

UNIVERSIDADE DO VALE DO RIO DOS SINOS — UNISINOS
UNIDADE ACADÊMICA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM COMPUTAÇÃO APLICADA
NÍVEL MESTRADO

LEONARDO HEIDRICH

DIAGNÓSTICO DO COMPORTAMENTO DOS APRENDIZES NA EDUCAÇÃO A
DISTÂNCIA COM BASE NO ESTILO DE APRENDIZAGEM

SÃO LEOPOLDO
2014

Leonardo Heidrich

DIAGNÓSTICO DO COMPORTAMENTO DOS APRENDIZES NA EDUCAÇÃO A
DISTÂNCIA COM BASE NO ESTILO DE APRENDIZAGEM

Dissertação apresentada como requisito parcial
para a obtenção do título de Mestre pelo
Programa de Pós-Graduação em Computação
Aplicada da Universidade do Vale do Rio dos
Sinos — UNISINOS

Orientador:
Prof. Dr. Jorge L. V. Barbosa

Co-orientador:
Prof. Dr. Sandro J. Rigo

São Leopoldo
2014

RESUMO

Sistemas de computadores estão cada vez mais sendo utilizados por escolas e universidades para gerenciar os aprendizes em todo o mundo. Os dados gerados pela utilização de sistemas como *Enterprise Resource Planning*, *Learning Management System* e Ambientes Virtuais de Aprendizagem podem conter informações valiosas. Estas informações podem ser estrategicamente utilizadas para auxiliar os professores na tomada de decisão. No entanto, existem casos onde somente os dados históricos dos aprendizes não são suficientes para apoiar a tomada de decisão. A tomada de decisão pode ser requerida antes mesmo de se obter os dados históricos, por exemplo, para aprendizes recém matriculados. O Estilo de Aprendizagem pode complementar os dados históricos cobrindo essa lacuna através do cruzamento com os padrões de comportamento histórico. Uma vez coletado, o Estilo de Aprendizagem pode ser utilizado em qualquer momento futuro, pois é considerado estável de maneira a não mudar significativamente com o passar do tempo. Neste sentido, este trabalho tem por objetivo propor a avaliação da utilização do Estilo de Aprendizagem no diagnóstico antecipado do comportamento dos aprendizes na modalidade de Educação a Distância para o suporte à tomada de decisão. A hipótese de que existe relação entre o Estilo de Aprendizagem e o comportamento do aprendiz em um Ambiente Virtual de Aprendizagem surge a partir do entendimento do conceito de Estilo de Aprendizagem, onde as preferências cognitivas e comportamentais são descritas numericamente. O comportamento de aprendizes em um ambiente virtual é identificado através das suas interações com os elementos do ambiente virtual. Dessa maneira, os dados sobre estas interações podem ser relacionados com as variáveis que descrevem o Estilo de Aprendizagem, chamadas dimensões, permitindo com que o diagnóstico antecipado do comportamento possa ser realizado promovendo o suporte à tomada de decisão. Assim, esta dissertação traz os esforços da potencial utilização do Estilo de Aprendizagem em doze experimentos de diagnóstico do comportamento do aprendiz. Os resultados destes experimentos sugerem que o Estilo de Aprendizagem pode explicar o comportamento do aprendiz relacionados à quantidade de interações no ambiente de aprendizagem, ao intervalo de tempo entre as interações e à evasão. A dimensão Sequencial/Global apresentou resultados claros de que é possível antecipar o comportamento do aprendiz utilizando apenas o estilo com acurácia entre 50 e 80% para praticamente todos os experimentos. Complementarmente, a dimensão Ativo/Reflexivo também apresentou resultados com o mesmo nível de acurácia, porém satisfazendo apenas metade dos experimentos.

Palavras-chave: Diagnóstico do Aprendiz. Comportamento do Aprendiz. Estilo de Aprendizagem. Trilha de Aprendizagem. Suporte à Tomada de Decisão. Educação a Distância.

