



UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO NORTE
CENTRO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA
ELÉTRICA E DE COMPUTAÇÃO



Classificação dos Estilos de Aprendizagem Baseado em Sistemas Inteligentes: Um Estudo de Caso na Educação Mediada por Tecnologia

Roberto Douglas da Costa

Orientador: Prof. Dr. Ricardo Alexsandro de Medeiros Valentim

Tese de Doutorado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e de Computação da UFRN (área de concentração: Engenharia de Computação) como parte dos requisitos para obtenção do título de Doutor em Ciências.

Número de ordem PPgEEC: D269
Natal, RN, Fevereiro de 2020

Universidade Federal do Rio Grande do Norte - UFRN
Sistema de Bibliotecas - SISBI

Catálogo da publicação na fonte. UFRN - Biblioteca Central Zila Mamede

Costa, Roberto Douglas da.

Classificação dos estilos de aprendizagem baseado em sistemas inteligentes: um estudo de caso na educação mediada por tecnologia / Roberto Douglas da Costa - 2020.

67 f.: il.

Tese (doutorado) - Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Centro de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e de Computação, Natal, RN, 2020.

Orientador: Ricardo Alexsandro de Medeiros Valentim

1. Estilos de aprendizagem - Tese. 2. Sistemas inteligentes - Tese. 3. Educação mediada por tecnologia – Tese. I. Valentim, Ricardo Alexsandro de Medeiros. II. Título.

RN/UF/BCZM

CDU 004.021

Elaborado por Ana Cristina Cavalcanti Tinoco - CRB-15/262

*À minha esposa, Ana Cristina
Teonácio Bezerra da Costa, pessoa
muito especial em minha vida,
pelo enorme apoio e incentivo. Às
minhas filhas, Rebecca, Letícia,
Isabella e Manuella, que serviram
de incentivo para vencer novos
desafios.*

Agradecimentos

Ao único Deus, Salvador nosso, por Jesus Cristo, nosso Senhor, que proveu milagrosamente esta oportunidade e permitiu a conclusão desta obra. Seja a Ele a glória, a majestade, o domínio e o poder, antes de todos os séculos, agora, e para todo o sempre.

A minha Esposa, Ana Cristina que de forma direta e indireta esteve sempre me apoiando nos momentos mais difíceis desse trabalho, a ela meu eterno amor.

Ao meu Pastor, Professor Dr. Edson Moreira da Silva Neto, pelas palavras inspiradas por Deus e transmitidas a mim, que serviram de incentivo a concluir essa tarefa.

Ao meu orientador professor Ricardo Alexandro de Medeiros Valentim, pela paciência, compreensão e ensinamentos durante todo o processo de desenvolvimento deste trabalho.

A minha amiga professora Dra. Aline de Pinho Dias pela sua disponibilidade nas orientações e correções da tese, meu muito obrigado.

Às instituições SEDIS/UFRN e EAD/IFRN nas pessoas do Diretor do Campos o Prof. Alexandro Paulino de Oliveira (em memória) e Kelson da Costa Medeiros, que confiaram e disponibilizaram os dados da instituição para que fossem acessados e estudados, tornando assim viável o desenvolvimento deste trabalho.

Ao meu amigo e companheiro de trabalho, professor Gustavo Fontoura de Souza, que me auxiliou de forma direta e indireta durante o período de realização desta atividade.

Ao meus amigos e bolsistas do LAIS, Thales Barros de Castro e Giovani ngelo Silva da Nobrega pela ajuda na implementação dos algoritmos fruto deste trabalho acadêmico. Bem como aos colegas da SEDIS/UFRN: Arthur, Saulo, Eduardo, Rodrigo, Beto e Elionai que nos auxiliou na viabilização dos dados da base de dados, no desenvolvimento das atividades na plataforma e na criação de materiais interativos usados nesse trabalho.

Por fim, aos membros da banca pelo convite aceito.

Obrigado a todos.

Resumo

Os cursos de Educação à Distância (EaD), cada vez mais comuns graças ao avanço da internet e dos Ambientes Virtuais de Aprendizagem (AVA) que servem como ferramentas de interação entre o aluno e o educador, tornaram-se um grande nicho de pesquisas em todo o mundo devido a sua característica de permitir que um determinado conteúdo seja ensinado a diversas pessoas em locais diferentes e momentos distintos. A maior parte dos cursos mediados por tecnologias em ambientes online apresentam conteúdos em sequência pedagógica estática, ou seja, sempre os mesmos recursos aplicados na mesma ordem para todos os usuários, pensando nisso, novas metodologias foram desenvolvidas para melhorar o ensino e a aprendizagem em EaD, como exemplo os métodos de inteligência artificial que buscam encontrar relações entre o progresso pedagógico e os recursos tecnológicos educacionais disponíveis nos AVAs. E essas novas metodologias se torna mais real se for aplicada na modalidade de ensino EaD, com o uso de um AVA, pois permitirá que o mesmo curso possa ser personalizado para cada usuário. Um parâmetro interessante que poderia nortear essa personalização é o Estilo de Aprendizagem do Aluno, que identifica características de como os alunos aprendem. Nesse contexto, essa tese procurou associar a teoria dos Estilos de Aprendizagem, que identifica as preferências de aprendizado de cada aluno, ao comportamento observado dos estudantes da Educação a Distância através das suas interações com o AVA, utilizando técnicas de inteligência artificial. Neste trabalho buscou-se analisar a relação entre os estilos de aprendizagem de um conjunto de alunos e seus comportamentos registrados pelo AVA, objetivando responder aos seguintes questionamentos: É possível, de forma automática, identificar o EA dos alunos a partir de suas interações com o Ambiente Virtual de Aprendizagem (AVA)? Que técnicas podem ser desenvolvidas para identificar o EA dos alunos dos cursos realizados na modalidade EaD mediados por tecnologias, de modo a melhorar um caminho acadêmico melhor para a aprendizagem dos alunos? Para responder a essas perguntas, usamos alguns algoritmos de inteligência artificial para identificar a relação dos EA dos alunos com seus comportamentos no AVA. Os resultados mostram que não há relação entre os Estilos de Aprendizagem e as variáveis de comportamento. Essa dificuldade pode ser explicada por falhas no instrumento que identifica os Estilos de Aprendizagem ou nas variáveis que são utilizadas para caracterizar o comportamento evidenciando uma ausência de correlação entre essas teorias.

Palavras-chave: Educação a Distância, Ambiente Virtual de Aprendizagem, Estilos de Aprendizagem, Padrões de Comportamento, Análise de Correlação.

Abstract

Distance education (DL) courses, increasingly common thanks to the advancement of the internet and the Virtual Learning Environments (VLE) that serve as interaction tools between student and educator, have become a major research niche in worldwide because of its ability to allow certain content to be taught to different people in different places and at different times. Most courses mediated by technologies in online environments present content in static pedagogical sequence, that is, always the same resources applied in the same order for all users, thinking about this, new methodologies were developed to improve the teaching and learning in distance learning. , such as artificial intelligence methods that seek to find relationships between pedagogical progress and educational technological resources available in VLEs. And these new methodologies become more real if applied in the distance learning modality, with the use of a VLE, as it will allow the same course to be customized for each user. An interesting parameter that could guide this personalization is the Student Learning Style, which identifies characteristics of how students learn. In this context, this thesis sought to associate the learning styles theory, which identifies the learning preferences of each student, with the observed behavior of distance education students through their interactions with VLE, using artificial intelligence techniques. This study aimed to analyze the relationship between the learning styles of a set of students and their behaviors registered by the VLE, aiming to answer the following questions: It is possible, automatically, to identify the students' LS from their interactions with the student. Virtual Learning Environment (VLE)? What techniques can be developed to identify the students' AE in courses taken in distance learning mediated by technologies, in order to improve a better academic path for student learning? To answer these questions, we use some artificial intelligence algorithms to identify the relationship of students' AEs with their AVA behaviors. The results show that there is no relationship between Learning Styles and behavior variables. This difficulty can be explained by flaws in the instrument that identifies Learning Styles or in the variables that are used to characterize behavior, showing a lack of correlation between these theories.

Keywords: Distance learning, Virtual Learning Environments, Learning Style, Behavior Patterns, Correlation Analysis.

Sumário

Sumário	i
Lista de Figuras	iii
Lista de Tabelas	v
Lista de Símbolos e Abreviaturas	vii
1 Introdução	1
1.1 Justificativa	1
1.2 Questões de Pesquisa	3
1.3 Objetivos	4
1.3.1 Geral	4
1.3.2 Específicos	4
1.4 Organização e estrutura da tese	4
2 Teoria	7
2.1 Educação a Distância	7
2.1.1 Ambiente virtual de aprendizagem	8
2.2 Estilos de Aprendizagem	9
2.2.1 Resgate Histórico da Teoria dos Estilos de Aprendizagem	10
2.3 Aprendizagem Adaptativa	15
2.4 Mineração de Dados Educacionais	16
2.5 Agentes Inteligentes	16
2.6 Machine Learning	17
2.7 Learning Analytics	20
3 Trabalhos relacionados	23
3.1 Trabalhos Avaliados	23
4 Metodologia	29
4.1 Método Científico	29
4.1.1 Método de abordagem Hipotético-dedutivo	29
4.2 Fases do Processo de Pesquisa	31
4.2.1 Revisão Literária	32
4.2.2 Aplicação do Questionário CHAEA 32	33
4.2.3 Identificação dos Estilos de Aprendizagem	36

4.2.4	Identificação dos Comportamentos	42
4.2.5	Aplicação dos Métodos	43
5	Análise dos Resultados	51
5.1	Análise de dados dos alunos da Instituição 1	51
5.2	Análise de dados dos alunos da Instituição 2	52
5.3	Resultados da Rede Neural	54
5.4	Coefficiente de Correlação Linear de Pearson	55
6	Considerações Finais	57
6.1	Conclusões	57
6.2	Trabalhos Futuros	58
6.3	Produção Científica	58
	Referências bibliográficas	61

Lista de Figuras

2.1	Modelo de Aprendizagem de Kolb.	11
2.2	Hierarquia das técnicas de aprendizado de máquina.	18
2.3	Estrutura de um algoritmo supervisionado.	19
2.4	Comportamento do algoritmo de aprendizagem supervisionada.	20
4.1	Fluxograma do método Hipotético-dedutivo	30
4.2	Fases do processo de pesquisa.	32
4.3	Questionário Sócio Acadêmico.	35
4.4	Histograma das idades em função do sexo dos respondentes.	36
4.5	Distribuição dos Estilos de aprendizagem dos 598 alunos.	41
4.6	Exemplo do código SQL – Número de postagem no fórum por disciplina.	42
4.7	Neurônio Artificial e Perceptron Multicamadas.	44
4.8	Correlação entre as variáveis de comportamento e os EA.	46
4.9	Diagrama de uma rede Neural tipo MLP.	47
4.10	Boxplot da acurácia das 100 rodadas da Rede Neural.	48
4.11	Diagrama de dispersão entre duas variáveis de comportamento.	49
5.1	Fluxograma do método Hipotético-dedutivo	53
5.2	Boxplot das variáveis de comportamento utilizadas.	54

Lista de Tabelas

2.1	CHAEA com 80 questões e adaptadas para Português.	12
4.1	Relação dos dois questionários: CHAEA 80 e o CHAEA 32 – Simplificado.	33
4.2	CHAEA simplificada com 32 questões e adaptadas para Português	34
4.3	Identificação do EA de cada aluno	38
4.4	Categorização dos Estilos de Aprendizagem – 5 categorias	40
4.5	Exemplo que como ficou a classificação dos alunos	40
4.6	Respostas as questões relativas ao estilo Reflexivo	42
4.7	Variáveis de Comportamento dos alunos na interação com o AVA.	43
4.8	Matriz de confusão do resultado médio da Rede Neural multicamadas.	45
5.1	Acessos das variáveis de comportamento da Instituição 1	52
5.2	Comparação dos resultados dos algoritmos da Instituição 1	52
5.3	Acessos das variáveis de comportamento da Instituição 2	53
5.4	Comparação dos resultados dos algoritmos da Instituição 2	54

Lista de Símbolos e Abreviaturas

AR:	Aprendizagem por Reforço
AVA:	Ambiente Virtual de Aprendizagem
DS:	Dynamic Scripting
EA:	Estilo de Aprendizagem
EaD:	Educação à Distância
EDM:	Educational Data Mining
FSLSM:	Felder and Silverman Learning Style Model
IA:	Inteligência Artificial
ILS:	Index of Learning Styles
LA:	Learning Analytics
LDB:	Lei de Diretrizes e Bases da Educação
MEC:	Ministério da Educação e Cultura
MLP:	Perceptron of Multiple Layers
MOOCs:	Massive Open Online Course
OA:	Objetos de Aprendizagem
PA:	Problemas de Aprendizagem
RL:	Revisão Literária
RN:	Rede Neural
SAIE:	Sistemas Adaptativos e Inteligentes para Educação à Distância
SQL:	Structured Query Language
TIC's:	Tecnologias da Informação e Comunicação
URL:	Uniform Resource Locator

Capítulo 1

Introdução

O presente capítulo mostra uma visão geral desta tese. Nele, são apresentados a contextualização e argumentos que justificam o desenvolvimento do trabalho, os objetivos, o método de pesquisa, organização e estrutura do documento.

1.1 Justificativa

Vivemos hoje uma sociedade cada vez mais conectada na qual o homem sente a necessidade crescente de acesso às tecnologias, pois elas estão inseridas em todo contexto social de uma população dando acesso a informações, proporcionando interações sociais, como também possibilitando a condução de processos educacionais, em especial, na EaD, através da oferta de cursos mediados por tecnologias.

O termo Educação a Distância ou simplesmente a sigla “EaD” é definida pelo Ministério da Educação e Cultura (MEC) no seu artigo 80 da Lei de Diretrizes e Bases da Educação Nacional (LDB) de 20 de dezembro de 1996 e regulamentada pelo decreto nº 5.622 de 19 de dezembro de 2005, como uma modalidade educacional na qual a mediação didático-pedagógica nos processos de ensino e aprendizagem ocorre com a utilização de meios e tecnologias de informação e comunicação, com estudantes e professores desenvolvendo atividades educativas em lugares ou tempos diversos. Já em Moore & Kearsley (2013) a EaD é definida como um aprendizado planejado que ocorre normalmente em um lugar diferente do ensino, o que requer comunicação por meio de tecnologias e uma organização instrumental especial. E para (Nunes 1993), educação a distância é um conjunto de ferramentas que possibilitam o atendimento de grande quantidade de alunos, independentemente da localização geográfica e com alta qualidade, uma vez que não compromete o conteúdo e a forma de atendimento. Pesquisadores afirmam ainda que os processos educacionais na educação a distância são mediados por tecnologias digitais, onde os alunos fazem uso dessas tecnologias para estabelecer uma nova relação com o conhecimento (Bacich 2015), definindo sua rotina e ritmo de estudo. Essa rotina de estudo, gerida pelo próprio aluno e mediada por tecnologias educacionais, proporcionará a ele a personalização do seu estudo, visando melhorar o processo de aprendizagem. A introdução deve dar ao leitor o posicionamento da tese e a motivação suficiente para a leitura da tese, esclarecendo:

Nos últimos anos no Brasil, a oferta de cursos mediados por tecnologias em ambientes online tem crescido de forma significativa, principalmente no ensino de nível superior e na formação continuada de profissionais. Um dos aspectos que mais contribuem para esse crescimento é a possibilidade de atingir um grande número de pessoas (escalabilidade). No entanto, a escalabilidade é fator de grandes polêmicas, pois ao mesmo tempo em que se mostra um bom argumento na justificativa da redução do custo-aluno e maior inclusão de pessoas no processo educacional, por outro lado, tem sido utilizado como forte argumento para aqueles que defendem a baixa qualidade do ensino a distância, principalmente, devido ao elevado número de alunos.

Segundo Nunes (1993) os Ambientes Virtuais de Aprendizagem (AVA), têm sido os principais espaços de desenvolvimento de ações educacionais a distância. Neles, o uso das tecnologias da informação e comunicação (TIC's) têm sido indispensáveis e de grande eficácia no processo de acompanhamento dos alunos quando à participação, aprendizado e desempenho. Nesse sentido e para dar resposta a questionamentos acerca da qualidade do ensino a distância é que muitas pesquisas vem utilizando os recursos da inteligência artificial, com objetivo de alinhar metodologias de ensino e estratégias pedagógicas ao desenvolvimento educacional do aluno.

Cada vez mais o trabalho interdisciplinar envolvendo profissionais da educação, computação, design, comunicação, tecnologia da informação e comunicação tem tido forte presença entre aqueles que pensam e desenvolvem ações de educação a distância.

Além disso, pesquisadores da educação a distância têm se empenhado em inúmeras investigações a fim de melhor conduzir o processo ensino-aprendizagem de forma individualizada. Dentre elas está o estudo sobre as diferenças individuais de cada aluno e suas distintas formas de aprender, buscando regularidades e padrões de comportamento que possam apontar seus estilos de aprendizagem e, com isso, fornecer subsídios para o desenvolvimento de ações pedagógicas mais eficazes. Para isso, eles têm recorrido a estudos já consolidados de investigadores como Catalina Alonso, Gallego e Honey sobre estilos de aprendizagem. Segundo Alonso et al. (2002), com base nos estudos de Keefe (1982), os Estilos de Aprendizagem são definidos como traços cognitivos, afetivos e fisiológicos, que servem como indicadores relativamente estáveis de como os alunos percebem, interagem e respondem a seus ambientes de aprendizagem. Em outras palavras, é uma forma de trabalhar as diferentes maneiras de aprender.

A utilização de conhecimentos sobre inteligência artificial, em especial relacionados à construção de sistemas inteligentes e adaptativos, tem se mostrado também como uma alternativa de investigação e trabalho interdisciplinar de enorme potencial na intenção de trabalhar estilos de aprendizagem e estilos de ensino. Segundo (Graf et al. 2010), os sistemas adaptativos têm como objetivo realizar adaptações no contexto educacional de acordo com as características e necessidades de cada estudante, visando fornecer um ensino personalizado e eficiente. Na verdade, são ferramentas que possibilitam fornecer um aprendizado que leva em consideração a particularidade de aprendizado de cada aluno. Esta é a razão pela qual este es-

tudo se justifica, uma vez que, a tecnologia traz soluções eficazes para limitações de comunicação, interação e acompanhamento do processo ensino e aprendizagem, geradas por características específicas da EaD já citadas anteriormente.

Além disso, pesquisadores da educação à distância têm se empenhado em inúmeras investigações a fim de melhor conduzir o processo ensino-aprendizagem de forma individualizada. Dentre elas está o estudo sobre as diferenças individuais de cada aluno e suas distintas formas de aprender, buscando regularidades e padrões de comportamento que possam apontar seus estilos de aprendizagem e, com isso, fornecer subsídios para o desenvolvimento de ações pedagógicas mais eficazes. Para isso, eles têm recorrido a estudos já consolidados de investigadores como Catalina Alonso, Gallego e Honey sobre estilos de aprendizagem. Segundo (Alonso et al. 2002), com base nos estudos de Keefe (1982), os Estilos de Aprendizagem são definidos como traços cognitivos, afetivos e fisiológicos, que servem como indicadores relativamente estáveis de como os alunos percebem, interagem e respondem a seus ambientes de aprendizagem. Em outras palavras, é uma forma de trabalhar as diferentes maneiras de aprender. Apesar do referido estudo não ter sido desenvolvido, originalmente, para atender necessidades da educação a distância, pesquisadores da EaD têm visto nos seus resultados um repertório teórico-conceitual de significativa relevância para o tratamento de problemas importantes da EaD, relacionados ao processo de ensino e aprendizagem.

A utilização de conhecimentos sobre inteligência artificial, em especial relacionados à construção de sistemas inteligentes e adaptativos, tem se mostrado também como uma alternativa de investigação e trabalho interdisciplinar de enorme potencial na intenção de trabalhar estilos de aprendizagem e estilos de ensino. Segundo (Graf et al. 2010), os sistemas adaptativos têm como objetivo realizar adaptações no contexto educacional de acordo com as características e necessidades de cada estudante, visando fornecer um ensino personalizado e eficiente. Na verdade, são ferramentas que possibilitam fornecer um aprendizado que leva em consideração a particularidade de aprendizado de cada aluno. Esta é a razão pela qual este estudo se justifica, uma vez que, a tecnologia traz soluções eficazes para limitações de comunicação, interação e acompanhamento do processo ensino e aprendizagem, geradas por características específicas da EaD já citadas anteriormente.

1.2 Questões de Pesquisa

Algumas questões ainda precisam ser respondidas e justificam o estudo desenvolvido nesta tese. São elas: Diante de turmas com elevado número de alunos e com distintos estilos de aprendizagem, como o docente poderá indicar estratégias pedagógicas e recursos do ambiente virtual mais adequados de forma individualizada ou direcionada para grupos específicos de alunos? Há padrões específicos de comportamento dos alunos de uma turma ou cursos mediados por tecnologias em ambientes online, conforme seus EA? Se sim, que padrões seriam estes? Como conhecer o comportamento dos alunos na plataforma, de acordo com seus estilos de aprendizagem, para propor ações específicas? , e ainda, é possível identificar o EA

do aluno apenas através do seu comportamento interativo com os AO disponíveis no AVA?

