11	201302 2017-10-24 12:28 123456 1 1 1 '1' 932 429 451 2 5 2017-10-24 12:28
12	201302 2017-10-24 12:28 123456 1 1 1 '1' 932 220 200 2 6 2017-10-24 12:28
13	201302 2017-10-24 12:28 123456 1 1 1 '1' 932 220 767 1 7 2017-10-24 12:28
14	201302 2017-10-24 12:28 123456 1 1 1 '1' 932 218 200 1 8 2017-10-24 12:28
15	201302 2017-10-24 12:28 123456 1 1 1 '1' 932 218 201 2 9 2017-10-24 12:28
16	2321412 2017-10-24 13:16 123456 1 1 1 '1' 932 0 0 0 1 2017-10-24 13:16
17	2321412 2017-10-24 13:16 123456 1 1 1 '1' 932 761 294 2 2 2017-10-24 13:16
18	2321412 2017-10-24 13:16 123456 1 1 1 '1' 932 570 265 3 3 2017-10-24 13:16
19	12312312 2017-10-24 13:28 123456 1 1 1 '1' 932 0 0 0 1 2017-10-24 13:28
20	12312312 2017-10-24 13:28 123456 1 1 1 '1' 932 714 257 10 2 2017-10-24 13:28
21	12312312 2017-10-24 13:28 123456 1 1 1 '1' 932 714 767 1 3 2017-10-24 13:28
22	12312312 2017-10-24 13:28 123456 1 1 1 '1' 932 714 257 1 4 2017-10-24 13:28
23	12312312 2017-10-24 13:28 123456 1 1 1 '1' 932 714 767 1 5 2017-10-24 13:28
24	12312312 2017-10-24 13:28 123456 1 1 1 '1' 932 714 257 1 6 2017-10-24 13:28
25	12312312 2017-10-24 13:28 123456 1 1 1 '1' 932 714 767 1 7 2017-10-24 13:28
26	12312312 2017-10-24 13:28 123456 1 1 1 '1' 932 714 257 1 8 2017-10-24 13:28
27	12312312 2017-10-24 13:28 123456 1 1 1 '1' 932 714 767 1 9 2017-10-24 13:28
28	12312312 2017-10-24 13:28 123456 1 1 1 '1' 932 714 257 1 10 2017-10-24 13:28
29	12312312 2017-10-24 13:28 123456 1 1 1 '1' 932 714 767 1 11 2017-10-24 13:28
30	12312312 2017-10-24 13:28 123456 1 1 1 '1' 932 714 257 1 12 2017-10-24 13:28
31	123123 2017-10-24 13:31 123456 1 1 1 '1' 932 0 0 0 1 2017-10-24 13:31
32	123123 2017-10-24 13:31 123456 1 1 1 '1' 932 782 341 2 2 2017-10-24 13:31
33	123123 2017-10-24 13:31 123456 1 1 1 '1' 932 760 754 1 3 2017-10-24 13:31
34	123123 2017-10-24 13:31 123456 1 1 1 '1' 932 719 241 1 4 2017-10-24 13:31
35	312323 2017-10-24 15:01 123456 1 1 1 '1' 932 0 0 0 1 2017-10-24 15:01
36	312323 2017-10-24 15:01 123456 1 1 1 '1' 932 656 315 6 2 2017-10-24 15:01
37	312323 2017-10-24 15:01 123456 1 1 1 '1' 932 656 767 1 3 2017-10-24 15:01
38	312323 2017-10-24 15:01 123456 1 1 1 '1' 932 656 315 1 4 2017-10-24 15:01