ABSTRACT

Computer systems are increasingly being used by schools and universities to manage learners in the worldwide. The data generated by the use of systems such as Enterprise Resource Planning, Learning Management System and Virtual Learning Environments can contain valuable information. This information can be used strategically to support teachers in decision making. However, there are situations where only the learners' historical data are not sufficient to support decision making. Decision making may be required even before obtaining historical data, in example, for newly registered learners. The learner Learning Style can complement historical data covering this gap through the intersection with the historical behavior patterns. Once collected, learning style can be used at any time in the future, it is considered stable so as not change significantly over time. Thus, this thesis aims to propose a evaluation of the potential use of Learning Style in the early learner behavior diagnosis in the distance learning to support decision making. The hypothesis that there is a relation between Learning Style and the learner behavior in Virtual Learning Environments arises from the understanding of the concept of Learning Style, where the cognitive and behavioral preferences are described numerically. The learners' behavior in a virtual environment is identified through its interaction with the elements of the virtual environment. Thus, the data generated from these interactions can be related to the variables that describe the Learning Style, called dimensions, allowing that early behavior diagnosis can be achieved by promoting the support to decision making. Thus, this dissertation brings the efforts of the potential use of Learning Style to diagnose learners' behavior in twelve experiments. The results of these experiments suggest that the Learning Style can explain the learner behavior related to the amount of interaction in the learning environment, the interval of time among interactions and evasion. The Sequential/Global dimension had clear results that it is possible to anticipate the learner behavior using only the style with accuracy between 50 and 80% for almost all experiments. In addition, the Active/Reflective dimension also presented results with the same level of accuracy, however satisfying only half of the experiments.

Keywords: Learner Diagnosis. Learner Behavior. Learning Style. Learning Trail. Decision Making Support. Distance Learning.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1:	Exemplo da Escala de uma Dimensão do Estilo de Aprendizagem	22
Figura 2:	Visão Geral do Modelo	35
Figura 3:	Arquitetura do Modelo	36
Figura 4:	Modelagem dos Atores Envolvidos na Rotina de Inicialização	38
Figura 5:	Modelagem dos Atores e dos Agentes Envolvidos nas Rotinas de Coleta, Pré-processamento, Análise e Diagnóstico	39
Figura 6:	<i>Banner</i> de Chamada para Preenchimento do Questionário de Estilo de Aprendizagem Colocado nas Comunidades de cada Disciplina do <i>Moodle</i> da UNI-SINOS	43
Figura 7:	Interface de Resposta do Questionário	44
Figura 8:	Interface de Resultado do Questionário Visualizado pelo Aprendiz	44
Figura 9:	Arquitetura do CPAD	45
Figura 10:	Modelo Entidade-Relacionamento das Tabelas do Banco de Dados de Coleta	46
Figura 11:	Modelo Entidade-Relacionamento das Tabelas do Banco de Pré-processamento, Análise e Diagnóstico	47
Figura 12:	Tela da Aplicação - Visualização de Trilhas	48
Figura 13:	Tela da Aplicação - Visualização da Distribuição das Dimensões de Estilo de Aprendizagem da Trilha	48
Figura 14:	Caracterização da Amostra	50
Figura 15:	Distribuição das Quatro Dimensões do Estilo de Aprendizagem dos Aprendizes na Disciplina de Fundamentos do Processo Administrativo	53
Figura 16:	Distribuição das Quatro Dimensões do Estilo de Aprendizagem dos Aprendizes na Disciplina de Gestão por Processos	56
Figura 17:	Distribuição das Quatro Dimensões do Estilo de Aprendizagem dos Aprendizes na Disciplina de Introdução a Educação a Distância	58
Figura 18:	Distribuição das Quatro Dimensões do Estilo de Aprendizagem dos Aprendizes na Disciplina de Laboratório	60
Figura 19:	Distribuição das Quatro Dimensões do Estilo de Aprendizagem dos Aprendizes na Disciplina de Lógica	63
Figura 20:	Distribuição das Quatro Dimensões do Estilo de Aprendizagem dos Aprendizes na Disciplina de Programação	65
Figura 21:	Média e Desvio Padrão do Diagnóstico de Acurácia da Variação do Intervalo entre Interações para a Trilha de <i>Chat</i> considerando os quatro Classificadores para a Disciplina de Fundamentos do Processo Administrativo	67
Figura 22:	Média e Desvio Padrão do Diagnóstico de Acurácia de Evasão para a Trilha de <i>Course</i> considerando os Classificadores para a Disciplina de Fundamentos do Processo Administrativo	68
Figura 23:	Média e Desvio Padrão do Diagnóstico de Acurácia da Quantidade de Interações para a Trilha de <i>Assignment</i> considerando os Classificadores para a Disciplina de Gestão por Processos	68
Figura 24:	Média e Desvio Padrão do Diagnóstico da Quantidade de Interações para a Trilha de <i>Forum</i> considerando os Classificadores para a Disciplina de Gestão por Processos	69