Como poderemos desenvolver um modelo que permita apontar atividades e recursos do ambiente virtual de aprendizagem mais eficazes para os estudantes, conforme seu estilo de aprendizado?

As questões abaixo são norteadoras da questão central desta tese.

- Há correlação entre determinados padrões de comportamento dos alunos no AVA e seu Estilo de Aprendizagem?
- Há recursos tecnológicos no AVA que são mais utilizados pelos alunos, conforme seu estilo de aprendizado?
- Há correlação entre o tipo de atividade sugerida no AVA, o bom desempenho do aluno e seu estilo de aprendizagem?

1.3 Objetivos

1.3.1 Geral

Desenvolver um método, utilizando algoritmos inteligentes, que identifique o Estilo de Aprendizagem padrão do aluno através do seu comportamento interativo com os objetos de aprendizagem disponíveis no Ambiente Virtual de Aprendizagem.

1.3.2 Específicos

- Identificar os estilos de aprendizagem dos alunos em turmas online na modalidade EAD, a partir do “Questionário Honey-Alonso de Estilos de Aprendizaje” - (Alonso et al. 2002);
- Identificar os padrões de comportamento dos alunos em turmas constituídas de forma online em cursos da modalidade EAD;
- Observar correlações entre padrões de comportamento dos alunos no ambiente virtual de aprendizagem e seus estilos de aprendizagem;
- Desenvolver uma solução de software através da implementação de um Agente Inteligente que estará disponível com “Plug-in” no Moodle Mandacarú que através do comportamento dos alunos conhecidos, informará ao professor qual o seu Estilo de Aprendizagem.

1.4 Organização e estrutura da tese

Este documento está organizado em 06 capítulos, incluindo este capítulo inicial no qual é apresentada a contextualização da pesquisa, o problema, a justificativa, questões de pesquisa além dos objetivos da pesquisa.

No Capítulo 2 é apresentado o Referencial teórico em que se fundamenta esse trabalho de tese; O Capítulo 3 expõe trabalhos que apresentam o mesmo propósito desta pesquisa; No Capítulo 4 é descrito as metodologias e as fases do processo

desta pesquisa; No Capítulo 5 os dados são validados através da apresentação dos resultados e no Capítulo 6 são apresentadas as considerações finais e perspectivas de trabalhos futuros.

Capítulo 2

Teoria

Neste capítulo trataremos sobre o referencial teórico deste trabalho que é fundamental para o desenvolvimento dessa tese. Apresentaremos algumas teorias relacionadas ao assunto, que serviram de embasamento teórico desse trabalho no campo da pesquisa. Entre os conceitos a serem explorados destacamos o conceito de Educação a Distância na seção 2.1; o conceito de Estilos de Aprendizagem na seção 2.2; o conceito de Aprendizagem Adaptativa na seção 2.3; o de Mineração de Dados Educacionais na seção 2.4; o conceito de Agentes Inteligentes na seção 2.5; o de Machine Learning na seção 2.6 e finalizando na seção 2.7 com o conceito de Learning Analytics.

2.1 Educação a Distância

Para atender as novas demandas da sociedade, a Educação a Distância – EAD surge como um novo modelo educacional, com intuito de auxiliar na propagação do conhecimento de forma mais ágil, facilitando ao aluno o acesso ao aprendizado.

O termo Educação a Distância pode ser conceituado por diversos espectros. Em (BRASIL 2018), a EaD, estabelecida no Art. 80 da Lei de Diretrizes e Bases da Educação Nacional de 20 de dezembro de 1996 e regulamentada pelo decreto lei nº 5.622 de 19 de dezembro de 2005, caracteriza-se como uma modalidade educacional que busca superar limitações de espaço e tempo com a aplicação pedagógica de meios e tecnologias da informação e da comunicação e que, sem excluir atividades presenciais, organiza-se segundo metodologia, gestão e avaliação peculiares.

Já para (Nunes 1993), a Educação a Distância pode ser considerado como um conjunto de ferramentas que possibilitam o atendimento de uma grande quantidade de alunos, independentes da localização geográfica e com alta qualidade, uma vez que não compromete o conteúdo e a forma de atendimento.

Em (Moore & Kearsley 2013) a EAD é conceituada como uma metodologia de ensino e aprendizagem, facilitada por tecnologias, onde, os agentes envolvidos nesse processo, estão separados fisicamente e/ou temporalmente.

De acordo com (Belloni 2002), a educação à distância está intensamente associada aos termos produção e qualificação, no qual as instituições de ensino, que trabalham com a Educação a Distância, investem cada vez mais em plataformas

virtuais de aprendizagem para EaD em razão de sua flexibilidade, praticidade, custo baixo em relação ao ensino presencial e ambientes tecnológicos bastante adequados e facilitadores do processo ensino aprendizagem e capacitação docente.

Já (Barros 2003) argumenta ainda que a educação a distância, além de ser um processo ensino e aprendizagem mediado por tecnologias, possui outras características a serem consideradas. Entre elas, destacam-se as diferenças de tempo e espaço, a necessidade de desenvolver hábitos para a autoaprendizagem.

Dessa forma, a EaD pode ser vista como uma metodologia de ensino, que permite a oferta de um ensino de qualidade, que supera o tempo e o espaço, e que está em constante atualização face as novas tecnologias que surgem, ao mesmo tempo que torna possível a incorporação dessas novas tecnologias ao processo de ensino e aprendizagem.

2.1.1 Ambiente virtual de aprendizagem

Segundo (da Silva 2011) os Ambientes Virtuais de Aprendizagem (AVA) são softwares que, agregam ferramentas para a criação, tutoria e gestão de atividades que normalmente se apresentam sob a forma de cursos.

Estes ambientes diferem em muitos aspectos, seja na linguagem em que foram desenvolvidas, ou nas ferramentas que oferecem, ou funcionalidades que fornecem para interação entre os atores que estão participando do processo de aprendizagem. Como exemplos desses ambientes pode-se citar: Moodle (MEDIUM 2016), WebAula (WEBAULA 2012), AulaNet (Lima & Fialho 2009), TelEduc (TELEDUC 2012), dentre outros.

Esses AVAs estão recheados de ferramentas com recursos pedagógicos e atividades que a partir delas, é possível a disponibilização de várias funcionalidades de interação e interatividade entre os participantes.

Essas ferramentas podem ser classificadas como síncronas e assíncronas. As ferramentas de comunicação síncrona são aquelas onde os comunicadores estão conectados no ambiente ao mesmo tempo e a interação acontece em tempo real. Já as ferramentas de comunicação assíncrona são aquelas que não necessitam da presença física dos participantes, eles podem se comunicar sem as limitações impostas pelo tempo.

Entre as ferramentas de comunicação analisadas neste trabalho, que podem ser usadas como recurso avaliativo, estão as seguintes:

- **Síncronas:** Chat;
- **Assíncronas:** Fórum, Escolha, Glossário, Diário, Questionário, tarefa - texto online, tarefa - envio de arquivo único, tarefa - modalidade avançada de carregamento de arquivos, tarefa - atividade off-line, Wiki, Lição, Base de Dados e Pesquisa de avaliação.

2.2 Estilos de Aprendizagem

Segundo os autores, Alonso, Gallego e Honey (Alonso et al. 2002), com base nos estudos de (Keefe 1982), descrevem os EA como traços cognitivos, afetivos e fisiológicos, que são utilizados como indicadores relativamente estáveis de como os alunos percebem, interagem e respondem a seus ambientes de aprendizagem e concluem afirmando que todas as pessoas usam diferentes estilos de aprendizagem, embora um geralmente é o predominante.

Já Kolb (1984) conceitua os Estilos de Aprendizagem como maneiras pessoais de processar informações, sentimentos e comportamentos em situações de aprendizagem. Trazendo para o ambiente educacional, podemos entender os EA como um conjunto de regras ou comportamentos distintos dos alunos ao se relacionarem com o ambiente pedagógico durante a aquisição do conhecimento.

Essa é a razão pela qual pessoas diferentes apresentam formas ou combinação de formas diferentes de comportamentos relacionados à sua maneira de aprender. A reação diante de um problema a ser resolvido varia de pessoa por pessoa, fazendo com que cada uma aja de maneira específica diante de uma situação-problema no seu ambiente educacional. Enquanto alguns preferem trabalhar de forma individualizada, pensar sozinho desenvolvendo a sua própria capacidade de reflexão, outros preferem trabalhar de forma coletiva, através de atividades em grupo, promovendo a interação e o relacionamento de um com outros.

Por tudo isso, podemos afirmar que os Estilos de Aprendizagem estão relacionados às preferências que cada pessoa tem em escolher o seu melhor modo de aprender um conteúdo, e que segundo Alonso et al. (2002), podem ser classificados em quatro grupos de estilos que são o ativo, o reflexivo, o teórico e o pragmático.

Os alunos em que se predomina o estilo ativo, têm como característica a disposição a novas experiências, ficam animados com novas tarefas, têm uma mente mais aberta. Vivem o aqui e o agora e sempre gostam de ter dias cheios de atividades, superativos, entusiasmados. Antes mesmo de concluir uma atividade já estão pensando na próxima. Gostam de desafios que proporcionem novas experiências e não gostam de grandes prazos. São sociáveis e se envolvem com os assuntos dos demais colegas e procuram ser o centro de todas as atividades. Suas características principais são: animadores, improvisadores, descobridores, arrojados e espontâneos.

Os alunos em que se predomina o estilo reflexivo, gostam de analisar as experiências olhando sobre diferentes aspectos, dando prioridade à observação antes da ação. Além disso, reúnem informações, analisam esses dados com prudência antes de se chegar a uma conclusão. Gostam de considerar todas as alternativas possíveis antes de tomar uma atitude. Gostam de observar a atuação dos outros colegas antes da tomada de uma decisão. Suas principais características são: ponderado, consciente, receptivo, analítico e exaustivo.

Já os alunos em que o estilo teórico é o predominante, são pessoas que gostam de teorias lógicas e complexas, enfocam problemas de forma direta, através de um raciocínio lógico. Tendem a ser perfeccionistas e gostam de analisar tudo e sintetizar. Procuram a racionalidade e a objetividade, sentem-se desconfortáveis com

conclusões subjetivas e com pensamentos laterais ou qualquer aspecto superficial. São racionais e objetivos. Suas características são: metódico, lógico, objetivo, crítico e estruturado.

E por fim, temos os alunos que têm como predominância o estilo pragmático, que são pessoas que aplicam na prática as suas ideias. Gostam de atuar rapidamente e com segurança na aplicação de suas ideias e projetos atrativos. Tendem a ser impacientes quando a discussão não tem fim. Basicamente, são pessoas práticas, que gostam de chegar a conclusões práticas e de resolver problemas. Suas principais características são: experimentador, prático, direto, eficaz e realista.

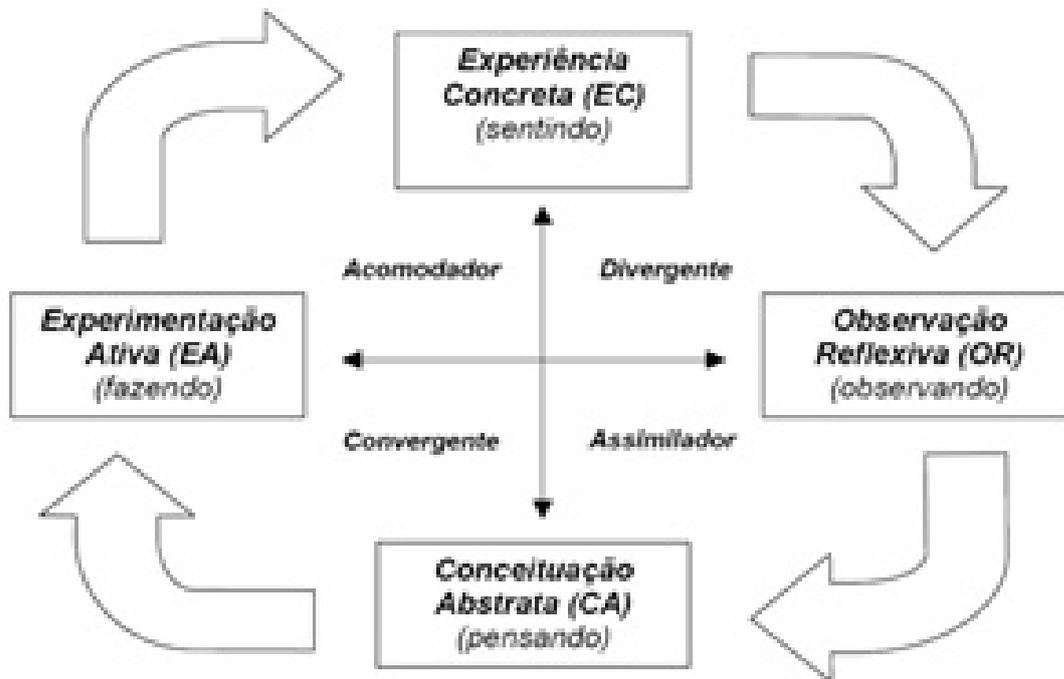
2.2.1 Resgate Histórico da Teoria dos Estilos de Aprendizagem

A expressão “Estilo de Aprendizagem” surgiu em 1976 quando David Kolb (Kolb et al. 1987) começou a analisar a forma de aprendizagem de pessoas adultas e chegou à conclusão que cada sujeito tem uma forma típica de aprendizagem, fruto de heranças e experiências vividas anteriormente e exigências atuais do ambiente que vive. Ele identificou cinco parâmetros que condicionam os Estilos de Aprendizagem, que são: a do tipo psicológico, a especialidade de formação elegida, a carreira profissional, o trabalho atual e as capacidades de adaptação. Também averiguou que uma aprendizagem eficaz necessita de quatro etapas: experiência concreta, observação reflexiva, conceitualização abstrata e experimentação ativa.

A partir desses estudos, Kolb (1981) e Alonso & Gallego (2000) chegaram à definição de uma classificação de quatro estilos de aprendizagem que foram nomeados como acomodador, divergente, assimilador e convergente, em que, o estilo acomodador tem como ponto forte a experiência, que é fixada na execução e na experimentação; o estilo divergente tem como característica a imaginação, onde a análise de alternativas sempre é cogitada; o estilo assimilador que se baseia na criação de modelos teóricos através do raciocínio indutivo e o estilo convergente que tem como ponto focal a aplicação prática de ideias, através da experimentação e a ação que geram novas ações e novas experiências.

O modelo de aprendizagem de (Kolb 1984), expresso graficamente através da figura 2.1, é baseado em como nosso cérebro reage nas situações de aprendizagem, a partir de padrões estabelecidos em nossa mente, que indicam duas tendências de escolhas que fazemos automaticamente quando estamos aprendendo: Processamento Contínuo X Percepção Contínua (sentir e fazer; sentir e observar; observar e pensar; pensar e fazer)

Figura 2.1: Modelo de Aprendizagem de Kolb.



Fonte: (Kolb 1984) – Revisado em 1999

Ainda nesse mesmo estudo, Kolb (1984), identificou que existiam alguns elementos como som, luz, temperatura, motivação, companhia, relacionamento, alimentação, dentre outros que, dependendo do Estilo de Aprendizagem de cada pessoa, poderiam influenciar a aprendizagem, seja de forma positiva ou negativa. Considerando esses elementos, o pesquisador formulou um questionário baseado nos elementos identificados, ou seja, aqueles que influenciavam a maneira de aprender das pessoas.

Em 1986, os pesquisadores Honey (1986) desenvolveram um novo modelo fundamentado nas análises feitas na teoria de Kolb (1981), agora com foco para o segmento empresarial, cujo objetivo era descrever detalhadamente os Estilos de Aprendizagem a fim de criar condições para o diagnóstico e identificar e aproveitar os pontos fortes de cada pessoa adaptando-a a seu posto de trabalho.

Neste trabalho os pesquisadores Honey e Mumford (1986) definiram quatro Estilos: o ativo, o reflexivo, o teórico e o pragmático. Os referidos estilos, correspondem às fases de um processo recursivo de aprendizagem. Em 1991, essas experiências de Honey e Mumford (1986) no mundo empresarial, foram adaptadas para o campo educacional pela pesquisadora Catalina Alonso (Alonso & Gallego 2000), através de pesquisas realizadas em Universidades Espanholas.

Dando continuidade às análises dos estudos de Kolb (1981) e Honey (1986), Alonso et al. (2002) elaboraram um questionário com 80 questões (Tabela 2.1), sendo 20 questões relacionadas a cada um dos quatro estilos. Esse instrumento foi usado para identificar os Estilos de Aprendizagem das pessoas na área educacional.

O referido questionário, se diferenciava do instrumento elaborado por Kolb em dois aspectos: Traziam as descrições dos estilos em maior detalhe, com base em ações diretas das pessoas; e as respostas do questionário eram usadas como ponto de partida para diagnosticar, tratar e propor melhorias na aprendizagem.

Tabela 2.1: CHAEA com 80 questões e adaptadas para Português.

Questionário Honey-Alonso de Estilos de Aprendizagem: CHAEA					
Instruções para responder ao questionário:					
- Não há tempo limite para responder ao questionário.					
- Não há respostas certas ou erradas, mas apenas a sua opinião.					
- É importante que responda com sinceridade a todos os itens.					
- O questionário é de preenchimento individual.					
- Traduza a sua opinião, atribuindo a cada um dos itens do questionário um e só um dos números 1, 2, 3, 4.					
Coloque um X sobre o número que corresponde à sua opinião, admitindo a seguinte correspondência:					
1 – totalmente em desacordo,					
2 – desacordo, 3 – acordo, 4 – totalmente de acordo.					
Nº	Itens	Níveis			
01	Tenho fama de dizer o que penso claramente e sem rodeios.	1	2	3	4
02	A maior parte das vezes, sinto-me seguro(a) do que está correto e do que está incorreto.	1	2	3	4
03	Muitas vezes, atuo sem olhar às consequências	1	2	3	4
04	Normalmente, procuro resolver os problemas metodicamente e passo a passo.	1	2	3	4
05	Creio que o formalismo restringe e limita a atuação livre das pessoas.	1	2	3	4
06	Interessa-me saber quais são os sistemas de valores dos outros e com que critérios atuam.	1	2	3	4
07	Penso que o agir intuitivamente pode ser sempre tão válido como agir reflexivamente.	1	2	3	4
08	Creio que, independentemente, dos métodos o mais importante é que as coisas funcionem.	1	2	3	4
09	Estou atento a todos os pormenores das disciplinas que frequento (sumários, textos, etc).	1	2	3	4
10	Agrada-me ter tempo para preparar o meu trabalho e realizá-lo com consciência.	1	2	3	4

11	Sou adepto(a) da autodisciplina, seguindo uma certa ordem, por exemplo, no regime alimentar, no estudo e no exercício físico, etc.	1	2	3	4
12	Quando ouço uma ideia nova, começo logo a pensar como poderei pô-la em prática.	1	2	3	4
13	Prefiro as ideias originais e inovadoras, ainda que não sejam práticas.	1	2	3	4
14	Só admito e me adapto às normas, se servem para atingir os meus objetivos	1	2	3	4
15	Adapto-me melhor às pessoas reflexivas do que às pessoas demasiado espontâneas e imprevisíveis.	1	2	3	4
16	Escuto com mais frequência do que falo.	1	2	3	4
17	Prefiro as coisas estruturadas às desordenadas.	1	2	3	4
18	Preocupo-me em interpretar, cuidadosamente, a informação disponível antes de tirar uma conclusão.	1	2	3	4
19	Antes de fazer alguma coisa, analiso com cuidado as suas vantagens e inconvenientes.	1	2	3	4
20	Entusiasma-me ter de fazer de algo novo e diferente.	1	2	3	4
21	Procuro, quase sempre, ser coerente com os meus princípios, seguindo critérios e sistemas de valores.	1	2	3	4
22	Quando há uma discussão, não gosto de estar com rodeios.	1	2	3	4
23	Tenho tendência a relacionar-me de um modo distante, e algo formal com as pessoas com quem trabalho.	1	2	3	4
24	Gosto mais das pessoas realistas e concretas do que das idealistas.	1	2	3	4
25	Tenho dificuldade em ser criativo(a) e em romper com as estruturas existentes.	1	2	3	4
26	Sinto-me bem com pessoas espontâneas.	1	2	3	4
27	A maior parte das vezes, expresso, abertamente, os meus sentimentos.	1	2	3	4
28	Gosto de analisar as coisas de todos os ângulos.	1	2	3	4
29	Incomoda-me que as pessoas não tomem as coisas a sério.	1	2	3	4
30	Atrai-me experimentar e praticar as últimas técnicas e novidades.	1	2	3	4
31	Sou cauteloso(a) na hora de tirar conclusões.	1	2	3	4
32	Prefiro contar com o maior número de fontes de informação, ou seja, quantos mais dados tiver, melhor.	1	2	3	4
33	Tendo a ser perfeccionista.	1	2	3	4
34	Prefiro ouvir as opiniões dos outros antes de expor as minhas.	1	2	3	4
35	Gosto de enfrentar a vida de forma espontânea e não ter que planificar tudo previamente.	1	2	3	4
36	Nas discussões, gosto de observar como agem os outros participantes.	1	2	3	4
37	Sinto-me, pouco à vontade, com pessoas demasiado analíticas.	1	2	3	4
38	Avalio, com frequência, as ideias dos outros pelo seu valor prático.	1	2	3	4
39	Sinto-me oprimido(a), se me obrigam a acelerar o trabalho para cumprir um prazo.	1	2	3	4
40	Nas reuniões, apoio as ideias práticas e realistas.	1	2	3	4