Figura 25: Média e Desvio Padrão do Diagnóstico da Variação do Intervalo entre Interações para a Trilha de <i>Chat</i> considerando os Classificadores para a Disciplina de Introdução a Educação a Distância	70
Figura 26: Média e Desvio Padrão do Diagnóstico da Média do Intervalo entre Interações para a Trilha de <i>Resource</i> considerando os Classificadores para a Disciplina de Introdução a Educação a Distância	71
Figura 27: Média e Desvio Padrão do Diagnóstico do <i>Status</i> para a Trilha de <i>Assignment</i> considerando os Classificadores para a Disciplina Laboratório	71
Figura 28: Média e Desvio Padrão do Diagnóstico de Evasão para a Trilha de <i>Chat</i> considerando os Classificadores para a Disciplina de Laboratório	72
Figura 29: Média e Desvio Padrão do Diagnóstico da Quantidade Interações para a Trilha de <i>Forum</i> considerando os Classificadores para a Disciplina de Lógica	73
Figura 30: Média e Desvio Padrão do Diagnóstico de Evasão para a Trilha de <i>Resource</i> considerando os Classificadores para a Disciplina de Lógica	73
Figura 31: Média e Desvio Padrão do Diagnóstico do <i>Status</i> para a Trilha de <i>Forum</i> considerando os Classificadores para a Disciplina de Programação	74
Figura 32: Média e Desvio Padrão do Diagnóstico de Evasão para a Trilha de <i>Resource</i> considerando os Classificadores para a Disciplina de Programação	75

LISTA DE TABELAS

Tabela 1:	Comparação entre Trabalhos Relacionados	32
Tabela 2:	Disciplinas de Trabalho	49
Tabela 3:	Cenários com as Combinações entre as Dimensões do Estilo de Aprendizagem	50
Tabela 4:	Acurácia do Diagnóstico de Evasão do Experimento Preliminar	51
Tabela 5:	Trilhas de Aprendizagem de Trabalho	52
Tabela 6:	Variáveis de Comportamento de Trabalho	52
Tabela 7:	Acurácia do Diagnóstico da Variação do Intervalo entre Interações para a Trilha de <i>Chat</i>	54
Tabela 8:	Acurácia do Diagnóstico de Evasão para a Trilha de <i>Course</i>	55
Tabela 9:	Acurácia do Diagnóstico da Quantidade de Interações para a Trilha de <i>Assignment</i>	57
Tabela 10:	Acurácia do Diagnóstico da Quantidade de Interações para a Trilha de <i>Forum</i>	57
Tabela 11:	Acurácia do Diagnóstico da Variação do Intervalo entre Interações para a Trilha de <i>Chat</i>	59
Tabela 12:	Acurácia do Diagnóstico da Média do Intervalo entre Interações para a Trilha de <i>Resource</i>	60
Tabela 13:	Acurácia do Diagnóstico do <i>Status</i> para a Trilha de <i>Assignment</i>	61
Tabela 14:	Acurácia do Diagnóstico de Evasão para a Trilha de <i>Chat</i>	62
Tabela 15:	Acurácia do Diagnóstico da Quantidade Interações para a Trilha de <i>Forum</i> .	63
Tabela 16:	Acurácia do Diagnóstico de Evasão para a Trilha de <i>Resource</i>	64
Tabela 17:	Acurácia do Diagnóstico do <i>Status</i> para a Trilha de <i>Forum</i>	65
Tabela 18:	Acurácia do Diagnóstico de Evasão para a Trilha de <i>Resource</i>	66
Tabela 19:	Experimentos Realizados e suas Principais Características	67
Tabela 20:	Comparação entre o Trabalho Proposto e os Trabalhos Relacionados	78

LISTA DE SIGLAS

CPAD	Coleta Pré-processamento Análise Diagnóstico
D	Diagnóstico
DP	Desvio Padrão
DH	Dados Históricos
EA	Estilo de Aprendizagem
EaD	Educação a Distância
ERP	<i>Enterprise Resource Planning</i>
F	Flexibilidade
FSLSM	<i>Felder and Silverman Learning Style Model</i>
ILSQ	<i>Index of Learning Style Questionnaire</i>
k-NN	<i>k-Nearest Neighbor</i>
LDD	<i>Learning Diagnosis Diagram</i>
LMS	<i>Learning Management System</i>
LVQ	<i>Learning Vector Quantization</i>
M	Média
NB	<i>Naïve Bayes</i>
RNA	Rede Neural Artificial
SVM	<i>Support Vector Machine</i>
T	Técnica
TA	Trilha de Aprendizagem