41	É melhor gozar o momento presente do que sentir prazer pensando no passado ou no futuro.	1	2	3	4
42	Incomodam-me as pessoas que desejam sempre apressar as coisas.	1	2	3	4
43	Emito ideias novas e espontâneas nos grupos de discussão.	1	2	3	4
44	Penso que são mais consistentes as decisões fundamentadas numa análise minuciosa que as baseadas na intuição.	1	2	3	4
45	Detecto, frequentemente, a inconsistência e os pontos débeis nas argumentações dos outros.	1	2	3	4
46	Creio que me é mais frequente ter de desobedecer às regras do que segui-las.	1	2	3	4
47	Apercebo-me, frequentemente, de outras formas melhores e mais práticas de fazer as coisas.	1	2	3	4
48	Em geral, falo mais que escuto.	1	2	3	4
49	Prefiro distanciar-me dos factos e observá-los de outras perspectivas.	1	2	3	4
50	Estou convencido(a) que numa situação se deve impor a lógica e o raciocínio	1	2	3	4
51	No meu dia a dia procuro novas experiências.	1	2	3	4
52	Quando ouço falar de uma ideia ou de uma nova abordagem, tento imediatamente encontrar aplicações concretas	1	2	3	4
53	Penso que devemos chegar, o mais rapidamente possível, à ideia central dos assuntos.	1	2	3	4
54	Esforço-me sempre por conseguir conclusões e ideias claras.	1	2	3	4
55	Prefiro discutir questões concretas e não perder tempo com ideias Abstratas.	1	2	3	4
56	Impaciento-me, quando me dão explicações irrelevantes ou incoerentes.	1	2	3	4
57	Verifico, sempre, com antecedência, se as coisas funcionam como deve ser.	1	2	3	4
58	Faço vários rascunhos antes da redação definitiva de um trabalho.	1	2	3	4
59	Estou consciente de que, nas discussões, ajudo a manter os outros centrados no tema, evitando divagações.	1	2	3	4
60	Observo que sou, com frequência, uma das pessoas mais objetivas e desapaixonadas nas discussões	1	2	3	4
61	Quando algo corre mal, tento logo fazer melhor.	1	2	3	4
62	Rejeito ideias originais se me parecem impraticáveis.	1	2	3	4
63	Pondero sempre diversas alternativas, antes de tomar uma decisão.	1	2	3	4
64	É frequente eu tentar prever o futuro.	1	2	3	4
65	Nos debates e discussões prefiro desempenhar um papel secundário em vez de ser o(a) líder ou o(a) que mais participa.	1	2	3	4
66	Incomodam-me as pessoas que não agem com lógica.	1	2	3	4
67	Incomoda-me ter de planificar e prever as coisas.	1	2	3	4
68	Penso que, muitas vezes, os fins justificam os meios.	1	2	3	4
69	Costumo pensar, profundamente, sobre os assuntos e os problemas.	1	2	3	4
70	O trabalhar consciente enche-me de satisfação e orgulho.	1	2	3	4
71	Perante os acontecimentos, tento descobrir os princípios e as teorias que os fundamentam.	1	2	3	4

72	Desde que possa atingir os meus fins, sou capaz de ferir os sentimentos de outros.	1	2	3	4
73	Não me importo de fazer tudo o que seja necessário para que o meu trabalho seja eficiente.	1	2	3	4
74	Sou com frequência umas das pessoas que mais animam as festas.	1	2	3	4
75	Aborreço-me, rapidamente, com o trabalho metódico e minucioso.	1	2	3	4
76	As pessoas costumam pensar que sou insensível aos seus sentimentos.	1	2	3	4
77	Costumo deixar-me levar pela minha intuição	1	2	3	4
78	Se faço parte de um grupo de trabalho, procuro que se siga um plano e uma metodologia.	1	2	3	4
79	Interessa-me, com frequência, descobrir o que pensam as pessoas.	1	2	3	4
80	Evito os assuntos subjetivos, ambíguos e pouco claros.	1	2	3	4

Fonte: (Alonso et al. 2002)-Adaptada para o Português através do trabalho de (Miranda & Morais 2008)

Em 2013, as pesquisadoras Maria Concepción Vega Hernández e Maria Carmen Patino Alonso (Vega & Patino 2013), defenderam o trabalho de mestrado intitulado “CHAEA 32 simplificada: Propuesta basada en Análisis Multvariantes” vinculado ao departamento de Estatística da Universidade de Salamanca na Espanha. O trabalho tinha como cerne a readaptação do questionário proposto por Alonso et al. (2002), reduzindo o número de questões de 80 para 32 questões, sem que houvesse perda qualidade dos dados extraídos e com a mesma garantia de paridade dos resultados colhidos.

Com isso, as análises fatoriais aplicadas no trabalho das pesquisadoras revelaram uma estrutura que não é concordante com a teoria, fazendo com que os itens do questionário com informações inconsistentes fossem eliminados e uma versão reduzida, formada apenas por itens com carga informativa consistente, fosse proposta.

2.3 Aprendizagem Adaptativa

O conceito de aprendizagem adaptativa surgiu na década de 70 através do surgimento da tutoria inteligente criada através dos estudos da inteligência artificial (IA) (Brusilovsky 2003) e parte da premissa que o sistema inteligente criado será capaz de modelar-se ao processo de aprendizagem do aluno resultado assim em um melhor e mais eficaz experiência de aprendizagem.

Segundo Brusilovsky (2003), a aprendizagem adaptativa é um método educacional que utiliza meios tecnológicos como estratégia para promover interações do processo de ensino e aprendizagem de acordo com a necessidades específicas de cada estudante, onde o conteúdo didático é exibido e adaptado conforme as necessidades de aprendizagem do aluno, baseando-se pelas respostas dos exercícios, tarefas e experiências apresentadas. Os sistemas adaptativos são aqueles que buscam ser diferentes para estudantes diferentes, levando em consideração as informações acumuladas em modelos individuais do qual os participantes interagem ((Brusilovsky 2003)).

As principais tecnologias adaptáveis utilizadas em sistemas web podem ser vistas quando o usuário realiza uma busca de informação e o sistema poderá, de forma adaptável, selecionar e priorizar os itens mais importantes da pesquisa; ou ainda quando o sistema manipular os links durante a navegação do usuário com intuito de oferecer um apoio adaptativo a essa navegação; e também, quando o usuário ao acessar uma página web específica, e o sistema apresenta para ele um conteúdo adaptável ao seu estilo.

2.4 Mineração de Dados Educacionais

O termo Mineração de Dados Educacionais surgiu do inglês “Educational Data Mining” (EDM) e definida como a área de pesquisa que tem como principal foco o desenvolvimento de métodos para explorar conjunto de dados coletados nas bases de dados de Ambientes Educacionais. (Baker et al. 2011).

Essa técnica de exploração é muito usada pelos pesquisadores da área de Informática na Educação, mas especificamente, Inteligência Artificial Aplicada a Educação, para investigar questionamentos científicos sobre a área educacional, principalmente na EAD.

Atualmente existe ainda outras definições para o termo Mineração de Dados Educacionais (EDM). A sociedade internacional de Mineração de Dados Educacionais define o termo com sendo “uma área emergente, preocupada com o desenvolvimento de métodos para explorar tipos de dados provindos de contextos educacionais, e usando métodos para entender os alunos e suas configurações de aprendizagem” (Peterson et al. 2010).

Já Para Romero & Ventura (2010) EDM é definido como sendo “a aplicação de técnicas de Mineração de Dados (DM) para tipos específicos de conjunto de dados provenientes de ambientes educacionais para abordar questões educacionais importantes”.

A natureza de dados analisados em EDM é mais diversa do que a observada em dados tradicionalmente utilizados em abordagens clássicas de Mineração de Dados. Ao mesmo tempo, esta diversidade nos dados representa um potencial de implementação de recursos fundamentais para auxílio na melhoria da Educação. (Romero & Ventura 2010)

2.5 Agentes Inteligentes

No dicionário Aurélio (Ferreira 2004), o conceito de agente é definido com aquele que opera, agencia, age, ou ainda, pessoa que pratica a ação. No que tange a sistemas informatizados, um agente pode ser conceituado como sendo uma entidade que atuam em programas computacionais de acordo com regras pré-definidas de forma direta ou indireta; além disto, um agente inteligente é dotado de habilidades para armazenar e recuperar eficientemente grande quantidade de informação, para resolver problemas ou tomar decisões (Rezende 2003).

Já Cordeiro (2001) define agente como um sistema computacional residente em um ambiente dinâmico e complexo, que tem a capacidade de perceber e atuar neste ambiente de forma autônoma, segundo objetivos pré-definidos para o qual foi designado.

2.6 Machine Learning

O Aprendizado Automático ou Aprendizado de Máquina conhecido pelo seu termo em inglês “Machine Learning” é um subcampo da Inteligência Artificial que faz parte da área da Ciência da Computação, cujo o foco baseia-se na teoria de aprendizado computacional e no estudo de reconhecimento de padrões, regularidades ou conceitos em conjunto de dados (Goldschmidt et al. 2015).

Em 1959 a aprendizagem de máquina foi definida como sendo o campo de estudo que fornece aos computadores a habilidade de aprender sem serem especificamente programados, pois o aprendizado automático explora o estudo e construção de algoritmos que podem aprender através dos seus erros e fazer previsões sobre os dados manipulados ((Provost & Kohavi 1998)).

Em Faceli et al. (2011) a Aprendizagem de Máquina é entendida como sendo a área de programação de computadores que desenvolve algoritmos para aprender a partir de experiências passadas, através do princípio de inferência, conhecido também por indução, que obtém respostas genéricas fruto da análise de um conjunto de exemplos específicos.

Segundo Faceli et al. (2011), o aprendizado de máquina pode ser desenvolvido de duas maneiras, pode ser de forma preditiva quando se gera um modelo a partir de um conjunto de dados para treinamento na expectativa que ele seja capaz de prever ou rotular os dados manipulados, no qual os algoritmos são classificados como aprendizagem supervisionada, ou de forma descritiva onde o objetivo agora é explorar o conjunto de dados a partir de sua regularidade. Os algoritmos usados na técnica de descrição são conhecidos como algoritmos de aprendizado não supervisionado e recebe esse título pelo fato da inexistência de um rótulo de saída nos dados do conjunto de treinamento. A figura 2.2 apresenta a hierarquia das técnicas de aprendizagem de máquina de acordo com a classificação e seus modelos.

Figura 2.2: Hierarquia das técnicas de aprendizado de máquina.

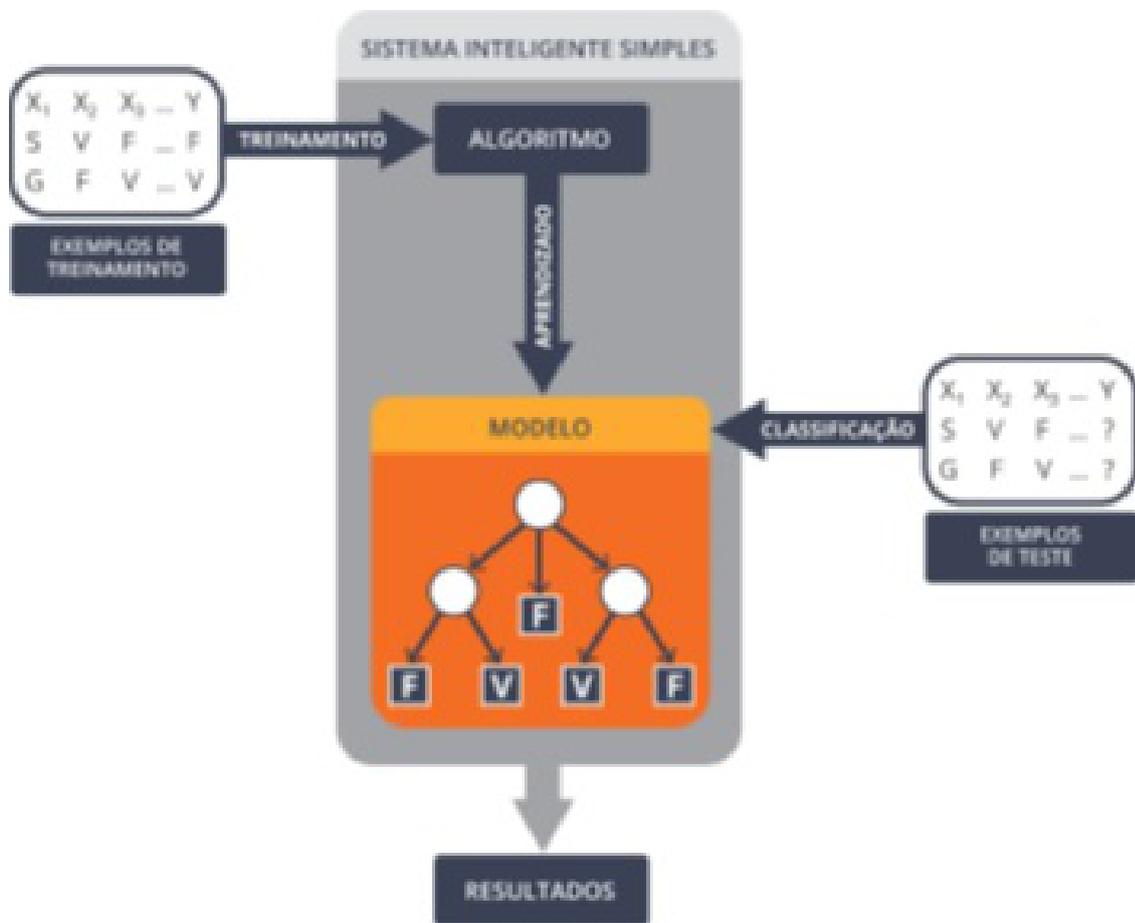


Fonte: Adaptação de (Faceli et al. 2011)

Na aprendizagem não-supervisionada o objetivo é observar algumas similaridades entre as variáveis e incluí-las em grupos apropriados, nela o conjunto de treinamento não é rotulado, pois as informações sobre as variáveis são restritas.

Já os algoritmos usados na técnica de predição são conhecidos como algoritmos de aprendizagem supervisionado pois parte do princípio da presença de um rótulo ou valor de saída existente nos dados usados no treinamento do conjunto, que irá avaliar a capacidade da hipótese induzida de prever os valores de saída para novos dados. A Figura 2.3 apresenta um exemplo da estrutura de um algoritmo supervisionado.

Figura 2.3: Estrutura de um algoritmo supervisionado.

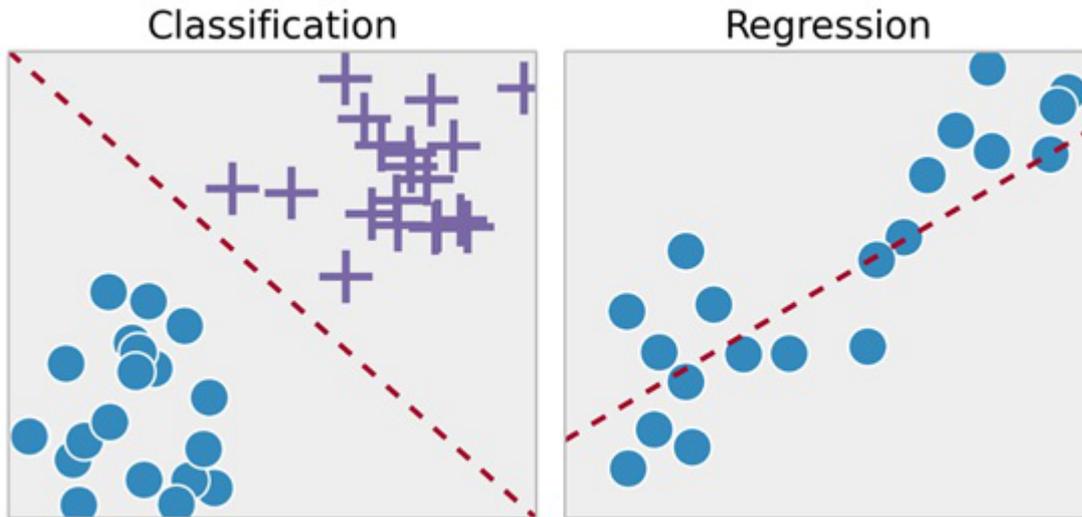


Fonte: Adaptação de (Quilici-Gonzalez & de Assis Zampiroli 2015)

Conforme ilustrado na Figura 2.3, os exemplos de treinamento são as informações de entrada para o algoritmo de aprendizado de máquina e, a partir desses exemplos, o algoritmo irá criar um modelo de classificação. Uma vez gerado o modelo de classificação, é possível utilizá-lo para classificar novas informações.

De acordo com Faceli et al. (2011), os algoritmos de aprendizado supervisionado têm a tarefa de encontrar uma função a partir de dados de treinamento rotulados. O objetivo dele é encontrar parâmetros ótimos que ajustem um modelo que possa prever rótulos desconhecidos em outros objetos (conjunto de teste). Se o rótulo é um número real, a tarefa chama-se regressão (Regression). Se o rótulo vem de um conjunto finito e não ordenado, então a tarefa chama-se classificação (Classification). A Figura 2.4 apresenta o comportamento dos modelos de regressão (Regression) e classificação (Classification) dos algoritmos de aprendizagem supervisionada.

Figura 2.4: Comportamento do algoritmo de aprendizagem supervisionada.



Fonte: Extraído de (MEDIUM 2018)

Diante disso, pode-se dizer que as técnicas que se adequam ao enfoque deste trabalho são as preditivas (aprendizado supervisionado), já que se parte de um rótulo de saída definido através dos padrões de comportamento conhecido dos alunos no AVA.

Para se chegar aos resultados dessa tese, foi desenvolvido um algoritmo utilizando a biblioteca de aprendizado de máquina de código aberto para a linguagem de programação Python: Scikit-learn (Pedregosa et al. 2011). Essa biblioteca foi escolhida por fornecer ferramentas simples e eficientes para mineração e análise de dados.

2.7 Learning Analytics

O termo Learning Analytics (LA), que traduzido para a língua portuguesa que dizer “Análise da Aprendizagem”, está diretamente relacionado a medição, coleta, análise e interpretação de um grande volume de dados produzidos e armazenados em nome dos estudantes, de modo a avaliar e compreender o progresso acadêmico afim de prever o desempenho futuro e detectar possíveis problemas de aprendizagem nos ambientes em que esse processo ocorre (Siemens et al. 2011).

Em Banff (2011), Learning Analytics é definido como sendo o conjunto formado pela a medição, coleta, análise e relato de dados sobre os alunos e seus contextos, com o objetivo de compreender e otimizar o aprendizado e os ambientes em que ele ocorre.

Já Elias (2011) o termo Learning Analytics é definido de uma forma mais resumida, como sendo um campo emergente em que ferramentas de análise são utilizadas a fim de melhorar a educação e a aprendizagem.

Desta forma, de acordo com as definições vista anteriormente, podemos conceituar o LA como sendo um conjunto de ações que envolve a coleta, a análise e a compreensão de dados relacionados ao processo educacional no seu âmbito mais genérico, envolvendo tanto a educação presencial com a educação a distância, com a finalidade de revelar para as partes envolvidas nesse processo, fatos que possam influenciar o ensino, tanto de forma positiva quanto negativa, independente das práticas pedagógicas usadas nesse processo.

Capítulo 3

Trabalhos relacionados

Neste capítulo serão expostos os trabalhos que apresentam alguma correlação com o objetivo desta tese, apartando seus pontos principais e destacando o diferencial que esta tese oferece em relação a cada um deles.

3.1 Trabalhos Avaliados

O interesse em investigar os comportamentos dos alunos em um AVA tem se tornado um tema de estudo muito relevante para os pesquisados em EaD devido ao fato que as informações contidas no banco de dados dos AVAs das instituições, associadas a conceitos pedagógicos como os Estilos de Aprendizagem dos alunos, podem trazer informações de muito valia para melhoramento do aprendizado. Pensando nessa linha de pesquisa, esse trabalho destacou alguns trabalhos correlatos que serviram de embasamento para consolidar essa tese.

O primeiro trabalho em destaque foi a Tese de doutorado de Dorça (2012) realizado na Universidade Federal de Uberlândia–MG que traz como título “Uma abordagem estocástica baseada em aprendizagem por reforço para modelagem automática e dinâmica de estilos de aprendizagem de estudantes em sistemas adaptativos e inteligentes para educação a distância”. Nesse trabalho o autor utiliza os conceitos pedagógicos de Estilo de Aprendizagem combinados com a Taxonomia de Bloom para classificar estatisticamente os alunos em um ou numa combinação de Estilo de Aprendizagem. Para isso é utilizado técnicas de aprendizagem de máquina por reforço.