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	15
1.1	Objetivo	16
1.2	Método de Trabalho	17
1.3	Organização do Texto	18
2	CONCEITOS BÁSICOS	21
2.1	Diagnóstico de Aprendizes	21
2.2	Estilo de Aprendizagem	22
2.3	Trilha de Aprendizagem	24
2.4	Educação a Distância	24
3	TRABALHOS RELACIONADOS	27
3.1	Trabalho de Wu (2012)	27
3.2	Trabalho de Chen (2011)	28
3.3	Trabalho de Chen e Bai (2009)	28
3.4	Trabalho de Manghirmalani, Panthaky e Jain (2011)	29
3.5	Trabalho de Lee, Lee e Leu (2009)	29
3.6	Trabalho de Chen, Hsieh e Hsu (2007)	30
3.7	Trabalho de Yoon et al. (2007)	30
3.8	Trabalho de Jong, Chan e Wu (2007)	31
3.9	Trabalho de Chen et al. (2007)	31
3.10	Comparação entre Trabalhos Relacionados	31
4	MODELO PROPOSTO	35
4.1	Arquitetura do Modelo	36
4.2	CPAD	36
4.2.1	Componente de Coleta	37
4.2.2	Componente de Pré-processamento	37
4.2.3	Componente de Análise	38
4.2.4	Componente de Diagnóstico	38
4.3	Passos de Execução	39
4.4	Funcionamento	41
5	IMPLEMENTAÇÃO	43
5.1	Questionário	43
5.2	CPAD	45
5.3	Aplicação	47
6	AValiação	49
6.1	Resultados do Experimento Preliminar	51
6.2	Resultados dos Experimentos Finais	52
6.2.1	Fundamentos do Processo Administrativo	53
6.2.2	Gestão por Processos	55
6.2.3	Introdução a Educação a Distância	58
6.2.4	Laboratório	60
6.2.5	Lógica	62
6.2.6	Programação	64

6.3 Discussão	66
7 CONSIDERAÇÕES FINAIS	77
7.1 Conclusões	77
7.2 Contribuições	77
7.3 Trabalhos Futuros	78
REFERÊNCIAS	81
ANEXO 1 QUESTIONÁRIO DE ESTILO DE APRENDIZAGEM	85

1 INTRODUÇÃO

Aprendizes possuem preferências distintas e aprendem de maneiras diferentes (FELDER; SILVERMAN, 1988). Conhecer os aprendizes individualmente se faz necessário para que o ensino seja adequado às suas preferências. Para a Educação a Distância (EaD), o gerenciamento pode ser ainda mais crítico, pois a distância física e temporal dificulta a identificação do comportamento dos aprendizes (MOORE, 1993). Para isso, sistemas de computadores estão cada vez mais sendo utilizados por escolas e universidades para gerenciar os estudantes em todo o mundo. Os dados gerados pela utilização de sistemas como *Enterprise Resource Planning* (ERP), *Learning Management System* (LMS) e Ambiente Virtual de Aprendizagem (AVA) podem conter informações valiosas. Estas informações podem ser estrategicamente utilizadas para auxiliar professores no suporte à tomada de decisões através do diagnóstico dos aprendizes (SIEMENS; LONG, 2011).

No entanto, os dados destes sistemas não estão devidamente estruturados e organizados de maneira a permitir um claro entendimento sobre os aprendizes. Estes dados necessitam ser coletados e processados para filtrar e estruturar as informações relevantes sobre os aprendizes. Neste sentido, os dados históricos dos aprendizes podem ser organizados em uma sequência temporal seguindo o conceito de Trilha (DRIVER; CLARKE, 2008; SILVA et al., 2010). A Trilha de Aprendizagem (TA) é o registro histórico de contextos (DEY; ABOWD; SALBER, 2001) de aprendizagem visitados por um aprendiz em um AVA, ou seja, é a sequência de interações com elementos do ambiente. Tais interações, segundo Johnson e Johnson (2010), permitem identificar o comportamento do aprendiz durante o processo de aprendizagem. Logo, as TAs podem representar o comportamento dos aprendizes, e suas possíveis variações, sob diferentes variáveis como o tempo dispendido acessando o AVA ou a quantidade de acessos durante um determinado período de tempo.

Porém, existem casos onde somente os dados de comportamento dos aprendizes podem não ser suficientes para apoiar a tomada de decisão. Em determinado momento, a tomada de decisão pode ser requerida antes mesmo de se obter os dados históricos, por exemplo, para aprendizes recém matriculados em uma disciplina ou mesmo para diferentes disciplinas de um curso. Em ambos os casos, deseja-se saber informações sobre os aprendizes antecipadamente. Nesse sentido, apenas com dados históricos, é difícil identificar qual comportamento os aprendizes terão em um futuro próximo dentro de uma disciplina. O Estilo de Aprendizagem (EA) pode complementar os dados históricos cobrindo essa lacuna através do cruzamento dos padrões históricos com os estilos. De acordo com os autores Peterson, Rayner e Armstrong (2009); Felder e Silverman (1988), o EA representa as preferências de aprendizagem individuais das pessoas. Estas preferências, uma vez coletadas, podem ser utilizadas para tomada de decisão em qualquer momento, pois são consideradas estáveis e não mudam significativamente com o passar do tempo.

O suporte à tomada de decisão é importante tanto para o ensino presencial quanto para a EaD, talvez mais ainda para o segundo de acordo com Moore (1993). Ainda, Moore (1993)

define Educação a Distância (EaD) como um método de ensino que permite o auto aprendizado, onde professores e aprendizes podem estar distantes geográfica e temporalmente. Na modalidade EaD, os AVAs são amplamente utilizados como ferramenta de suporte ao ensino e a Internet é o meio de comunicação mais utilizado para a troca de informações entre professores e aprendizes (WU, 2012). Com o advento do crescimento dos cursos da EaD, professores sem uma ferramenta podem não conseguir dar suporte para um grande grupo de aprendizes, fato que é vivenciado no ensino presencial de acordo com Wu (2012).

Nesta perspectiva, esta dissertação propõe a avaliação (GUBA; LINCOLN, 1981) da potencial utilização do Estilo dos Aprendizagem no diagnóstico antecipado do comportamento dos aprendizes da modalidade EaD para o suporte à tomada de decisão. A hipótese de que existe relação entre o Estilo de Aprendizagem e o comportamento do aprendiz em AVAs surge, inicialmente, a partir do entendimento teórico sobre o conceito de Estilo de Aprendizagem encontrado no trabalho de Felder e Silverman (1988), onde as preferências cognitivas e comportamentais são descritas através de quatro características ou dimensões, Ativo/Reflexivo, Sensitivo/Intuitivo, Visual/Verbal e Sequencial/Global. O comportamento *online* de aprendizes, segundo Johnson e Johnson (2010), é definido como interações entre os aprendizes e os elementos do ambiente virtual, sejam eles outros indivíduos ou objetos. Dessa maneira, acredita-se que os dados sobre estas interações podem ser relacionados com o Estilo de Aprendizagem permitindo, assim, que o diagnóstico antecipado desses comportamentos possa ser realizado e, conseqüentemente, promovendo o suporte à tomada de decisão.

1.1 Objetivo

O objetivo geral desta dissertação é avaliar a relevância da utilização do Estilo de Aprendizagem (EA) como única variável para suportar o diagnóstico antecipado do comportamento dos aprendizes da Educação a Distância. Para isso, alguns objetivos específicos foram identificados, sendo vistos como pré-requisitos para se alcançar o objetivo geral. Os objetivos específicos são os seguintes:

- Avaliar empiricamente se as dimensões do estilo de aprendizagem são discriminativas ou não para diferentes trilhas de comportamento do aprendiz. Entre as variáveis que descrevem o comportamento estão: tempo de utilização do AVA, quantidade de interação por período de tempo, *status* final e evasão dos aprendizes;
- Desenvolver um modelo computacional para diagnóstico do comportamento dos aprendizes com base no Estilo de Aprendizagem, mantendo a flexibilidade do modelo para as variáveis que representam o comportamento do aprendiz;
- Avaliar a potencial utilização do modelo proposto no que tange a capacidade de diagnosticar antecipadamente o comportamento dos aprendizes comparando os resultados utilizando diferentes técnicas de diagnóstico.

1.2 Método de Trabalho

Tendo sido pesquisada a área de computação aplicada à educação, foi identificada uma lacuna no que tange o diagnóstico antecipado do comportamento dos aprendizes da EaD (WU, 2012). Entende-se que esta pesquisa se enquadra como uma proposição de uma abordagem diferente para a tarefa de antecipar o comportamento dos aprendizes, ou seja, fazer uso exclusivo de Estilo de Aprendizagem para diagnosticar o comportamento. O estudo originou-se através da união de esforços entre a empresa GVdasa e Universidade do Vale do Rio dos Sinos (UNISINOS), juntamente com o apoio do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), que buscam entender o comportamento do aprendiz na modalidade de Educação a Distância. A partir desta parceria, os dados referentes à utilização do ambiente de aprendizagem virtual da UNISINOS, o *Moodle*, foram disponibilizados para o trabalho.