O sistema criado por Dorça infere através de técnicas probabilísticas a que EA ou conjunto de EA o aluno está inserido. Para isso é atribuído ao aluno avaliações de desempenho (atividades) que ele deverá desenvolver e que é avaliado e classificado através de conceitos cognitivos em uma das 6 classes da taxonomia de Bloom que indica a evolução do aprendizado do aluno, onde no final o sistema recomenda Objetos de Aprendizagem (Recursos e Atividades) baseados em seleção estocástica baseada em combinações de EA. Esse trabalho se utiliza, de forma paralela de um sistema chamado de Sistemas Adaptativos e Inteligentes para Educação a Distância (SAIE) e não diretamente dentro da plataforma. Então, é preciso um trabalho paralelo de reconhecimento do EA do aluno, para se poder utilizar desses conhecimentos

dentro do AVA em uso.

Comparando os dois trabalhos, podemos destacar que o nosso trabalho associa os comportamentos dos alunos ao seu estilo de aprendizagem, isso quer dizer que cada estilo de aprendizagem apresentará uma série de procedimentos específicos que definirá os comportamentos característicos pertencentes a cada EA. Dessa forma, o EA do aluno será identificado de acordo com o seu comportamento dentro do AVA.

Um segundo trabalho que podemos destacar é o dos autores Silva et al. (2016), intitulado de “Modelo de Apresentação Adaptativa de Objetos de Aprendizagem baseada em Estilos de Aprendizagem”. Ele apresenta uma proposta de adaptação dos Objetos de Aprendizagem (OA) a serem criados pelo professor-autor de acordo com o EA do aluno com intuito de facilitar o aprendizado do aluno como também o trabalho do professor-autor. Para isso foi utilizado o Questionário (ILS - Index of Learning Styles) baseado na teoria de (FSLSM - Felder and Silverman learning Style Model), e relacionado as características de apresentação para os Objetos de Aprendizagem.

Nesse trabalho foram levantadas as características dos recursos que compõe um Objeto de Aprendizagem e rotulados em cada um dos tipos de EA de acordo com a classificação desenvolvida por Felder Silverman(1988), para isso os autores se basearam nos princípios da Teoria Cognitiva de Aprendizagem Multimídia (TCAM) de Mayer & Mayer (2005), pois segundo os autores, “Os princípios dessa teoria ajudam a evitar o uso inadequado de recursos nos mais variados formatos, que podem acarretar na distração e desmotivação do aluno no uso desse tipo de recurso, podendo causar insucesso no processo de aprendizagem.”

A partir daí os autores estabeleceram os parâmetros e atributos necessários para definição de um modelo OA baseado nos EA de Felder et al. (1988). Então, os recursos a serem usados pelo professor-autor nos seus conteúdos a serem abordados nos cursos mediados por tecnologias, vai depender dessa classificação dos AO baseado na classificação de EA desenvolvida por Felder et al. (1988).

Já o nosso trabalho, através dos algoritmos de aprendizagem de máquina utilizado, tiveram como objetivo identificar o EA padrão do aluno através do seu comportamento obtido através da interação do aluno com os recursos e atividades disposta no AVA, sem a necessidade de responder o questionário de avaliação de EA.

Um outro trabalho analisado foi o dos autores Silva (2017) que no seu artigo intitulado “*Sistemas Adaptativos e Inteligentes utilizando Dynamic Scripting*”, buscaram aprimorar o sistema SAIE desenvolvido na tese de doutorado de Dorça (2012), que propõe a substituição do componente de aprendizagem por reforço (AR) por uma adaptação do Dynamic Scripting (DS) que é uma técnica de aprendizagem de máquina online com objetivo de aumentar a velocidade de convergência do sistema e reduzir os problemas de aprendizagem (PA) consequência dos constantes ajustes a serem realizados pelo AR.

Resultados experimentais permitiram validar o uso da adaptação do DS em cenários de Estilos de Aprendizagem (EA) estáticos, em que o EA não se modifica durante as iterações do Sistema, e EA dinâmicos, em que o EA é modificado durante as iterações do sistema. Em testes com EA estáticos, a média de redução dos

PAs foi de 54.2

Constatou-se que é o mesmo trabalho de Dorça (2012) mudando apenas um componente do sistema, deixando-o mais rápido e menos susceptível a erros, no qual se diferencia do nosso trabalho pelo fato da detecção do EA do aluno ser feita diretamente de forma automática pelos algoritmos de aprendizagem de máquina que são executados no próprio ambiente de estudo através da detecção do EA padrão, através da interação com os recursos e atividades desenvolvidas no AVA

O trabalho dos autores Fasihuddin et al. (2014) apresenta uma proposta de um modelo adaptável para personalizar os ambientes de aprendizagem abertos com base no modelo de EA de Felder et al. (1988). O referido modelo consiste de dois agentes principais para executar suas funcionalidades, o agente de identificação que é responsável pela identificação dos estilos de aprendizagem dos alunos, monitorando os comportamentos dos alunos durante suas interações através da utilização dos objetos de aprendizagem (AO); e o agente de recomendação que é responsável por fornecer um apoio de navegação adaptável com base nos EA e preferências identificadas dos alunos.

Essa metodologia dos autores foi usada para cursos “*Massive Open Online Course*” - MOOCs, que são cursos livres e abertos sendo de curta duração que personaliza os ambientes de aprendizagem de acordo o EA identificado do aluno, então ele cria uma adaptação do ambiente MOOC conforme o EA do aluno. Então, para cada EA identificado existirá OA relacionados, no qual serão sugeridos aos alunos identificados com o mesmo EA.

Então, essa metodologia de trabalho desenvolvida pelos autores Fasihuddin et al. (2014) classifica os OA de acordo com as características de cada tipo de EA, fazendo com que cada OA pertença a um, ou mais de um, tipo de EA. Portanto, ao identificar o EA predominante do aluno pelo agente de identificação, o segundo agente que é o de recomendação, recomenda que OA o aluno deverá usar para desenvolver suas atividades na plataforma MOOC.

No nosso trabalho, os OA não são classificados de acordo com os tipos de EA. O nosso objetivo é identificamos o EA predominante de cada aluno através da sua interação com os recursos e atividades utilizadas pelo professor em uma sala de aula virtual gerida por um AVA. Portanto, a autonomia do professor é preservada, no qual o sistema inteligente informa a ele o EA predominante dos alunos e ele é que decide que ações deverá tomar no gerenciamento dos conteúdos a serem disponibilizados aos alunos da turma.

Outros dois trabalhos foram destacados no qual as teorias de EA, conhecidas no cenário acadêmico, não levaram a bons resultados por alguns motivos expostos por seus autores. O primeiro que podemos relatar é o trabalho das autoras An & Carr (2017), do “*Department of Education, Seoul National University, Republic of Korea*” and “*Department of Educational Psychology, University of Georgia, United States*”, respectivamente.

Em seu trabalho, intitulado “*Learning styles theory fails to explain learning and achievement: Recommendations for alternative approaches*”, as autoras revisaram os problemas identificados em relação a teoria dos EA e logo depois apresentaram

algumas abordagens alternativas que associadas ao conceito de EA poderá melhor explicar as diferenças individuais na aprendizagem, melhor explicando, a teoria dos EA, por si só, é incapaz de mensurar a melhor forma do aluno aprender, por que ela por si só não tem subsídios sólidos (consistentes) para essa tarefa.

As autoras iniciam com uma análise críticas de problemas levantados sobre a teoria dos EA, no qual é discutido três pontos: 1^a A falta de uma estrutura clara e explicativa sobre os EA; 2^a Problemas de mensuração dos EA; e 3^a A inconsistência na vinculação dos EA aos comportamentos dos alunos na realização das tarefas.

Dentre os problemas mensurados pelas autoras estão a falta de um embasamento teórico sólido, a carência de pesquisas que deem suporte e sustentação a teoria dos EA, a baixa confiabilidade e validade dos instrumentos de análise da teoria e a inconsistência na criação do vínculo do EA do aluno ao seu comportamento ao executar tarefas.

Um dos problemas descrito pelas autoras é citado por Sternberg (2001), que é a falta de interação entre os pesquisados dos EA, devido a existência de várias correntes teóricas sobre o assunto no qual cada uma tem sua própria estrutura conceitual distinta, deixando assim, o estudo sobre o assunto mais abstrato. Como também o fato é que os pesquisadores dos EA não consideram outros fatores como a teoria da cognição como fator preponderante no aprendizado do aluno.

Outro ponto descrito pelas autoras é que, para a teoria ser bem consistente ela deve explicar bem os processos comuns e os mecanismos que geram as preferências dos EA por parte do aluno, mas, em vez disso, as teorias dos EA tendem a definir as listas de preferências dos EA dos alunos sem explicar quais os mecanismos cognitivos, motivacionais e de personalidade que fundamentam essas preferências. Simplesmente os indivíduos tem essas características e não se explica o processo de desenvolvimento que define se o indivíduo pertence a um EA em detrimento ao outro.

Segundo as autoras, as teorias de EA tem problemas críticos com a forma de medição e definição dos EA dos indivíduos, pois usam ordenações de “*ranks*”, forçando assim a uma falsa dicotomia. Outro problema é que muitos instrumentos de medição de EA é feito através de questionários de auto relato que pode não ser uma medida validade de comportamento ou nível de habilidade valida, definindo assim uma baixa confiabilidade de validade para os instrumentos de medidas adotadas para os EA.

Em um segundo trabalho analisado, o autor Kirschner (2017) da “*Open University of the Netherlands, Netherlands*” and “*University of Oulu, Oulu, Finland*”, através do trabalho intitulado “*Stop propagating the learning styles myth*”, afirma existir uma grande diferença entre o modo que alguém prefere aprender e o que realmente leva a um aprendizado eficaz e eficiente e afirma ainda que uma preferência por como se estuda não é um estilo de aprendizagem, pois os chamados EA são baseados em tipos e classificam as pessoas em grupos distintos.

Nesse trabalho, o autor chama o conceito de EA na educação como sendo uma “lenda urbana” pois, de acordo com a essência da sua crítica, os conceitos de EA não apresentam um embasamento sustentável para as seguintes hipóteses: Que o aluno

realmente tem um certo EA característico; que o aluno está ciente que esse EA predominante dele é pessoal; e que o seu aprendizado completo depende primeiramente de instruções ideais de acordo com o seu EA dominante.

Para embasar o seu trabalho, o ator parte da suposição, que se fundamenta a base dos conceitos de EA que diz que os professores devem adotar o EA característico que o aluno diz ter, para poder otimizar de forma ideal o seu aprendizado, permitindo assim que o seu conhecimento se desenvolva plenamente e alcance ótimos resultados no processo de ensino e aprendizado.

O autor cita ainda o trabalho dos autores Kirschner & van Merriënboer (2013), no qual afirma que os EA mal classificam os aprendizes, pois a maioria dos estilos que foram definidos são baseados em tipos, pois o aluno não é atribuído a um estilo baseado em um conjunto de pontuações em diferentes dimensões, mas é classificado em grupo específico que em muitas vezes são exclusivos. Esse é o primeiro problema dessa classificação, pois pessoas não podem ser agrupadas em grupos específicos e distintos pois a maioria das diferenças entre pessoas, em qualquer dimensão, é gradual e não nominal.

Nesse sentido, o autor afirma que os proponentes do uso de estilos de aprendizagem tendem a desconsiderar isso e a usar critérios arbitrários, como uma mediana ou uma média em uma determinada escala, para designar uma pessoa a um estilo específico tentando rotular um aluno a um EA. No trabalho de Coffield et al. (2004), ele conseguiu identificar 30 diferentes EA dicotômicos na literatura mostrando que essa grande quantidade de dicotomias identificadas na literatura é algo que gera uma grande confusão conceitual sobre os EA.

Outro problema é citado no trabalho de Stahl (1999) que relata inconsistências e baixa confiabilidade nos testes para medição de reconhecimento dos estilos de aprendizagem que estão sendo usados. O método mais utilizado é o de auto relato, no qual através de questionários, o aluno nega ou afirma as questões expostas. No entanto, os autores Veenman et al. (2003) constataram que esse método é altamente duvidoso, pois os alunos não são capazes e ou não estão dispostos a relatar com sinceridade o que fazem ou o que pensam que fazem.

Além disso, segundo os autores Knoll et al. (2017), o método de auto relato é um mau preditor para definir a maneira como as pessoas aprendem com mais eficiência pois em muitas vezes, o que as pessoas preferem não é, por definição, o que é melhor para elas aprenderem. Em outras palavras, surge a dúvida a saber se os alunos sabem realmente o que é melhor para eles.

No seu trabalho, autor Clark (1982) realizou algumas meta-análises e constatou que os alunos que disseram preferir uma maneira particular de aprender normalmente não aprendiam melhor ou até se davam pior quando eram usados as suas preferências, constatando assim, que um método instrucional que, no qual corresponde à maneira como o aluno diz preferir aprender, se torna improdutivo ou até mesmo prejudicial para sua aprendizagem.

O autor concluiu que se o objetivo é definir instruções que levem em conta as diferenças entre os alunos, é melhor avaliar as habilidades cognitivas dos alunos em vez dos estilos de aprendizagem por que as habilidades cognitivas são melhores

preditoras para identificar como as pessoas aprendem com mais eficiência. Além disso, essas habilidades cognitivas devem ser objetivamente medidas em uma escala ordinal e de maneira objetiva, ao invés de auto relatos subjetivos que são usados para designar pessoas a tipos com base em um ou mais critérios arbitrários.

Para finalizar, o autor defende que no momento, não há base de evidência adequada para justificar a incorporação de avaliações de estilos de aprendizagem na prática educacional geral. Assim, o uso de recursos educacionais limitados, com é o caso dos EA, seriam melhor aplicados quando associado a outras práticas educacionais que se evidenciam no cenário educacional. ver (Coffield et al. 2004); (Pashler et al. 2008) e (Rohrer & Pashler 2012)

Através desses trabalhos apresentados, podemos constatar que a teoria dos EA tem muito ainda a ser estudada, pois quando se trata de maneira de aprendizado do ser humano, existe muitas variâncias que envolvem esse processo, não somente o comportamento do aluno em situação de aprendizado, mas também situações fisiologias, físicas e mentais, pois todas essas variâncias influenciam o comportamento do ser humano, fazendo com que em um certo momento ele pertença a um certa classificação de EA e em outro momento ele pertença a outra classificação de EA.

Capítulo 4

Metodologia

Neste capítulo apresentaremos as etapas da pesquisa adotado na confecção desse trabalho, relatando o método de abordagem adotada como também as fases do processo de pesquisa que cominou nessa tese de doutorado.

4.1 Método Científico

Segundo Aurélio (Ferreira 2004) podemos entender por método como sendo a maneira de proceder ou ainda como um processo racional para chegar ao conhecimento ou demonstração da verdade, ou ainda como um processo racional para se chegar a um determinado fim.

Em síntese, podemos entender por método como sendo o caminho, a forma e o modo de pensar que juntos formam um conjunto de processos ou operações mentais empregados na pesquisa de Prodanov & de Freitas (2013) Já o método científico é a adaptação do conceito anterior ao meio científico, ou seja, é um traço característico da ciência, que ordena o pensamento em sistemas e traça os procedimentos do pesquisador ao longo do caminho até atingir o objetivo científico preestabelecido. (Ferrari 1974).

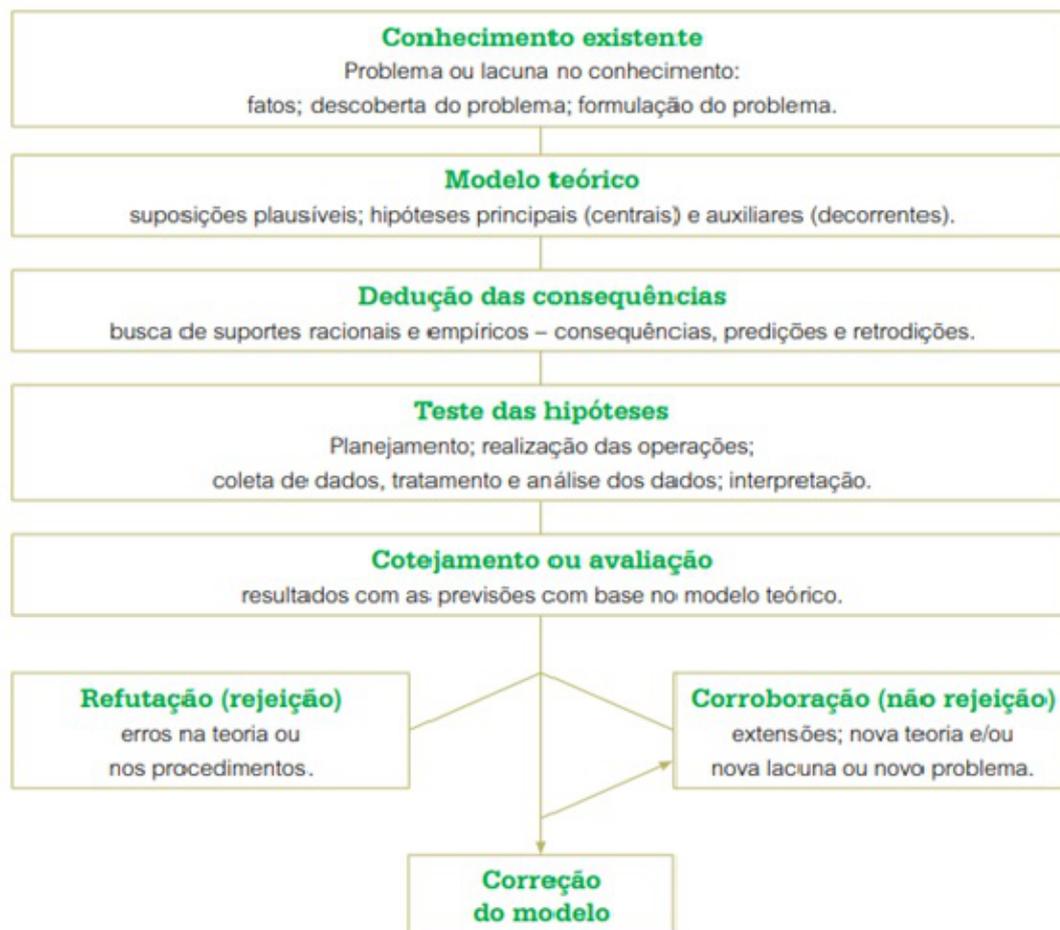
Segundo Gil (2008), esses métodos têm por objetivo prover aos pesquisadores as orientações necessárias para realização da pesquisa social, no que se diz respeito a obtenção, processamento e validação dos dados relacionados ao problema, objeto da investigação realizada e podem ser classificados como dedutivo, indutivo, hipotético-dedutivo, dialético e fenomenológico. Esta pesquisa utilizará o método hipotético-dedutivo, já que o trabalho partirá de um questionamento problema e caminhará para a obtenção da sua solução por meio de investigações hipotéticas com intuito de responder às questões de pesquisa descritas no item 1.2 dessa tese.

4.1.1 Método de abordagem Hipotético-dedutivo

A pesquisa científica, do tipo hipotético-dedutiva, tem o seu início através da formulação de um problema que deve ser apresentado de forma clara e precisa, com intuito de facilitar a criação de uma teoria de entendimento simples, como também a possibilidade de identificação de outros instrumentos e conhecimentos relevantes

ao problema, que ajudarão o pesquisador no desenvolvimento do seu trabalho. Em seguida, o pesquisador passa observar o comportamento da teoria por ele criado, na verdade essa é a fase de testes onde será observado o objeto da pesquisa. E por fim, a fase seguinte que é a formulação de hipótese, que deve expressar o que foi observado na fase anterior, como mostra a figura 4.1 (Prodanov & de Freitas 2013).

Figura 4.1: Fluxograma do método Hipotético-dedutivo



Fonte: (Prodanov & de Freitas 2013) – adaptado de (Lakatos & Marconi 2007)

Essas hipóteses formuladas são usadas para fazer previsões, os quais deverão ser confirmadas ou não através de testes ou observações mais minuciosas. De acordo com os resultados dos testes aplicados, as hipóteses podem ser modificadas, dando início a um novo ciclo, até que não haja mais anomalias entre o modelo criado e os experimentos realizados (Prodanov & de Freitas 2013).

Nesta tese foi utilizado o método hipotético-dedutivo por se tratar de uma pesquisa que teve como principal objetivo preencher uma lacuna no conhecimento científico da educação, mais precisamente na modalidade à distância e que teve seu início através de hipóteses as quais comunicou as principais questões da pesquisa:

- É possível identificar de forma automática, a partir das interações dos alunos

com o AVA, seus Estilos de Aprendizagem?