Para o método de trabalho (WASLAWICK, 2008), foram definidas cinco etapas para avaliar empiricamente a potencial utilização do Estilo de Aprendizagem para tal tarefa: (I) realizar um experimento preliminar buscando evidências de que o Estilo de Aprendizagem possa ser utilizado para o diagnóstico antecipado do comportamento; (II) modelar uma arquitetura de *software* capaz de contemplar o diagnóstico do comportamento fazendo uso das Trilhas e do Estilo de Aprendizagem; (III) implementar um protótipo seguindo a arquitetura do modelo; (IV) por o protótipo em funcionamento para experimentar o diagnóstico do comportamento utilizando diferentes técnicas de classificação; e (V) avaliar os resultados dos classificadores para o diagnóstico do comportamento de cada experimento analisando os cenários relevantes.

A etapa I consiste em buscar empiricamente, através de um experimento preliminar, evidências de que o EA pode ser capaz de antecipar o comportamento dos aprendizes em um AVA. Encontrar evidências de que o comportamento do aprendiz (variável dependente) que possam ser explicadas pelo estilo podem indicar qual ou quais dimensões do Estilo de Aprendizagem (variável independente) são potenciais dados de entrada para realizar o diagnóstico. Para tanto, o comportamento de evasão foi selecionado para ser utilizado neste experimento, uma vez que tal comportamento é resultante do desempenho alcançado pelos aprendizes. Nesta etapa, devido à pouca quantidade de aprendizes na amostra, nenhuma Trilha de Aprendizagem será utilizada objetivando não limitar ainda mais a amostra do experimento.

Constatando resultados positivos na primeira etapa, é plausível admitir o desenvolvimento de uma arquitetura de *software* para diagnosticar antecipadamente o comportamento do aprendiz utilizando o estilo (etapa II). Tal arquitetura deve incluir não somente técnicas de diagnóstico, mas também os processos de coleta das informações de comportamento e estilo, de pré-processamento dessas informações, assim como a sua análise. É importante salientar que os resultados da etapa I, apesar da expectativa positiva, podem não evidenciar relação entre o comportamento e o estilo do aprendiz.

A partir do modelo, é possível implementar um protótipo seguindo sua arquitetura (etapa III). Para esta etapa, duas tecnologias são identificadas como sendo fundamentais para o desen-

volvimento do protótipo. A primeira é a utilização da linguagem de programação orientada à objetos *Visual C#* e a segunda é o banco de dados relacional *SQL Server 2012*. O desenvolvimento do protótipo permitirá agilidade de repetição do processo sugerido no modelo, uma vez que é esperada uma grande quantidade de dados para serem manipulados.

A etapa IV tem por objetivo colocar o protótipo em utilização sob diferentes cenários. Um cenário é caracterizado, basicamente, pela dimensão ou combinação de dimensões do Estilo de Aprendizagem. A especificação das trilhas que serão utilizadas nos experimentos está descrita no capítulo de avaliação 6, sendo elencadas de acordo com a disponibilidade dos dados. As variáveis referentes ao comportamento dos aprendizes são o tempo de utilização (WU, 2012; TAY, 2011; YOON et al., 2007), quantidade de acessos (WU, 2012; TAY, 2011) *status* e evasão (LEVY, 2007; SCOTT, 2013). Estas variáveis também estão especificadas no mesmo capítulo. O diagnóstico será realizado utilizando diferentes técnicas de classificação. Entre os classificadores selecionados estão a *Árvore de Decisão (AD)*, o *Naïve Bayes (NB)*, a *Rede Neural Artificial (RNA)* e *Support Vector Machine (SVM)*, pois elas têm sido utilizadas para classificar aprendizes em vários trabalhos ao longo dos últimos anos (LIAO; CHU; HSIAO, 2012; MANGHIRMALANI; PANTHAKY; JAIN, 2011; ROMERO; VENTURA, 2010). Todos os cenários utilizados, bem como os resultados de diagnóstico obtidos para cada classificador serão mantidos em banco de dados. Métricas relacionadas ao desempenho do protótipo estão fora do escopo deste trabalho.

Por fim, a avaliação dos resultados do diagnóstico acontece na etapa V, fazendo uso do método quantitativo. É verificada a acurácia do diagnóstico comparando as diferentes técnicas de classificação utilizadas para cada cenário em cada experimento. Os experimentos contam com seis disciplinas do EaD da UNISINOS selecionadas a partir do critério de número de amostras em cada disciplina. Apenas seis delas tiveram pelo menos cem aprendizes que responderam o questionário de estilo. Busca-se discutir como as variáveis dependentes e independentes estão relacionadas teoricamente para cada experimento.

1.3 Organização do Texto

Esta dissertação está organizada de maneira a apresentar os conceitos básicos utilizados neste trabalho no capítulo 2. Entre os conceitos abordados estão o diagnóstico do comportamento de aprendizes, o Estilo de Aprendizagem (EA), a Trilha de Aprendizagem (TA) e uma contextualização sobre a Educação a Distância (EaD). A descrição dos trabalhos relacionados e o estado da arte do tema escolhido são descritos no capítulo 3, apresentando ao final uma comparação entre todos os trabalhos. O modelo é proposto no capítulo 4. Neste capítulo, todos os componentes compreendidos no modelo são abordados, assim como a explicação do seu funcionamento. No capítulo 5 os aspectos de implementação são abordados trazendo a arquitetura do modelo e que foi desenvolvido. A avaliação, capítulo 6, traz a explicação de como os experimentos foram realizados, quais resultados foram obtidos e o que se pode observar como

relevante para cada experimento. O capítulo 7 finaliza a dissertação abordando as considerações finais, as contribuições aqui encontradas e os trabalhos futuros.

2 CONCEITOS BÁSICOS

Este capítulo trata dos principais conceitos abordados nesta proposta de dissertação. Na seção 2.1 é apresentada a definição de diagnóstico do comportamento de aprendizes. Na seção seguinte, 2.2, o conceito de Estilo de Aprendizagem (EA) é explicado bem como cada uma de suas dimensões. O conceito de Trilha de Aprendizagem (TA) é abordado na seção 2.3, onde também é justificado seu uso. Por último, o tema Educação a Distância (EaD) é contemplado na seção 2.4.

2.1 Diagnóstico de Aprendizes

Recentemente, pesquisadores das mais diversas áreas como ciência da computação, estatística, mineração de dados e educação têm investigado como utilizar dados dos aprendizes para melhorar a educação (ROMERO; VENTURA, 2010). A exploração, ou mineração, de dados educacionais é reconhecido como um tema atual de pesquisa (ROMERO; VENTURA, 2010), mas que já vem sendo estudado há anos (CARVER; HOWARD; LANE, 1999). Tal exploração foca no desenvolvimento de técnicas para analisar e classificar dados dos aprendizes provenientes de contextos educacionais (ROMERO; VENTURA, 2010). Autores, tanto da área de ciência da computação como da área de educação utilizam o termo diagnóstico como se referindo à exploração dos dados dos aprendizes, normalmente para suportar a tomada de decisão em ambientes educacionais (WU, 2012; CHEN, 2011; CHEN; BAI, 2009; YOON et al., 2007).

O diagnóstico de aprendizes trata de sistemas, métodos ou técnicas capazes identificar diferenças entre os aprendizes. Estas diferenças são utilizadas na literatura como sendo deficiências (MANGHIRMALANI; PANTHAKY; JAIN, 2011), comportamentos (CARVER; HOWARD; LANE, 1999; JONG; CHAN; WU, 2007) ou situação atual do conhecimento (WU, 2012; CHEN, 2011; CHEN; BAI, 2009; LEE; LEE; LEU, 2009; CHEN; HSIEH; HSU, 2007; CHEN et al., 2007). A importância de antecipar diferenças, ou comportamentos, é identificada como sendo de extrema importância quando se tem por objetivo o gerenciamento dos aprendizes. Diagnosticar um determinado comportamento do aprendiz previamente pode, por exemplo, permitir uma ação proativa no sentido adaptar ou melhorar o método de ensino (ROMERO; VENTURA, 2010).

No entanto, o diagnóstico requer tanto dados históricos quanto dados atuais para ser realizado. O que vai determinar o quão cedo o diagnóstico poderá ser realizado é a disponibilidade dos dados atuais. Quanto antes se obter os dados dos aprendizes que se pretende gerenciar, maior são as chances de uma medida proativa ser realizada e obter sucesso. Nesse sentido é que se identifica o ganho com o uso do Estilo de Aprendizagem, pois é uma informação fácil de se obter e que não muda consideravelmente com o passar do tempo, podendo ser utilizada para diagnosticar os aprendizes a qualquer momento durante toda a sua vida acadêmica.