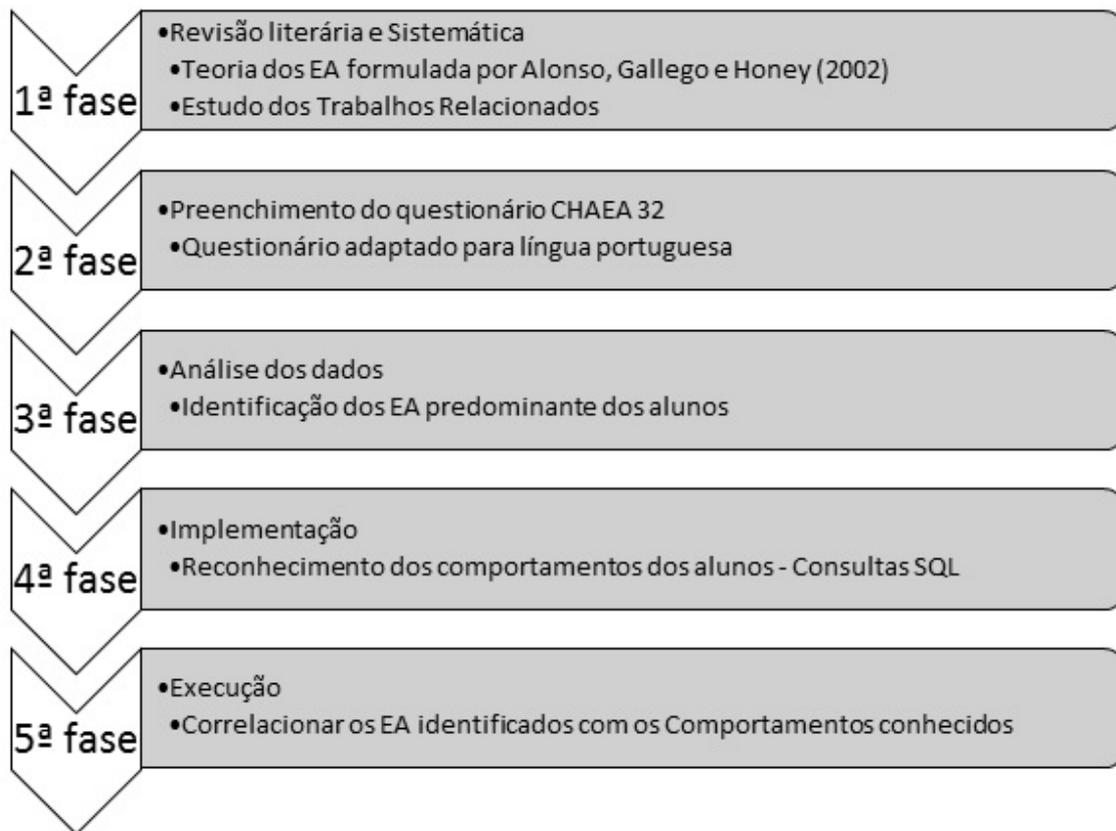
- Que técnicas poderiam ser desenvolvidas para identificar os EA dos alunos de cursos mediados por tecnologias em ambientes online, de modo que venha a aprimorar o trabalho do docente no AVA?

Através de inferências dedutivas conhecidas através da busca de resposta as questões citadas acima, chegamos a obtenção das respostas, fruto da obtenção do conhecimento objeto da pesquisa da referida tese.

4.2 Fases do Processo de Pesquisa

Com a indicação do método hipotético-dedutivo adotado, o trabalho foi dividido em 05 fases, como mostra a Figura 4.2, na qual a 1ª fase correspondeu a Revisão Literária (RL), seguido pela 2ª fase que foi a coleta dos dados através do questionário CHAEA 32, aplicado aos alunos das turmas que fizeram parte desta pesquisa. A 3ª fase foi a análise dos dados dos questionários visando identificar os EA predominantes de cada aluno. Na 4ª fase que foi a de implementação, foram realizadas na base de dados do AVA em uso várias consultas SQL - “*Structured Query Language*” com intuito de identificar os comportamentos dos alunos durante o acesso aos recursos e realização de atividades educacionais no ambiente e associá-los ao EA predominante já reconhecido. A 5ª fase e última foi a de execução onde se correlacionou os EA identificados como predominante dos alunos com seus comportamentos conhecidos junto a interação como o AVA.

Figura 4.2: Fases do processo de pesquisa.



Fonte: Próprio Autor

4.2.1 Revisão Literária

A primeira fase da pesquisa foi a revisão literária onde foi estudado a teoria dos EA formulada pelos autores Alonso et al. (2002) no qual os Estilos de Aprendizagem dos alunos são detectados através do preenchimento de um questionário com 80 questões, onde 20 questões são relativas a cada um dos quatro tipos de EA: Ativo, Reflexivo, Teórico e Pragmático e organizados de forma aleatória.

Para um melhor entendimento das questões descritas no formulário, foi adotado o trabalho “Estilos de Aprendizagem: O questionário CHAEA adaptado para língua portuguesa” dos autores Miranda & Morais (2008), do Instituto Politécnico de Bragança em Portugal que adaptaram o questionário CHAEA para uma versão na língua Portuguesa.

Visto que, se fosse publicado um questionário com 80 questões no Ambiente Virtual de Aprendizagem (AVA) nas turmas participantes da pesquisa, muito dos alunos participantes desistiriam de preencher o questionário alegando que perderiam muito tempo no preenchimento da atividade e renegariam em participar da pesquisa. Então, com intuito de melhor ainda mais a pesquisa e trazer resultados relevantes, adotou-se o trabalho de Vega & Patino (2013) intitulado “*CHAEA 32 simplificada: Propuesta basad em Análisis Multivariantes*” que apresenta uma forma simplificada

do questionário proposto por Alonso et al. (2002) baseado em um método estatístico de análise multivariada.

Na Tabela 4.1 é apresentada a relação das questões do formulário original CHAEA 80, sendo a numeração da questão exibida do lado esquerdo, em relação as questões do formulário simplificado, CHAEA 32, onde a numeração da questão está do lado direito, no qual podemos exemplificar que a questão 03 do questionário CHAEA 80 corresponde a questão 02 do questionário CHAEA 32 – 03|02.

Tabela 4.1: Relação dos dois questionários: CHAEA 80 e o CHAEA 32 – Simplificado.

ESTILO	Nº QUESTÕES	RELAÇÃO DAS QUESTÕES DOS DOIS QUESTIONÁRIOS (Original=80-32=Simplificado)								
			32	27-9	35-13	37-14	43-17	51-19	74-30	77-31
ATIVO	8		32	27-9	35-13	37-14	43-17	51-19	74-30	77-31
REFLEXIVO	7		18-5	19-6	31-10	32-11	63-25	69-27	70-28	
TEÓRICO	8		11-3	17-4	21-7	33-12	54-22	64-26	71-29	78-32
PRAGMÁTICO	9	1-1	24-8	38-15	40-16	47-18	52-20	53-21	56-23	57-24

Fonte: Próprio Autor.

4.2.2 Aplicação do Questionário CHAEA 32

A segunda fase do processo de pesquisa foi a aplicação do questionário CHAEA 32 simplificado aos alunos da instituição parceira, com objetivo de tornar o preenchimento mais prático e objetivo e menos cansativo por parte dos discentes que concordaram em participar da pesquisa.

A escolha da instituição parceira deu-se pelo fato de já trabalhar com EaD a muito tempo, utilizar um Ambiente Virtual de Aprendizagem próprio e ter um número de turmas consistente que possibilitasse uma amostra significativa para o trabalho de pesquisa.

O questionário CHAEA 32 simplificado, apresentado na Tabela 4.2, foi aplicado inicialmente em uma instituição de ensino superior, no qual participaram 650 alunos e em um segundo momento em outra instituição de ensino superior (Instituição 2), tendo essa uma participação de 1.250 alunos. Após a realização da limpeza dos dados inconsistentes, isto é, preenchimento incompleto ou falta de preenchimento das respostas dadas pelos alunos, chegou-se a um total final de 598 alunos para a Instituição 1 e 1.231 para a Instituição 2.

Apesar de ter se trabalhado com mais de uma instituição, para descrição da metodologia adotada na análise dos dados, usamos apenas os valores da Instituição 1.

Tabela 4.2: CHAEA simplificada com 32 questões e adaptadas para Português

Nº.	Itens	Níveis			
		1	2	3	4
1	Tenho fama de dizer o que penso claramente e sem rodeios.	1	2	3	4
2	Muitas vezes, atuo sem olhar às consequências.	1	2	3	4
3	Sou adepto(a) da autodisciplina, seguindo uma certa ordem, por exemplo, no regime alimentar, no estudo e no exercício físico, etc.	1	2	3	4
4	Prefiro as coisas estruturadas às desordenadas.	1	2	3	4
5	Preocupo-me em interpretar, cuidadosamente, a informação disponível antes de tirar uma conclusão.	1	2	3	4
6	Antes de fazer alguma coisa, analiso com cuidado as suas vantagens e inconvenientes.	1	2	3	4
7	Procuro, quase sempre, ser coerente com os meus princípios, seguindo critérios e sistemas de valores.	1	2	3	4
8	Gosto mais das pessoas realistas e concretas do que das idealistas.	1	2	3	4
9	A maior parte das vezes, expresso, abertamente, os meus sentimentos.	1	2	3	4
10	Sou cauteloso (a) na hora de tirar conclusões.	1	2	3	4
11	Prefiro contar com o maior número de fontes de informação, ou seja, quantos mais dados tiver, melhor.	1	2	3	4
12	Tendo a ser perfeccionista.	1	2	3	4
13	Gosto de enfrentar a vida de forma espontânea e não ter que planificar tudo previamente.	1	2	3	4
14	Sinto-me, pouco à vontade, com pessoas demasiado analíticas.	1	2	3	4
15	Avalio, com frequência, as ideias dos outros pelo seu valor prático.	1	2	3	4
16	Nas reuniões, apoio as ideias práticas e realistas.	1	2	3	4
17	Emito ideias novas e espontâneas nos grupos de discussão.	1	2	3	4
18	Apercebo-me, frequentemente, de outras formas melhores e mais práticas de fazer as coisas.	1	2	3	4
19	No meu dia a dia procuro novas experiências.	1	2	3	4
20	Quando ouço falar de uma ideia ou de uma nova abordagem, tento imediatamente encontrar aplicações concretas.	1	2	3	4
21	Penso que devemos chegar, o mais rapidamente possível, à ideia central dos assuntos.	1	2	3	4
22	Esforço-me sempre por conseguir conclusões e ideias claras.	1	2	3	4
23	Impaciento-me, quando me dão explicações irrelevantes ou incoerentes.	1	2	3	4
24	Verifico, sempre, com antecedência, se as coisas funcionam como deve ser.	1	2	3	4
25	Pondero sempre diversas alternativas, antes de tomar uma decisão.	1	2	3	4
26	É frequente eu tentar prever o futuro.	1	2	3	4
27	Costumo pensar, profundamente, sobre os assuntos e os problemas.	1	2	3	4
28	O trabalhar consciente enche-me de satisfação e orgulho.	1	2	3	4
29	Perante os acontecimentos, tento descobrir os princípios e as teorias que os fundamentam.	1	2	3	4
30	Sou com frequência umas das pessoas que mais animam as festas.	1	2	3	4
31	Costumo deixar-me levar pela minha intuição.	1	2	3	4
32	Se faço parte de um grupo de trabalho, procuro que se siga um plano e uma metodologia.	1	2	3	4

Fonte: (Vega & Patino 2013) – Adaptada para o Português através do trabalho de (Miranda & Morais 2008)

Associado ao questionário CHAEA 32, foi aplicado também outro questionário intitulado de Questionário Sócio Acadêmico (Figura 4.3), onde foram coletados dados sobre o curso no qual o aluno frequenta, semestre letivo frequentado no período do preenchimento das informações, grau de instrução do aluno, sexo, data de nascimento, grau de instrução do Pai e da mãe, endereço e tipo de escola em que estudou e se essa era pública ou privada.

Figura 4.3: Questionário Sócio Acadêmico.

Ficha de dados sócio acadêmico

Para facilitar a análise das características do grupo de trabalho, complete:

1. Curso: _____
2. Disciplina: _____
3. Semestre Letivo: _____
4. Grau de Instrução: Pós graduado; Superior; Médio; Médio técnico
5. Sexo: Feminino; Masculino
6. Grau de instrução do pai: _____
7. Grau de instrução da mãe: _____
8. Data de Nascimento: _____ Idade: _____
9. Endereço: _____
10. Cidade: _____ Estado: _____
11. Ensino Primário: Escola Pública; Escola Privada
12. Ensino Médio: Escola Pública; Escola Privada

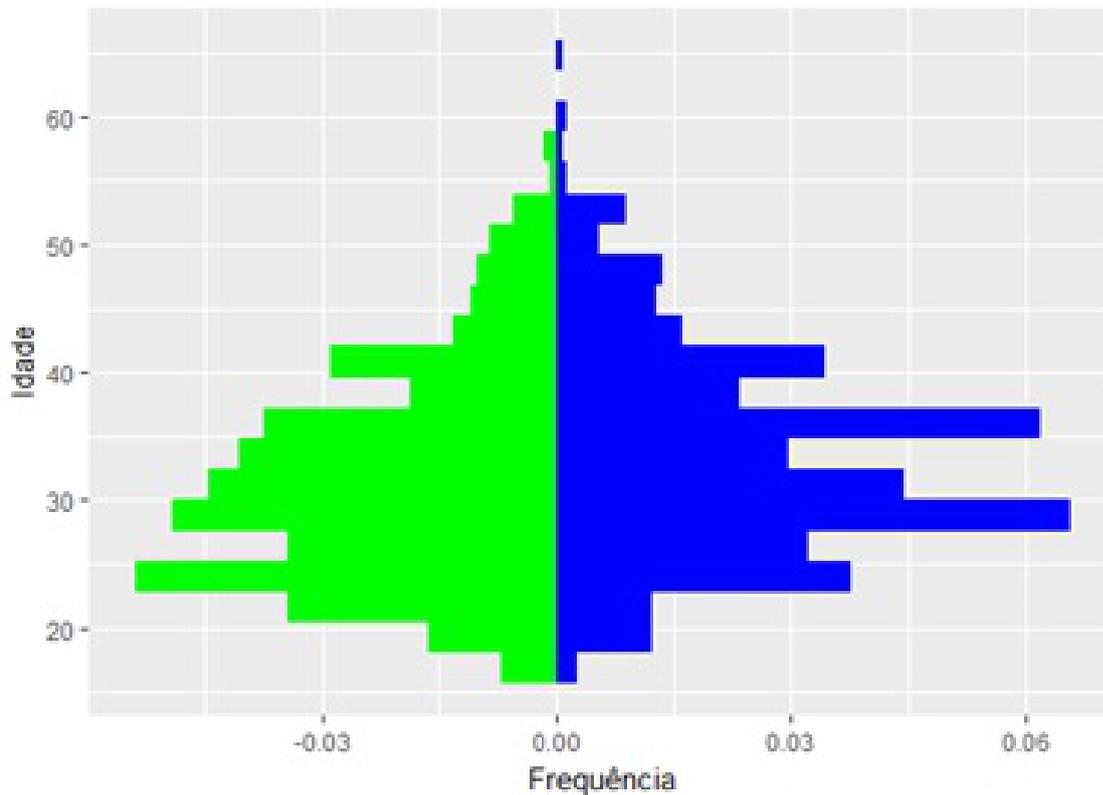
Fonte: Próprio autor

O referido questionário teve como objetivo trazer mais informações pertinentes dos participantes da pesquisa para poder correlacionar esses dados com os dados do questionário CHAEA 32. O gráfico da Figura 4.4 mostra a distribuição de idade por sexo dos alunos que responderam os questionários, onde podemos perceber que os respondentes apresentam idades que variam de 17 a 65 anos e que a idade média é de 31,86 anos para o sexo feminino, que se encontra do lado esquerdo na cor verde e de 33,73 para o sexo masculino que se encontra do lado direito na cor azul.

Segundo os autores (Miranda & Moraes 2008), o questionário exposto na tabela 4.2 foi elaborado com objetivo de identificar o estilo de aprendizagem característico de cada aluno participante, que pressupõe suas atitudes face ao processo de

aprendizagem. Para que as respostas as questões do questionário ficassem mais humanizadas, foi utilizado a escala de likert (Almeida & Freire 2000), que ao contrário dos questionários de perguntas fechadas de SIM ou NÃO, a escala de Likert nos permite medir e conhecer o grau de concordância do entrevistado com as afirmações propostas.

Figura 4.4: Histograma das idades em função do sexo dos respondentes.



Fonte: Próprio autor

A escala de *Likert* é muito útil para situações em que se precisa um detalhamento maior da opinião do entrevistado, fazendo com que as respostas não fiquem niveladas apenas as suas extremidades, mas possa também expressar posições intermediárias, ficando assim as quatro opções de escolha: 1 - “totalmente em desacordo”; 2 - “em desacordo”; 3 - “de acordo”; 4 - “totalmente de acordo”, permitindo assim que o entrevistado defina sua resposta de maneira mais maleável e sem dúvidas.

4.2.3 Identificação dos Estilos de Aprendizagem

A terceira fase do processo de pesquisa teve como objetivo a análise dos dados. Para isso, inicialmente, foi preciso identificar o EA de cada aluno através das respostas dadas ao questionário exposto na Tabela 4.2 e gabaritado as respostas de acordo com a relação descrita na Tabela 4.1, onde o aluno tinha as opções de 1 a 4 para assinalar. Ao final foi contabilizado quantas respostas de cada opção (1; 2; 3

e 4) cada aluno respondeu. Na Tabela 4.3 podemos tomar como exemplo o Aluno 01 que teve 0 respostas para opção 1; 4 respostas para opção 2; 18 respostas para opção 3 e 10 respostas para opção 4.

Tabela 4.3: Identificação do EA de cada aluno

Questões/Estudantes	Estudante 1	Estudante 2	Estudante 3	Estudante 4	Estudante 5
Questão 1 - Pragmático	4	1	3	4	4
Questão 2 - Ativo	2	4	3	1	2
Questão 3 - Teórico	3	1	2	1	2
Questão 4 - Teórico	4	3	1	4	3
Questão 5 - Reflexivo	3	3	2	4	3
Questão 6 - Reflexivo	3	4	2	4	4
Questão 7 - Teórico	3	4	1	4	4
Questão 8 - Pragmático	4	4	1	4	4
Questão 9 - Ativo	3	2	3	4	2
Questão 10 - Reflexivo	4	3	2	4	3
Questão 11 - Reflexivo	4	3	2	4	4
Questão 12 - Teórico	3	3	3	4	2
Questão 13 - Ativo	3	3	2	4	2
Questão 14 - Ativo	4	3	2	4	4
Questão 15 - Pragmático	3	3	2	4	3
Questão 16 - Pragmático	4	3	2	4	3
Questão 17 - Ativo	3	3	3	4	3
Questão 18 - Pragmático	3	3	2	4	3
Questão 19 - Ativo	3	3	1	4	3
Questão 20 - Pragmático	3	2	2	4	3
Questão 21 - Pragmático	4	3	1	0	3
Questão 22 - Teórico	4	3	1	4	3
Questão 23 - Pragmático	3	3	1	4	4
Questão 24 - Pragmático	3	2	2	4	4
Questão 25 - Reflexivo	3	3	1	4	4
Questão 26 - Teórico	2	3	4	4	2
Questão 27 - Reflexivo	3	3	3	0	3
Questão 28 - Reflexivo	4	3	2	4	4
Questão 29 - Teórico	3	3	3	4	3
Questão 30 - Ativo	2	3	4	4	1
Questão 31 - Ativo	2	3	3	4	2
Questão 32 - Teórico	3	3	3	4	3
Soma Respostas	32	32	32	30	32
Pontuação Ativo	22	24	21	29	19
Pontuação Reflexivo	24	22	14	24	25
Pontuação Teórico	25	23	18	29	22
Pontuação Pragmático	31	24	16	32	31
Porcentagem Ativo	68.75%	75.0%	65.62%	90.62%	59.38%
Porcentagem Reflexivo	85.71%	78.57%	50.0%	85.71%	89.29%
Porcentagem Teórico	78.12%	71.88%	56.25%	90.62%	68.75%
Porcentagem Pragmático	86.11%	66.67%	44.44%	88.89%	86.11%

Fonte: Próprio Autor.

Em alguns casos identificamos alguns alunos que assinalaram uma mesma resposta para todas as perguntas, como por exemplo, assinalou a opção “3” para todas as 32 questões. Esses alunos foram tratados de forma isolada, onde alguns deles foram descartados da pesquisa. Outra situação foi que alguns alunos responderam menos de 30 questões do questionário, os quais foram descartados, pois a identificação do seu EA seria comprometida.

Depois foi calculado a pontuação adquirida dos alunos para cada EA. Para isso, somou-se todo o escore das questões referentes ao estilo, então totalizou-se os valores das questões correspondentes ao estilo Ativo, Teórico, Reflexivo e Pragmático. Podemos tomar como exemplo a Pontuação Ativo do aluno 1 (Tabela 4.3) onde se chegou ao valor de 22 pontos (68,75%).

Para finalizar a pontuação e definição do EA predominante por participante, foi calculada a razão entre o número obtido por este e o maior valor correspondente para aquele estilo. Seguindo com o exemplo do parágrafo anterior, o aluno obteve 22 pontos, somando-se a pontuação de cada resposta dada para a classificação Ativo que, por sua vez, permite um valor máximo igual a 32 pontos, chegando na razão de 0,6875, ou seja, 68,75% de ativo. Desse modo, repetiu-se este mesmo procedimento para todos os quatro tipos de EA, no qual o que alcançar a maior porcentagem equivale ao EA predominante daquele aluno analisado, como mostra a Tabela 4.3.

No exemplo descrito na Tabela 03, podemos constatar que o Aluno 01 apresenta 86,11% de características do EA pragmático, 85,71% de reflexivo, 78,12% de teórico e 68,75% de ativo. Então podemos chegar a conclusão, baseado neste método, que o Aluno 01 tem predominância do EA pragmático.

Ao concluir essa etapa, constatamos que havia alunos com valores muito próximos em mais de um tipo de EA, então usamos outra técnica estatística, categorizando as pontuações dos tipos de EA obtidas pela resposta às perguntas do questionário CHAEA 32 pelos alunos em 5 categorias. Para cada tipo de EA foi atribuído uma categoria (1 a 5) que correspondia ao intervalo dos valores extraídos entre o menor e o maior valor encontrado nas amostras dos alunos para cada tipo de EA. Essa técnica foi a mesma utilizada por Honey (1986) e seguida por Alonso & Gallego (2000) na qual se define para cada tipo de estilo uma correspondência de faixa de valores que se baseia nas pontuações fornecidas pela amostra dos alunos respondentes do questionário.

As categorizações das faixas dos tipos de EA ficaram definidas com o percentual de 10% das amostras dos valores mais altos, classificados como nível “Muito Alto” de preferência, as 20% seguintes integram as amostras classificadas como nível “Alto”, as 40% subsequentes, classificadas como nível “Moderada”, as próximas 20% são classificadas como nível “Baixo” e, concluindo, as com 10% restantes, classificadas como nível “Muito Baixo” de predominância, como é mostrado nas tabelas 4.4 e 4.5.

Após a análise dos dados colhidos pela amostra dos 598 alunos, chegamos a cinco categorias de Estilos de Aprendizagem onde, como exemplo, podemos destacar os alunos que obtiveram pontuação no intervalo de 30 a 32 pontos para ativo, tendo a probabilidade muito alta de apresentar o EA do tipo ativo como predominante, como mostra a Tabela 4.4.

Tabela 4.4: Categorização dos Estilos de Aprendizagem – 5 categorias

	Ativo	Teórico	Reflexivo	Pragmático
Pontuação Máxima	32	32	33	36
Pontuação Mínima	8	8	7	9
1.Muito Alta – 10%	26.....32	31.....32	27.....33	32....36
2.Altíssima – 20%	23.....25	27.....30	24.....26	29....31
3.Moderada – 40%	18.....22	22.....26	20.....23	23....28
4.Baixa – 20%	15.....17	19.....21	16.....19	21....22
5.Muito baixa – 10%	8....14	8....18	7....15	9....20

Fonte: Próprio Autor.

A partir desta classificação, fizemos uma nova filtragem. Eliminou-se os registros cujas categorias em todos os estilos apresentassem somente os valores 5 (Muito Baixa), 4 (Baixa) ou 3 (Moderada) ou a combinação entre eles. Eliminou-se com isso 23 registros. A Tabela 4.5 mostra a situação do aluno 5 que teve a classificação baixa para dois dos quatro EA e moderada para os outros dois, ficando assim classificado como EA Indefinido.

Tabela 4.5: Exemplo de como ficou a classificação dos alunos

Aluno	Situação Ativo	Situação Teórico	Situação Reflexivo	Situação Pragmático	Estilo de Aprendizagem do Aluno
Aluno 1	Moderada	Alta	Muito Alta	Alta	Reflexivo
Aluno 2	Moderada	Muito Alta	Alta	Alta	Teórico
Aluno 3	Moderada	Moderada	Alta	Alta	Reflexivo-Pragmático
Aluno 4	Moderada	Alta	Alta	Moderada	Teórico-Reflexivo
Aluno 5	Moderada	Moderada	Baixa	Baixa	Indefinido
Aluno 6	Baixa	Baixa	Baixa	Baixa	Indefinido
Aluno 7	Alta	Alta	Alta	Alta	Ativo-Teórico-Reflexivo-Pragmático
Aluno 8	Moderada	Moderada	Alta	Alta	Reflexivo-Pragmático
Aluno 9	Moderada	Alta	Alta	Muito Alta	Pragmático
Aluno 10	Moderada	Alta	Alta	Moderada	Teórico-Reflexivo

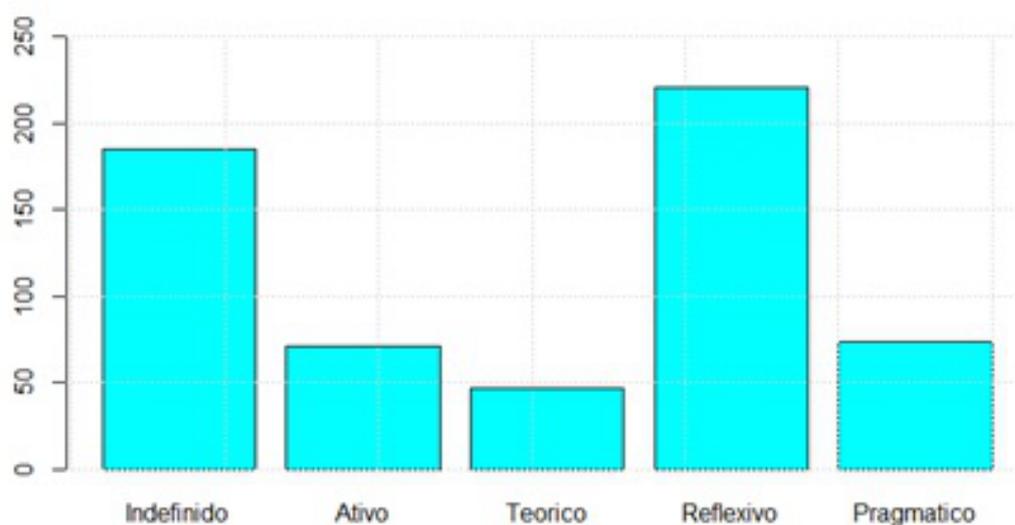
Fonte: Próprio Autor.

De acordo com a Tabela 4.4, só permaneceram na classificação dos EA os alunos que se apresentaram com EA entre as categorias 1 (Muito Alta) ou 2 (Alta). No qual constatou-se outro problema que foi a identificação de alunos pertencentes a mais uma classe de EA. Para se resolver isso, observou-se as porcentagens descritas na Tabela 4.3 para identificar o maior valor entre os que ficaram com a categorização empatada na Tabela 4.5. Então, em caso de empate, podemos tomar como exemplo o Aluno 3 que apresentou classificação Alta para os estilos Reflexivo e Pragmático

foi observado as porcentagens correspondente desses dois estilos na Tabela 4.3 onde observou-se o valor de 50% para o estilo reflexivo e 44,44% para o estilo pragmático, definido assim, o aluno 3 como estilo reflexivo predominante e finalizando assim a identificação dos EA dos alunos.

Após a categorização da situação dos EA, a figura 4.5 apresenta as quantidades de alunos e seus respectivos estilos de aprendizagem dominantes. Há uma maior concentração no estilo reflexivo, o que torna a base de dados muito desequilibrada. Essa concentração pode ser atribuída há diversos fatores, um deles é o fato do questionário apresentar para esses estilos de aprendizagens perguntas em que parece haver mais dificuldade do aluno responder negativamente, como por exemplo a questão 05 (Preocupo-me em interpretar, cuidadosamente, a informação disponível antes de tirar uma conclusão?), como também a questão 06 (Antes de fazer alguma coisa, analiso com cuidado as suas vantagens e inconvenientes?) e a questão 10 (Sou cauteloso (a) na hora de tirar conclusões?). A negação dessas perguntas parece assumir que o aluno tem pouco cuidado na tomada de decisão, que é uma característica indesejada para um estudante.

Figura 4.5: Distribuição dos Estilos de aprendizagem dos 598 alunos.



Fonte: Próprio autor

Na Tabela 4.6 são apresentadas as quantidades de respostas às perguntas relativas ao estilo de aprendizagem reflexivo, que são 1, 2, 3 e 4, na escala “Linket” (Almeida & Freire 2000). Percebe-se que há uma grande concentração de respostas nas opções 3 e 4 (92,50%).

Tabela 4.6: Respostas as questões relativas ao estilo Reflexivo

Perguntas	Não respondeu	Resposta 1: "totalmente em desacordo"	Resposta 2: "em desacordo"	Resposta 3: "de acordo"	Resposta 4: "totalmente de acordo"
05	2	3	30	275	288
06	1	7	44	272	274
10	0	7	56	363	172
11	1	4	25	283	285
25	2	6	47	399	144
27	2	9	62	298	227
28	2	8	11	251	326
Total	10	44	275	2141	1716
Percentual	0,24	1,05	6,57	51,15	40,99

Fonte: Próprio Autor.

4.2.4 Identificação dos Comportamentos

A quarta fase do processo de pesquisa foi a identificação dos comportamentos dos alunos pertencentes as turmas selecionadas para fazerem parte da pesquisa. Para isso foi preciso acessar algumas Tabelas da base de dados do Ambiente Virtual de Aprendizagem em uso, onde fica armazenado todo contexto histórico de acesso e interação dos alunos da modalidade EaD dos cursos mediados por tecnologias em Ambientes online. Tudo isso com objetivo de colher informações de comportamento dos mesmo na plataforma.

Para conhecer esses comportamentos, foi realizado várias consultas em código SQL – (*Structured Query Language*) na base de dados do Moodle que tinha como objetivo captar a interação do aluno com a plataforma através do seu acesso aos recursos e as atividades realizadas no transcorrer do curso/disciplina em análise (Figura 4.6).

Figura 4.6: Exemplo do código SQL – Número de postagem no fórum por disciplina.

```

left outer join
/^ NUMERO DE POSTAGENS POR ALUNO NA DISCIPLINA X ^/
(select a.id, count(*) as "Nº postagens no forum"
from Tabela_alunos a
inner join mdl_forum_posts f on a.id = f.userid
inner join mdl_forum_discussions fd on fd.id = f.discussion and
a.curso id = fd.course
where f.created between 1518998399 and 1531007999
group by a.id) as num_postagens
on num_postagens.id = Tabela_alunos.id

```

Fonte: Próprio autor

Em cada consulta realizada, era retornado valores correspondentes ao comportamento de cada aluno de acordo com sua interação com o AVA através da realização

de alguma atividade ou acesso a algum recurso, como por exemplo o número de mensagens postadas pelo aluno durante o transcorrer do curso, no qual é mostrado na Tabela 4.7.

Conhecido como cada aluno se comporta ou ainda, como ele reage ao estímulo dos professores através de recursos e atividades disponibilizados no AVA, chegou-se ao conhecimento do padrão de comportamento individual de cada um deles.

Tabela 4.7: Variáveis de Comportamento dos alunos na interação com o AVA.

Resposta 4: “totalmente de acordo”

Alunos	qtd aces- sos pa- gina	qtd aces- sos pasta	qtd aces- sos ar- quivo	qtd de aces- sos url	num aces- sos por curso	num men- sagens envia- das	qtd aces- sso tarefa	qtd aces- sos forum	qtd aces- sos ques- tiona- rio
Aluno 1	0	2	34	9	220	35	26	13	101
Aluno 2	4	13	87	2	392	33	82	18	429
Aluno 3	10	7	10	0	133	30	6	42	5
Aluno 4	0	0	17	6	35	8	11	6	2
Aluno 5	6	12	1	6	148	22	41	72	2
Aluno 6	0	13	146	1	372	13	57	1	1171
Aluno 7	7	8	80	3	417	11	85	60	658
Aluno 8	0	2	24	0	97	32	22	37	2

Fonte: Próprio Autor.

Identificou-se o número de acesso ao curso, a quantidade de mensagens enviadas, a quantidade de acessos aos recursos pasta, página, arquivo e URL – “*Uniform Resource Locator*”, também identificamos a quantidade de acesso às atividades tarefa, questionário e fórum.

Após conhecer o comportamento de cada aluno no AVA ao interagir com os recursos e atividades da plataforma, juntamente com a identificação dos EA de cada um deles, partimos para a quinta e última fase do processo de pesquisa que foi a avaliação da relação entre esses dois parâmetros do aluno.

4.2.5 Aplicação dos Métodos

Rede Neural

O primeiro método implementado foi a Rede Neural (RN), onde alocamos todos os dados colhidos dos alunos que configuraram seus comportamentos no AVA juntamente com o seu EA identificado. Optou-se pela Rede Neural Multicamada por tratar-se de um algoritmo de aprendizagem de máquina supervisionado, aplicado a problemas de dados não lineares (Haykin 2007).

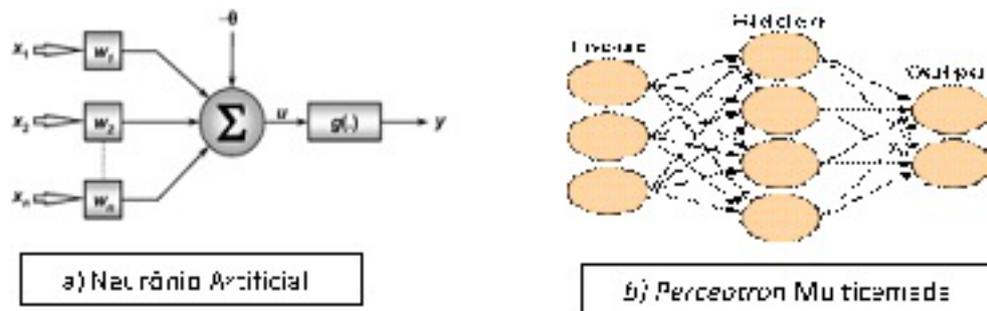
O algoritmo foi desenvolvido, utilizando a biblioteca de aprendizado de máquina de código aberto para a linguagem de programação Python: *Scikit-learn* (Pedregosa et al. 2011). Essa biblioteca foi escolhida por fornecer ferramentas simples e eficientes

para mineração e análise de dados, como por exemplo, a classe *MLPClassifier* que implementa um Perceptron Multicamada utilizando o algoritmo de aprendizado de retropropagação do erro (Pedregosa et al. 2011).

A “*Perceptron of Multiple Layers*” – MLP, ou Rede de múltiplas camadas é uma rede neural semelhante ao perceptron que é uma rede mais simples, mas se difere por possuir mais de uma camada de neurônios e também por usar o algoritmo da retropropagação de erro (Haykin 2007).

Assim como nos neurônios biológicos, os neurônios de uma MLP ou de uma rede Perceptron simples são ligados entre si por sinapses e pesos. A Figura 4.7 mostra-se a representação de um neurônio artificial ou Perceptron simples (entradas, pesos, limiar de ativação, combinador linear e a representação da função de ativação) e o Perceptron Multicamada (com três neurônios na camada de entrada, quatro na camada escondida e duas na de saída), respectivamente.

Figura 4.7: Neurônio Artificial e Perceptron Multicamadas.



Fonte: (Haykin 2007)

Sabendo que a padronização dos dados é um requisito comum para os algoritmos de aprendizagem de máquina, não se pode deixar de comentar que os dados, antes de processados pela Rede Neural, foram também normalizados. Para isso, foi utilizado um módulo (*preprocessing*) da biblioteca *scikit-learn* que disponibiliza algumas classes de normalização e padronização de dados como a *MinMaxScaler*, a *StandardScaler* e a *RobustScaler*.

- *MinMaxScaler*: esta classe pega todas as entradas e subtrai pelo menor valor correspondente e divide pela diferença entre o menor e maior valor da respectiva entrada (Pedregosa et al. 2011);
- *StandardScaler*: esta outra classe, implementa o cálculo da média e o desvio padrão de um conjunto de dados de treinamento (Pedregosa et al. 2011);
- *RobustScaler*: e por último, esta classe remove outliers (valores atípicos), retirando a mediana e dimensionando os dados de acordo com o intervalo de quantil (Pedregosa et al. 2011).

Ao implementar os algoritmos optou-se por utilizar, para avaliar os resultados da classificação, a acurácia e a matriz de confusão. No entanto, pouca variação na

rede neural foi notada ao se utilizar cada uma dessas classes individualmente. A Tabela 4.8 mostra o resultado médio, após realizações da rede neural. Na qual, a acurácia média foi de 20%.

Tabela 4.8: Matriz de confusão do resultado médio da Rede Neural multicamadas.

Predito/Esperado	Indefinido	Ativo	Teórico	Reflexivo	Pragmático
Indefinido	8,23%	1,63%	0,88%	10,12%	14,13%
Ativo	2,33%	0,92%	0,32%	4,45%	5,32%
Teórico	2,37%	0,78%	0,23%	3,07%	3,55%
Reflexivo	6,07%	2,63%	0,97%	10,48%	14,85%
Pragmático	1,42%	0,23%	0,13%	2,48%	2,40%

Fonte: Próprio Autor.

Esse resultado mostra que a rede neural não conseguiu encontrar um modelo que permitisse relacionar os dados do comportamento com os estilos de aprendizagem. Apesar do potencial de generalização de classificação da RN, os dados de comportamento obtidos no AVA não foram suficientes para realizar tal classificação.

Análise de Correlação

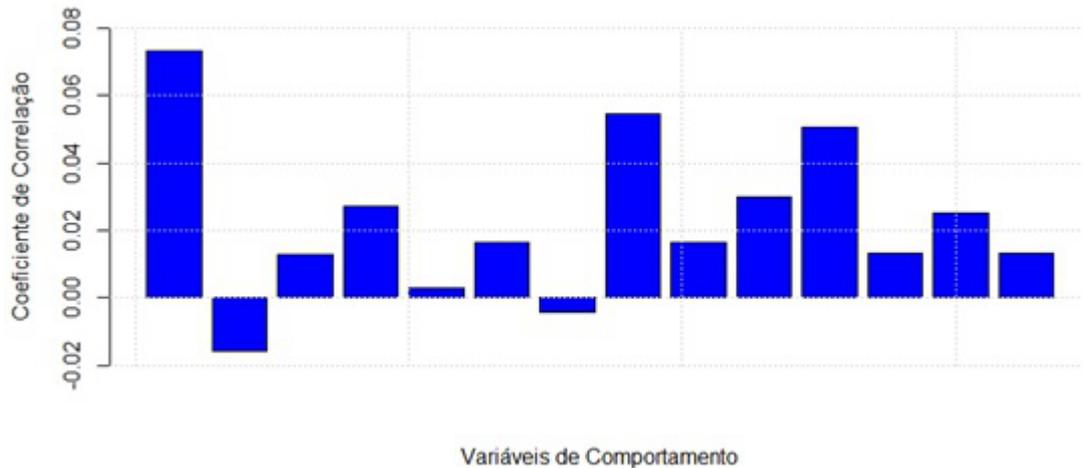
Para uma melhor compreensão do relacionamento que está sendo criado entre as diferentes variáveis geradas, utilizamos o método estatístico de correlação linear de Pearson que corresponde a um coeficiente a ser encontrado que revela um grau de relação entre duas variáveis quantitativas e exprime o grau de correlação através de valores situados entre -1 e 1. (Morettin & BUSSAB 2017).

Quando o coeficiente de correlação se aproxima de 1, nota-se um aumento no valor de uma variável quando a outra também aumenta, ou seja, há uma relação linear positiva e quando o coeficiente se aproxima de -1, também é possível dizer que as variáveis são correlacionadas, mas nesse caso quando o valor de uma variável aumenta o da outra diminui, sendo essa chamada de correlação negativa ou inversa.

Um coeficiente de correlação próximo de zero indica que não há relação entre as duas variáveis, e quanto mais eles se aproximam de 1 ou -1, mais forte é a relação. A Figura 4.8 apresenta o valor do coeficiente de correlação linear de Pearson que buscou a correção entre as variáveis de comportamento e os EA dos alunos.

De acordo com os resultados apresentados na Figura 4.8, percebemos que como todas as variáveis apresentam baixa correlação linear com os EA, essas variáveis não são boas preditoras para o estilo de aprendizagem. A maior correlação foi encontrada na variável “quantidade de acesso a página”, cujo valor foi 0,073.

Figura 4.8: Correlação entre as variáveis de comportamento e os EA.

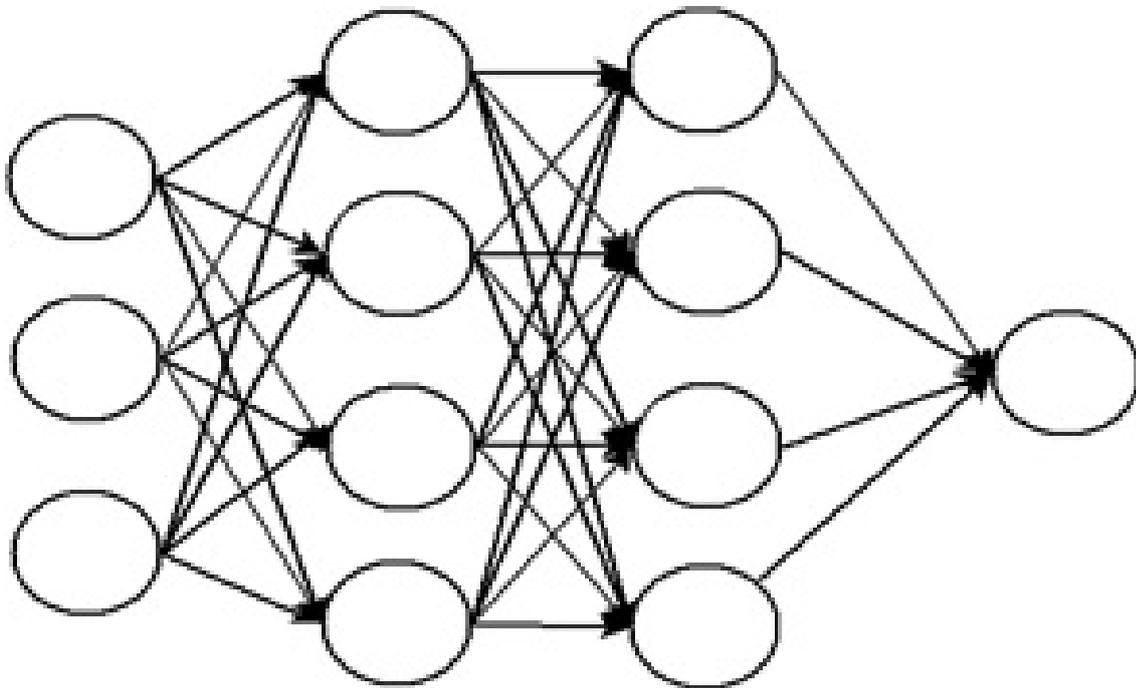


Fonte: Próprio Autor.

Apesar do baixo valor de correlação entre as variáveis, foi feita a tentativa de ajustar um modelo de regressão linear múltipla aos dados. Aplicando o método “stepwise” (Montgomery et al. 2012) para seleção de variáveis, observamos que nenhuma das variáveis é significativa para o modelo de regressão múltipla, uma vez que o modelo sugerido é composto apenas pela constante. O coeficiente de determinação (R^2) para a regressão linear múltipla incluindo todas as variáveis vale 0,01339, valor muito baixo, o que concorda com o resultado apresentado na Figura 4.8.

A partir dos resultados, sugerimos um método que possa captar relações não lineares, se existirem, entre as variáveis. Utilizamos, então, o modelo de redes neurais artificiais. O modelo “multi layer perceptron” - (MLP) permite encontrar uma aproximação para uma função contínua arbitrária, inclusive não linear (Haykin 2007). A Figura 4.9 apresenta um modelo de MLP que apresenta três neurônios na camada de entrada e duas camadas escondidas, além da camada de saída com um único neurônio.

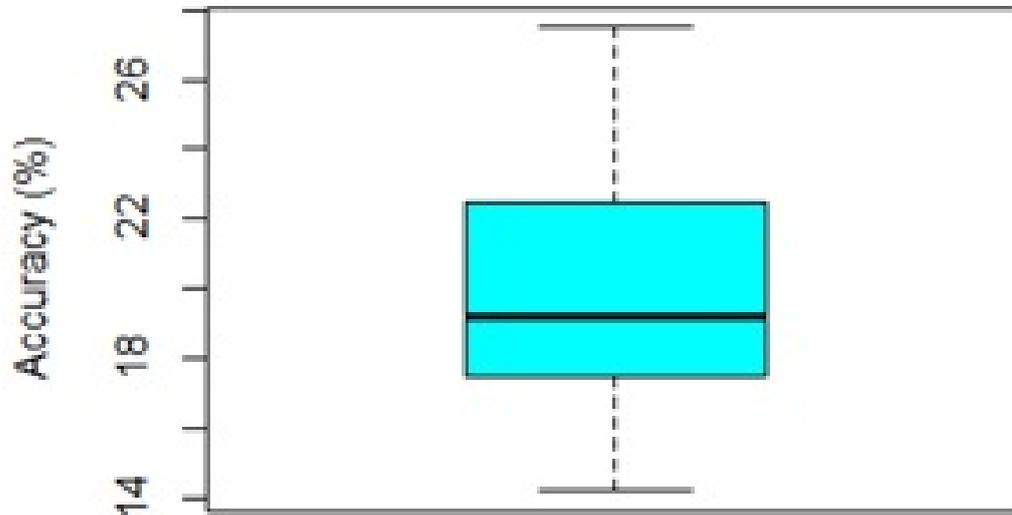
Figura 4.9: Diagrama de uma rede Neural tipo MLP.



Fonte: Próprio Autor.

Foram realizadas 100 rodadas da rede neural, usando 70% dos dados para treinamento e 30% para teste, separados aleatoriamente a cada rodada. A MLP treinada possui 13 neurônios de entrada, um para cada variável, duas camadas ocultas com 10 neurônios cada e 5 neurônios na camada de saída. Cada neurônio na camada de saída representa o pertencimento do indivíduo à um dos estilos de aprendizagem. A Figura 4.10 mostra o gráfico de “boxplot” dos resultados das 100 rodadas em termos de acurácia.

Figura 4.10: Boxplot da acurácia das 100 rodadas da Rede Neural.

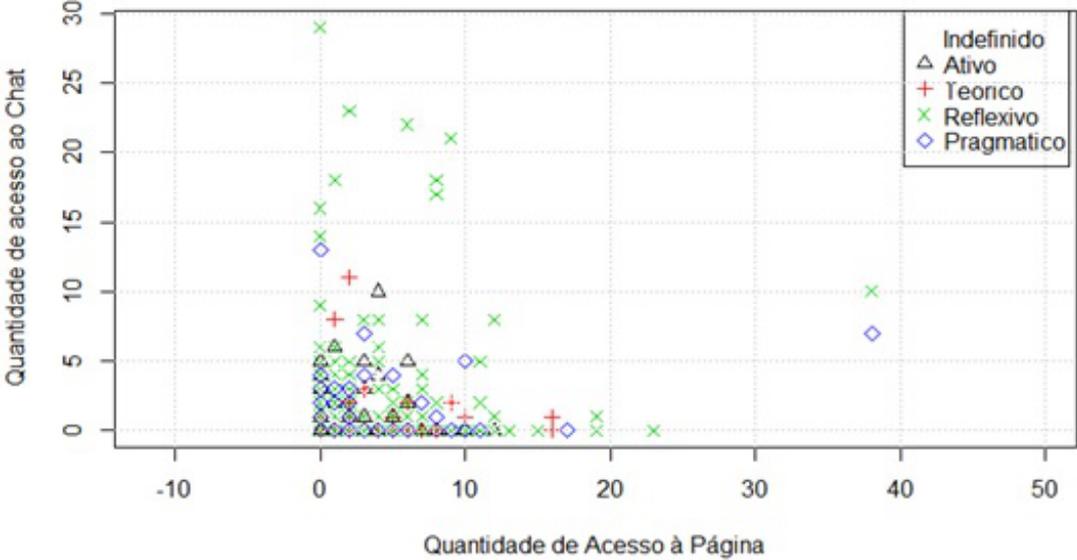


Fonte: Próprio Autor.

Pode-se observar na Figura 4.10 que a acurácia não apresentou bons resultados e seu valor variou entre 14,17% e 27,5%, sendo 19,70 a média. Isso mostra que a Rede Neural não conseguiu estabelecer um modelo que permitisse adequar os dados, ou seja, um modelo que pudesse indicar o Estilo de Aprendizagem do aluno em função das variáveis de comportamento utilizadas.

A Figura 4.11 mostra o gráfico de pontos que relaciona as variáveis “quantidade de acesso a página” e “quantidade de acesso ao chat” para cada uma das cinco categorias de estilos de aprendizagem. Percebe-se que não há evidências de correlação entre os grupos, ou seja, não apresentam qualquer padrão aparente, conforme sugere o resultado obtido pela MLP.

Figura 4.11: Diagrama de dispersão entre duas variáveis de comportamento.



Fonte: Próprio Autor.

Capítulo 5

Análise dos Resultados

Neste capítulo apresentaremos os resultados obtidos nesse trabalho de pesquisa, através das metodologias adotadas no capítulo anterior.

5.1 Análise de dados dos alunos da Instituição 1

Os dados gerados pelos experimentos realizados com os alunos da Instituição 1, no qual se concentram alunos de cursos técnicos e cursos superiores na modalidade EaD, em sua maioria serviram de exemplo para demonstrar todo o procedimento metodológico usado no desenvolvimento desta tese.

Complementando as informações a serem analisadas e comparadas entre as duas instituições podemos destacar que, para o conjunto de estudantes respondentes do questionário observou-se dez variáveis de comportamento, conforme mostra a tabela 5.1, onde identificamos três parâmetros relacionados ao acesso que foram comparados com os coletados na Instituição 2. Em função das escalas das variáveis definidas para a Instituição 1 serem muito diferentes, o gráfico único contendo os boxplot's dessas variáveis não foi adequado a sua geração.

Tabela 5.1: Acessos das variáveis de comportamento da Instituição 1

Variável	Qtd Mínima de acesso	Qtd Máxima de acesso	Média	Mediana	Desvio padrão
qtd_de_acessos_pagina	0	38	2,648	1	4,3608
qtd_de_acessos_pasta	0	77	7,116	3	10,5429
qtd_de_acessos_arquivo	0	419	68,74	49	63,7242
qtd_de_acessos_url	0	129	10,69	4	16,9337
Num_de_acesso_por_curso	0	65601	8542	5859	8485,157
qtd_mensagens_enviadas	0	11328	110,3	0	566,9461
qtd_de_acessos_livro	0	27	0,6859	0	2,4245
qtd_acessos_ao_chat	0	92	5,554	3	8,5008
qtd_mensagens_chat	0	354	4,172	0	18,746
qtd_acessos_wiki	0	31	0,5372	0	2,2011

Fonte: Próprio Autor.

Em relação a mesma Instituição, foram realizadas 200 rodadas da rede neural, kmeans e regressão logística, com a utilização de um conjunto de teste extraído aleatoriamente da base de dados (70% dos dados), observou-se os seguintes resultados médios em termos de acurácia apresentados na tabela 5.2.

Tabela 5.2: Comparação dos resultados dos algoritmos da Instituição 1

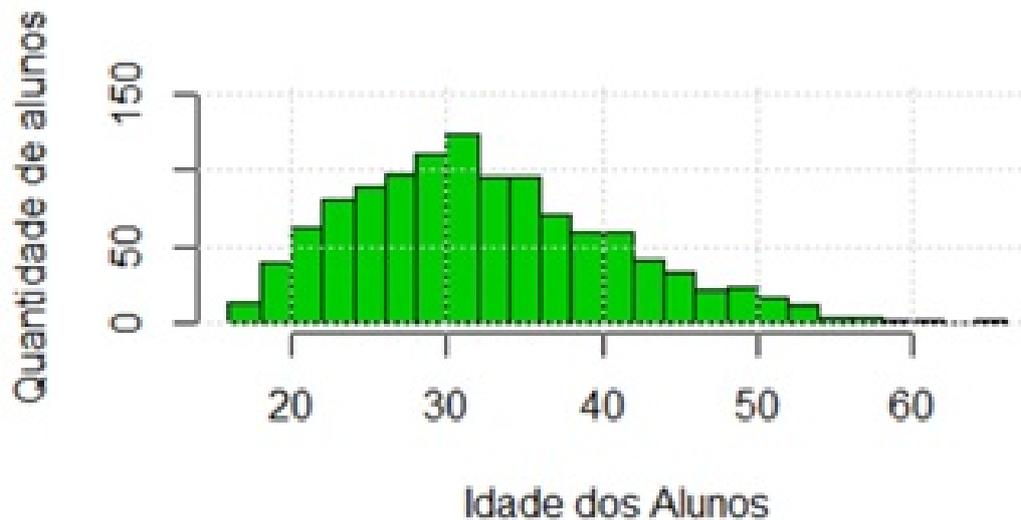
Algoritmo	Acurácia	Desvio Padrão
MLP	22,26 %	4,95%
Kmeans	29,84%	12,05%
SVM	34,90%	9,88%
Regressão Logística	24,19%	9,85%

Fonte: Próprio Autor.

5.2 Análise de dados dos alunos da Instituição 2

Foi realizado um experimento com os alunos da Instituição 2, na qual se concentram os alunos de cursos superiores realizados na modalidade educação à distância. O Questionário CHAEA-32 foi disponibilizado para todos os alunos com matrícula ativa no semestre letivo de 2018.2. A adesão ao questionário foi facultativa e obteve-se, após 6 meses, resposta de 1250 alunos, destes 578 (45,24%) eram do sexo feminino e 672 (53,76%) do sexo masculino. A Idade média dos respondentes era de 32,86 anos. A Figura 5.1 mostra o histograma das idades dos alunos que responderam o questionário, a maior parte está entre 20 e 50 anos.

Figura 5.1: Fluxograma do método Hipotético-dedutivo



Fonte: Próprio Autor

Para o conjunto de estudantes respondentes do questionário, pertencentes a Instituição 2, foi possível identificar apenas quatro variáveis de comportamento, conforme mostra a tabela 5.3, onde foi trabalhado os mesmos três conceitos estatísticos de média, mediana e desvio padrão usados na análise dos dados da Instituição 1.

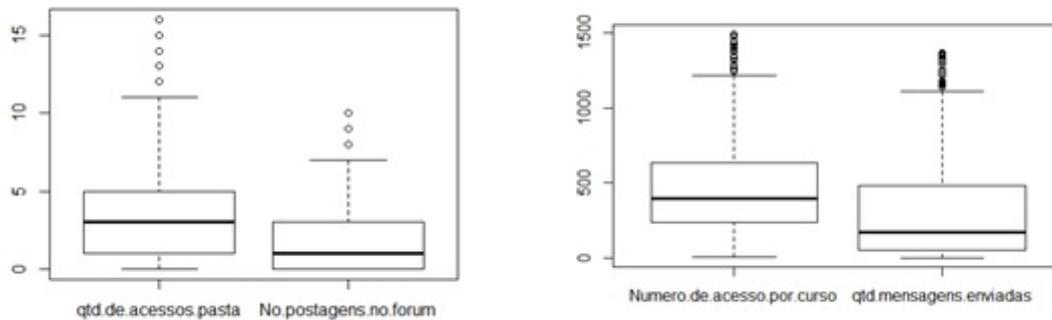
Tabela 5.3: Acessos das variáveis de comportamento da Instituição 2

Variável	Qtd Mínima de acesso	Qtd Máxima de acesso	Média	Mediana	Desvio padrão
qtd.de.acessos.pasta	0	16	3,691	3	3,46
Num.de.acesso.por.curso	4	1493	473,6	394	321,5
Num.postagens.no.forum	0	10	2,068	1	2,56
qtd.mensagens.enviadas	0	1367	312,7	172	340,47

Fonte: Próprio Autor.

A Figura 5.2 mostra o gráfico de “boxplot” das variáveis de comportamento utilizadas. Devido a diferença de escalas as variáveis foram colocadas em escalas diferentes.

Figura 5.2: Boxplot das variáveis de comportamento utilizadas.



Fonte: Próprio Autor

Em relação a Instituição 2, foram também realizadas 200 rodadas da rede neural, kmeans e regressão logística, com a utilização de um conjunto de teste extraído aleatoriamente da base de dados (70% dos dados), observou-se os seguintes resultados médios em termos de acurácia apresentados na tabela 5.4.

Tabela 5.4: Comparação dos resultados dos algoritmos da Instituição 2

Algoritmo	Acurácia	Desvio Padrão
MLP	17,70%	2,55%
Kmeans	22,65%	8,75%
SVM	36,40%	4,41%
Regressão Logística	34,90%	6,71%

Fonte: Próprio Autor.

Esses resultados mostram que, a base não apresenta dados que possibilitem encontrar um modelo que relacione as variáveis de comportamento e os estilos de aprendizagem, no qual podemos descrever através das técnicas adotadas as possíveis causas para essa falta de relacionamento.

5.3 Resultados da Rede Neural

Através da execução da Rede Neural por diversas vezes chegou-se à conclusão que alguns elementos precisam ser revistos para que possa ser elaborado um modelo. Tomamos como exemplo, as variáveis de comportamento que são quantidades, mas poderiam ser notas das atividades, tempo de resposta aos recursos, qualidade das interações em fóruns, etc. Ou seja, diversificar as variáveis de modo que elas, de fato, identifiquem o comportamento dos alunos. Outra possibilidade é normalizar os

dados de forma que fiquem, de fato, comparáveis, ou seja, um aluno pode ter baixa quantidade de acessos à um recurso em relação a outro aluno, contudo esse número somente reflete a baixa estimulação feita pelo professor com o recurso.

Apesar dos resultados não apresentarem valores substanciais para uma precisão ótima da Rede Neural, no entanto, neste estudo podemos ressaltar a identificação de alunos que não apresentaram nenhum EA predominante no qual foi classificado como estilo “Indefinido” pois suas respostas ao questionário CHAEA 32 não apresentava nenhum valor considerado como “Muito Alto” ou “Alto” para algum EA como mostra a tabela 4.5.

Outro ponto, objeto da pesquisa e descrito na seção da metodologia, era identificar a existência de algum EA predominante para alunos da EaD que desenvolve suas atividades através de interações com algum AVA. Para essa questão, conseguimos identificar, para as duas Instituições que a maioria dos alunos participantes da pesquisa apresentaram o estilo reflexivo como predominante, ficando o estilo indefinido como o segundo mais pontuado.

5.4 Coeficiente de Correlação Linear de Pearson

Em relação a falta de correção entre as variáveis de comportamento e os Estilos de Aprendizagem, dentre as muitas possibilidades podemos destacar três delas, no qual entendemos como sendo as mais relevantes: respostas do questionário, descritores de comportamento e definição de estilos de aprendizagem.

Resposta do questionário: o questionário CHAEA-32 foi aplicado aos alunos através da plataforma AVA na qual o aluno realiza o curso EaD que está matriculado, ou seja, o aluno encontra-se sozinho em frente ao computador, tendo a liberdade de responder da forma que entender não necessariamente assumindo a responsabilidade de ser verdadeiro nas suas respostas. Essa suspeita ocorre em função do questionário CHAEA apresentar algumas questões que entendemos ter alto grau de resistência dos alunos em responder negativamente, como as apresentadas na Tabela 4.6.

Além disso, o questionário visa identificar estilo de aprendizagem a partir das respostas dos alunos, ou seja, um auto-relato, contudo o aluno pode não ter maturidade suficiente para definir o grau exato em que ele aprende um determinado assunto ou conceito através do questionário. A forma com que aprendemos é complexa não nos é clara, isso pode levar o aluno a dar respostas diferentes do que ele realmente aprende.

Descritores de comportamento: Neste trabalho foram utilizadas 14 variáveis de comportamento. Todas elas referem-se à quantidade de acessos realizados pelos alunos à recursos oferecidos pelo professor nas disciplinas cursadas durante o semestre letivo. É possível que essas variáveis não consigam, de fato, descrever o comportamento dos alunos de tal forma que possam ser identificados como descritores do Estilo de aprendizagem. Nesse contexto, o termo comportamento segue a definição dado pela psicologia, que segundo Cabral (1996), comportamento é o conjunto de procedimentos ou reações do indivíduo ao ambiente que o cerca em determinadas circunstâncias. Dessa forma, percebe-se que comportamento é um

conceito muito amplo, podendo não ser totalmente caracterizado por um conjunto de variáveis. Skinner (2003) afirma que:

“O comportamento é uma matéria difícil, não porque seja inacessível, mas porque é extremamente complexo. Desde que é um processo, e não uma coisa, não pode ser facilmente imobilizado para observação.”

Assim o fato do comportamento apresentar essa complexidade de caracterização contribui para que um conjunto específico de variáveis não conseguir “captar” todas as dimensões associadas ao comportamento.

Definição de estilos de aprendizagem: Neste trabalho adotamos o conceito definido por Alonso et al. (2002), que classifica os Estilos de Aprendizagem com sendo traços cognitivos, afetivos e fisiológicos, que são utilizados como indicadores relativamente estáveis de como os alunos percebem, interagem e respondem a seus ambientes de aprendizagem. Os autores consideram a existência de quatro estilos de aprendizagem: ativo, reflexivo, pragmático e teórico. Toda via, a rotulagem da forma que um indivíduo aprende em quatro categorias nos parece pouco para captar a complexidade e variedade de forma de pensar e de adquirir conhecimento (aprendizagem).

De acordo com o autor Kirschner (2017), existe uma grande diferença entre o modo que alguém prefere aprender e o que realmente leva a um aprendizado eficaz, pois a preferência por um método de estudo não é um estilo de aprendizagem. Outro ponto em destaque é que a teoria dos Estilos de Aprendizagem classifica as pessoas de forma nominal, onde o aluno tende a ter preferência por um ou outro tipo de estilo e não de forma gradual, no qual o aluno tende a preferência por um estilo e no transcorrer do processo educacional ele desenvolve preferências por mais outros tipos de estilos de aprendizagem.

Olhando por esse lado, ainda não podemos afirmar que alunos que se comportam de uma certa maneira no ambiente educacional pertence a algum tipo específico de estilo, pois esses seus comportamentos elencados como característicos podem ser redefinidos simplesmente pelo fato do aluno sofrer alguma influência externa como por exemplo uma enfermidade ou uma viagem no transcorrer do processo educacional.

Outro ponto a se destacar é que a identificação dos EA através do auto-relato dos alunos constatado através do preenchimento do questionário adotado para conhecer seu estilo predominante foi rotulado como um mau preditor para identificar a melhor maneira que os alunos aprendem, pois nem sempre, suas preferências são necessariamente o que é melhor para o seu aprendizado. Knoll et al. (2017) concluem que os estilos de aprendizagem estão associados a aspectos subjetivos da aprendizagem, mas não a aspectos objetivos da aprendizagem.

Capítulo 6

Considerações Finais

O último capítulo dessa tese apresenta as considerações finais relatando as conclusões obtidas que respondem o questionamento que despontou esse trabalho de pesquisa, juntamente com trabalhos que podem ser desenvolvidos futuramente e as produções científicas desenvolvidas durante o período de doutorado.

6.1 Conclusões

Os Estilos de Aprendizagem são elementos identificados e caracterizadores da forma com que um indivíduo aprende. Sobre a óptica educacional essa informação poderia ser utilizada para facilitar a aprendizagem do aluno, alterando-se o planejamento do ensino, sobretudo no contexto atual de EaD, que se desenvolve em Ambientes Virtuais de Aprendizagem. O primeiro requisito necessário, e extremamente necessário, é encontrar uma correlação satisfatória entre os Estilos de Aprendizagem e os padrões de comportamento durante a aprendizagem.

Então, a ideia a ser desenvolvida nesse trabalho era de identificar o estilo de aprendizagem predominante do aluno através do seu comportamento, sobretudo na modalidade de educação à distância, na qual o AVA realizar o registro de todas as atividades dos alunos é desejável e de extrema relevância para o planejamento dos cursos mediados por tecnologias em ambientes online. Para isso, buscou-se identificar variáveis de comportamento que pudessem ser relacionadas com o estilo de aprendizagem. Os resultados mostram que as variáveis “quantidade de acesso à página”, “quantidade de acesso à pasta”, “quantidade de acesso à arquivos”, “quantidade de acessos à url”, “número de acesso por curso”, “quantidade de mensagens enviadas”, “quantidade de acessos à livro”, “quantidade de acesso ao chat”, “quantidade de acesso wiki”, “número de postagens”, “quantidade de acesso à tarefas”, “quantidade de acesso ao fórum” e “quantidade de acesso à questionários” não foram capazes de identificar os estilos de aprendizagens indicados pelo questionário CHAEA-32.

Ao buscar essa correlação a partir do conjunto de alunos que responderam voluntariamente o questionário CHEA32, observamos que não há correlação entre esses estilos e as variáveis de comportamento utilizadas no estudo. Essa negativa para a correlação sugere que alguns pressupostos podem não está sendo atendido, como

a veracidade das informações fornecidas pelos alunos ao questionário, ou o próprio modelo de estilos de aprendizagens que está sendo utilizado. Outra possibilidade que pode ser investigada é o conjunto de variáveis de comportamento que podem ser identificadas para caracterizar, efetivamente, o comportamento.

Diversas razões são possíveis para a obtenção desse resultado, pois o “comportamento” do aluno consiste em algo mais abrangente do que a quantidade de vezes que ele acessou a plataforma e cada recurso. Outros itens poderiam ser incorporados a base de dados, como por exemplo, o resultado de um questionário, o tempo que o aluno levou para respondê-lo, o tempo entre a disponibilização do recurso e a interação do aluno com o recurso. Além disso, o resultado final do aluno, se ele foi aprovado ou não na disciplina e principalmente se ele se evadiu, ou seja, deixou de acessar o curso num determinado momento da disciplina parecem ser fatores que contribuem na qualificação das bases de dados. Muitas opções podem ser implementadas ao processo visando ampliar o grupo de variáveis e fazer com que passe a ser possível a construção do modelo.

Além do resultado da análise dos dados do AVA, uma contribuição importante deste trabalho foi poder comprovar que apenas a identificação dos comportamentos dos alunos no Ambiente Virtual de Aprendizagem é insuficiente para detectar o seu EA padrão, principalmente porque esses comportamentos sofrem influência de outros fatores externos como sociais, ambientais e fisiológicos. Uma outra contribuição está relacionado ao refinamento na atribuição do EA para cada aluno, que no processo indicado no trabalho de Vega & Patino (2013), o EA predominante do aluno é aquele cujo valor obtido da soma das respostas é o maior, já nossa indicação é que isso só seja verdade quanto esse valor seja classificado como alto ou muito alto, caso contrário identificamos o EA do aluno como indefinido.

6.2 Trabalhos Futuros

Este trabalho possibilitou a aquisição do conhecimento da relação do aluno EaD que se utiliza das ferramentas tecnológicas dos AVA para desenvolver suas atividades acadêmicas com o seu EA predominante previamente identificado e notou que ainda existe muita informação a ser conhecida como:

- Associar o EA predominante dos alunos as suas habilidades cognitivas;
- Melhorar e ampliar as variáveis de comportamento com objetivo de um maior conhecimento do comportamento do aluno ao interagir com o AVA;
- Identificar novas classes de EA específicas para alunos da EaD;
- Utilizar outras variáveis de comportamento externas as que foram identificadas no Ambiente Virtual de Aprendizagem.

6.3 Produção Científica

Os resultados da pesquisa desenvolvida durante a realização do doutorado geraram as seguintes produções científicas:

1. **Título:** Conceitos de Ergodicidade e Autocorreção Aplicados ao Filtro De Wiene.
Autores: Roberto Douglas Costa, Adrião Duarte Doria Neto, Ricardo Alexandro de Medeiros Valentim, Hilário Jose Silveira Castro, José Wanderson Oliveira Silva.
Veículo de Publicação: Revista HOLOS
Resultado da Publicação: Publicado na v. 2 (2017)
2. **Título:** Um texto tão singular quanto a impressão digital: reconhecimento de autoria com um olhar para o AVASUS.
Autores: Marcella Andrade da Rocha, Roberto Douglas Costa, Ricardo Alexandro de Medeiros Valentim, Aline de Pinho Dias.
Veículo de Publicação: Revista Brazilian Journal of Development – Curitiba-PR
Resultado da Publicação: Revista Eletrônica: v. 5, n. 12, dec. 2019
3. **Título:** Análise do comportamento do aluno do ensino a distância e seu estilo de aprendizagem.
Autores: Roberto Douglas Costa, Gustavo Souza, Ricardo Valentim, Thales Castro
Veículo de Publicação: Revista Tecnologia Cultura CEFET/RJ
Resultado da Publicação: Artigo Publicado - N. 34 - Ano 22 - jul-dez – 2019
4. **Título:** Inserting Educational Goals in the Evaluation Process in a Virtual Learning Environment: A Cognitive Classification
Autores: Roberto Douglas da Costa, Rommel Wladimir de Lima e Ricardo Alexandro de Medeiros Valentim
Veículo de Publicação: IOSR Journal of Research Method in Education (IOSR-JRME) - e-ISSN: 2320–1959.p- ISSN: 2320–1940
Resultado da Publicação: Revista Eletrônica: www.iosrjournals.org - Volume 9, Issue 6 Ser. II. (Nov. - Dec .2019), PP 77-84
5. **Título:** Mapeamento de Foco do Mosquito Aedes Aegypti por Meio de Processamento de Imagens com VANT's
Autores: Roberto Douglas da Costa, Maurício Rabello Silva e Ricardo Alexandro de Medeiros Valentim
Veículo de Publicação: Capítulo do Livro: O RN à Luz da Inovação para o Mundo. Organizado por: Ricardo Alexandro de Medeiros Valentim, Hélio Roberto Hékis, Custódio Leopoldino de Brito Guerra Neto, Karilany Dantas Coutinho e Carlos Alberto Pereira de Oliveira
Resultado da Publicação: Publicado pela Editora UFRN/SEDIS – Natal/RN - 2018 – ISBN: 978-85-7064-042-0
6. **Título:** Combinando o Learning Analytics aos Estilos de Aprendizagem: Uma revisão

Autores: Roberto Douglas da Costa, Ramon Fava de Souza, Ricardo Alexandre de Medeiros Valentim, Carlos Alberto Pereira de Oliveira e Aline Pinho Dias.

Veículo de Publicação: Capítulo do Livro: Educação Mediada por Tecnologias no SUS.

Resultado da Publicação: Publicado em 1 ed. Natal: SEDIS-UFRN, 2019, v.1, p. 215-234. Editora EDUFRN – Natal/RN

7. **Título:** Identification of Learning Styles in Distance Education Through Student Behavior

Autores: Roberto Douglas da Costa, Gustavo Fontoura de Souza, Thales Barros de Castro, Ricardo Alexandre de Medeiros Valentim e Aline Pinho Dias

Veículo de Publicação: Revista IEEE Revista Iberoamericana de Tecnologias del Aprendizaje

Resultado da Publicação: Aceito para Publicação

8. **Título:** The Theory of Learning Styles Applied to Distance Learning.

Autores: Roberto Douglas da Costa, Gustavo Fontoura de Souza, Ricardo Alexandre de Medeiros Valentim e Thales Barros de Castro.

Veículo de Publicação: Revista Cognitive Systems Research

Resultado da Publicação: Aceito para Publicação

9. **Título:** Combining Learning Analytics and Learning Styles: a review

Autores: Roberto D. Costa, Ricardo A. M. Valentim, Carlos A. Pereira de Oliveira e Ramon Fava Souza

Veículo de Publicação: Revista Ensaio: Avaliação e Políticas Públicas em Educação

Resultado da Publicação: Aceito para Publicação

Referências Bibliográficas

- Almeida, Leandro S & Teresa Freire (2000), 'Metodologia da investigação em psicologia e educação'.
- Alonso, Catalina & Domingo Gallego (2000), 'Cuestionario honey-alonso de estilos de aprendizaje chaea', *URL: www.aprender.org.ar/aulas/avadim/recursos/chaea1.rtf [01.12. 2008]* .
- Alonso, CM, DJ Gallego & P Honey (2002), 'The learning styles', *Ediciones Mensajero* .
- An, Donggun & Martha Carr (2017), 'Learning styles theory fails to explain learning and achievement: Recommendations for alternative approaches', *Personality and Individual Differences* **116**, 410–416.
- Bacich, Lilian (2015), 'Neto, at trevisani, f. de m', *Ensino Híbrido: Personalização e tecnologia na educação. Porto Alegre: Penso* .
- Baker, Ryan, Seiji Isotani & Adriana Carvalho (2011), 'Mineração de dados educacionais: Oportunidades para o brasil', *Brazilian Journal of Computers in Education* **19**(02), 03.
- Banff, Alberta (2011), Lak - 1st international conference on learning analytics and knowledge, *em* 'Proceedings of the 2nd international conference on learning analytics and knowledge', ACM, pp. 4–8.
- Barros, Daniela Melaré Vieira (2003), *Educação a distância e o universo do trabalho*, Bauru. EDUSC.
- Belloni, Maria Luiza (2002), 'Ensaio sobre a educação a distância no brasil', *Educação & sociedade* **23**(78), 117–142.
- BRASIL, INEP (2018), 'Mec: Ministério da educação', *Disponível em:* <<http://portal.mec.gov.br/setec/arquivos/pdf/legisla09.pdf>>. *Acesso em: 09 jan. 2018* .
- Brusilovsky, Peter (2003), A distributed architecture for adaptive and intelligent learning management systems, *em* 'Workshop "Towards Intelligent Learning Management Systems", 11th International Conference on Artificial Intelligence in Education', Citeseer.

- Cabral, Alvaro (1996), *Dicionário técnico de psicologia*, Editora Cultrix.
- Clark, Richard E (1982), ‘Antagonism between achievement and enjoyment in at studies’, *Educational Psychologist* **17**(2), 92–101.
- Coffield, Frank, David Moseley, Elaine Hall, Kathryn Ecclestone et al. (2004), ‘Learning styles and pedagogy in post-16 learning: A systematic and critical review’.
- Cordeiro, Arildo Dirceu (2001), ‘Concepção e implementação de um sistema multiagentes para gestão da comunicação de dados "on-line" entre sistemas’.
- da Silva, Robson Santos (2011), *Moodle para autores e tutores*, Novatec.
- Dorça, Fabiano Azevedo (2012), ‘Uma abordagem estocástica baseada em aprendizagem por reforço para modelagem automática e dinâmica de estilos de aprendizagem de estudantes em sistemas adaptativos e inteligentes para educação a distância’.
- Elias, T (2011), ‘Learning analytics: Definitions, processes, and potential. creative commons’.
- Faceli, Katti, Ana Carolina Lorena, João Gama, André Carlos Ponce de Leon Carvalho et al. (2011), ‘Inteligência artificial: Uma abordagem de aprendizado de máquina’.
- Fasihuddin, Heba, Geoff Skinner & Rukshan Athauda (2014), Towards an adaptive model to personalise open learning environments using learning styles, *em* ‘Proceedings of International Conference on Information, Communication Technology and System (ICTS) 2014’, IEEE, pp. 183–188.
- Felder, Richard M, Linda K Silverman et al. (1988), ‘Learning and teaching styles in engineering education’, *Engineering education* **78**(7), 674–681.
- Ferrari, Alfonso Trujillo (1974), *Metodologia da ciência*, Kennedy Editora.
- Ferreira, Aurélio Buarque de Holanda (2004), Novo dicionário aurélio da língua portuguesa, *em* ‘Novo dicionário Aurélio da língua portuguesa’.
- Gil, Antonio Carlos (2008), *Métodos e técnicas de pesquisa social*, 6. ed. Editora Atlas SA.
- Goldschmidt, Ronaldo, Eduardo Bezerra & E Passos (2015), ‘Data mining: Conceitos, técnicas, algoritmos, orientações e aplicações’, *Rio de Janeiro-RJ: Elsevier* pp. 56–60.
- Graf, Sabine, Cindy Ives et al. (2010), A flexible mechanism for providing adaptivity based on learning styles in learning management systems, *em* ‘2010 10th IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies’, IEEE, pp. 30–34.

- Haykin, Simon (2007), *Redes neurais: princípios e prática*, Bookman Editora.
- Honey, P (1986), 'The manual of learning styles', *London: MacGraw Hill*.
- Keefe, James W (1982), 'Assessing student learning styles: An overview', *Student learning styles and brain behavior* pp. 43–53.
- Kirschner, Paul A (2017), 'Stop propagating the learning styles myth', *Computers & Education* **106**, 166–171.
- Kirschner, Paul A & Jeroen JG van Merriënboer (2013), 'Do learners really know best? urban legends in education', *Educational psychologist* **48**(3), 169–183.
- Knoll, Abby R, Hajime Otani, Reid L Skeel & K Roger Van Horn (2017), 'Learning style, judgements of learning, and learning of verbal and visual information', *British Journal of Psychology* **108**(3), 544–563.
- Kolb, David A (1981), 'Experiential learning theory and the learning style inventory: A reply to freedman and stumpf', *Academy of Management Review* **6**(2), 289–296.
- Kolb, David A (1984), 'Experience as the source of learning and development', *Upper Saddle River: Prentice Hall*.
- Kolb, David A, James M McIntyre & Irwin M Rubin (1987), *Psicología de las organizaciones: experiencias*, Madrid: Prentice Hall.
- Lakatos, Eva Maria & Marina de Andrade Marconi (2007), 'Fundamentos de metodologia científica. 5. reimp', *São Paulo: Atlas* p. 310.
- Lima, RW & Sergio Viana Fialho (2009), 'Introducing assessment into the teaching-learning process of distance education using discipline planning', em '9th IFIP World Conference on Computers in Education, Bento Gonçalves-RS'.
- Mayer, Richard & Richard E Mayer (2005), *The Cambridge handbook of multimedia learning*, Cambridge university press.
- MEDIUM (2016), 'Modular object-oriented dynamic learning environment" 2016', *Disponível em: <http://moodle.org>>. Acesso em: 10 de jun. de 2019*.
- MEDIUM (2018), 'Medium - traga suas histórias e ideias: Machina sapiens – "algoritmos de aprendizagem de máquina: qual deles escolher?"', *Disponível em: <https://medium.com/machina-sapiens/algoritmos-de-aprendizagem-de-máquina-qual-deles-escolher-67040ad68737>>. Acesso em: 10 de jun. de 2019*.
- Miranda, Luísa & Carlos Morais (2008), 'Estilos de aprendizagem: O questionário chaea adaptado para língua portuguesa', *Revista de estilos de aprendizagem* **1**(1).

- Montgomery, Douglas C, Elizabeth A Peck & G Geoffrey Vining (2012), *Introduction to linear regression analysis*, Vol. 821, John Wiley & Sons.
- Moore, Michael & Greg Kearsley (2013), 'Educação a distância: sistemas de aprendizagem on-line', *São Paulo: Cengage Learning* .
- Morettin, Pedro Alberto & WILTON OLIVEIRA BUSSAB (2017), *Estatística básica*, Editora Saraiva.
- Nunes, Ivônio Barros (1993), 'Noções de educação a distância', *Revista educação à distância* **4**(5), 7–25.
- Pashler, Harold, Mark McDaniel, Doug Rohrer & Robert Bjork (2008), 'Learning styles: Concepts and evidence', *Psychological science in the public interest* **9**(3), 105–119.
- Pedregosa, Fabian, Gaël Varoquaux, Alexandre Gramfort, Vincent Michel, Bertrand Thirion, Olivier Grisel, Mathieu Blondel, Peter Prettenhofer, Ron Weiss, Vincent Dubourg et al. (2011), 'Scikit-learn: Machine learning in python', *Journal of machine learning research* **12**(Oct), 2825–2830.
- Peterson, Penelope L, Eva Baker & Barry McGaw (2010), *International encyclopedia of education*, Elsevier Ltd.
- Prodanov, Cleber Cristiano & Ernani Cesar de Freitas (2013), *Metodologia do trabalho científico: métodos e técnicas da pesquisa e do trabalho acadêmico-2ª Edição*, Editora Feevale.
- Provost, Foster & R Kohavi (1998), 'Glossary of terms', *Journal of Machine Learning* **30**(2-3), 271–274.
- Quilici-Gonzalez, José Artur & Francisco de Assis Zampiroli (2015), *Sistemas inteligentes e mineração de dados*.
- Rezende, Solange Oliveira (2003), *Sistemas inteligentes: fundamentos e aplicações*, Editora Manole Ltda.
- Rohrer, Doug & Harold Pashler (2012), 'Learning styles: Where's the evidence?.', *Online Submission* **46**(7), 634–635.
- Romero, Cristóbal & Sebastián Ventura (2010), 'Educational data mining: a review of the state of the art', *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)* **40**(6), 601–618.
- Siemens, George, Dragan Gasevic, Caroline Haythornthwaite, Shane Dawson, S Buckingham Shum, Rebecca Ferguson, Erik Duval, Katrien Verbert & RSJD Baker (2011), *Open Learning Analytics: an integrated & modularized platform*, Tese de doutorado, Open University Press Doctoral dissertation.

- Silva, Júlio César da Costa (2017), 'Detecção automática e dinâmica de estilos de aprendizagem em sistemas adaptativos e inteligentes utilizando dynamic scripting'.
- Silva, Zenaide, Leandro Ferreira & Andrey Pimentel (2016), Modelo de apresentação adaptativa de objeto de aprendizagem baseada em estilos de aprendizagem, em 'Brazilian Symposium on Computers in Education (Simpósio Brasileiro de Informática na Educação-SBIE)', Vol. 27, p. 717.
- Skinner, Burrhus Frederic (2003), *Ciência e comportamento humano*, Vol. 10, Martins Fontes São Paulo.
- Stahl, Steven A (1999), 'Different strokes for different folks? a critique of learning styles.', *American educator* **23**(3), 27–31.
- Sternberg, Robert J (2001), 'Epilogue: Another mysterious affair at styles', *Perspectives on thinking, learning, and cognitive styles* pp. 249–252.
- TELEDUC (2012), 'Teleduc:educação à distância, 2012', *Disponível em: <<http://www.teleduc.org.br>>*. Acesso em: 15 de dez. 2018 .
- Veenman, Marcel VJ, Frans J Prins & Joke Verheij (2003), 'Learning styles: Self-reports versus thinking-aloud measures', *British Journal of Educational Psychology* **73**(3), 357–372.
- Vega, MC & M d Patino (2013), 'Chaea 32 simplificada: propuesta basada en análisis multivariantes', *Salamanca: Repositorio Documental de la Universidad de Salamanca*. Recuperado de: <http://hdl.handle.net/10366/122182> .
- WEBAULA (2012), 'Weaula. 2012', *Disponível em: <<http://www.webaula.com.br>>*. Acesso em: 15 de dez. 2018 .