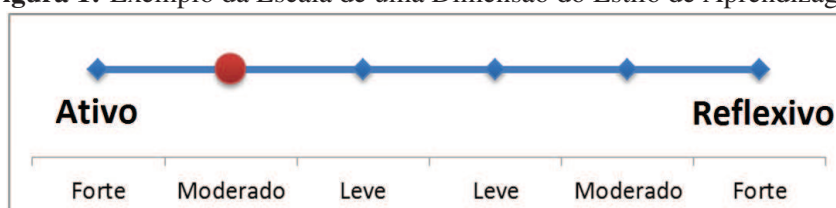
2.2 Estilo de Aprendizagem

Sabe-se que aprendizes possuem características distintas e aprendem de diferentes maneiras (FELDER; SILVERMAN, 1988), o que pode caracterizar diferentes perfis. Tais perfis podem ser descritos através do Estilo de Aprendizagem (EA) dos aprendizes. O EA tem recebido diferentes definições (PETERSON; RAYNER; ARMSTRONG, 2009; AKBULUT; CARDAK, 2012). A definição de Estilo de Aprendizagem do Aprendiz (*Learner Learning Style - LLS*) utilizada neste trabalho é a preferência cognitiva e comportamental individual em um contexto de aprendizagem (PETERSON; RAYNER; ARMSTRONG, 2009). Esta definição é aplicada no modelo de EA proposto por Felder e Silverman (1988) chamado *Felder and Silverman Learning Style Model* (FSLSM), o qual também é aplicado neste trabalho. Segundo Graf e Kinshuk (2006), este modelo é considerado o mais apropriado para ser utilizado em sistemas voltados para a educação.

Nesse modelo, o EA é descrito por quatro dimensões: (I) Ativo/Reflexivo; (II) Sensitivo/Intuitivo; (III) Visual/Verbal; e (IV) Sequencial/Global. Uma dimensão pode ter diferentes intensidades, como no exemplo da Figura 1 para a dimensão Ativo/Reflexivo. Isso significa que um aprendiz pode ter preferência leve, moderada ou forte para cada extremidade da dimensão de acordo com as suas características, totalizando 6 possíveis níveis. A dimensão Ativo/Reflexivo representa a preferência sobre o processamento das informações. Ao receber uma informação, aprendizes ativos tendem a discutir sobre o assunto ou aplicar o conhecimento adquirido. Os Reflexivos preferem refletir individualmente. Aprendizes ativos devem procurar realizar atividades em grupo, trocando experiências com outros colegas. A troca de informações é a chave para aprender e esclarecer dúvidas. Reflexivos devem buscar momentos individuais em ambientes com silêncio para fazer uma retrospectiva do que foi visto em aula. Resumos e anotações podem ser bastante úteis para apoiar a reflexão.

A segunda dimensão, Sensitivo/Intuitivo, está relacionada ao tipo de percepção. Aprendizes sensíveis gostam de aprender com métodos explícitos e não gostam de surpresas. Os intuitivos tendem a descobrir seus próprios métodos e não gostam de repetição. Sensitivos são alunos que lembram e entendem o conteúdo quando conseguem estabelecer relações com coisas do mundo real. Os aprendizes que são intuitivos tendem a não memorizar passos específicos como substituição em fórmulas matemáticas. Erros são comuns em atividades repetitivas realizadas

Figura 1: Exemplo da Escala de uma Dimensão do Estilo de Aprendizagem



Fonte: Elaborada pelo autor

pelos intuitivos.

Visual/Verbal é a dimensão que expressa a preferência sobre a maneira de recebimento da informação. Imagens, gráficos e diagramas favorecem os visuais. Aprendizes verbais preferem frases e textos explicativos. Textos densos e longos não favorecem os visuais, porém filmes, documentários e animações explicativas podem ser úteis. Verbais devem procurar escrever resumos com suas próprias palavras. Trabalhos em grupo também são bem vindos para os verbais.

A última dimensão, Sequencial/Global, representa o método de entendimento. Aprendizes sequenciais preferem receber informações densas e detalhadamente explicativas, com passos lineares e conexos. Em contrapartida, os globais tendem a se identificar com informações gerais e abstratas, sem a necessidade de uma ordem lógica. Conteúdos detalhados e explicações com sequência lógica favorecem os aprendizes sequenciais. Se o professor transmite o conteúdo pulando entre um tópico e outro, talvez isso não ajude os sequenciais a entender o conteúdo. Globais são os aprendizes que tendem a ter facilidade com explicações resumidas, mas acabam deixando de lado detalhes importantes. Aulas dinâmicas com conteúdo esparso ajudam os globais.

De acordo com AKBULUT; CARDAK (2012), vários trabalhos foram desenvolvidos utilizando modelos de aprendiz que implementam o EA nos últimos anos. De maneira geral, os trabalhos fazem uso dos estilos para escolher o material de aprendizado para os aprendizes. Estudos recentes mostram a relevância de EA. Em AKBULUT; CARDAK (2012) foi feito um levantamento de 300 estudos realizados na área. Entre eles, foram encolhidos 70 trabalhos através de análises quantitativas com sumários descritivos e análises qualitativas do conteúdo. Entre os trabalhos, 34 (48,6%) foram publicados após o ano de 2007. É importante salientar que 35 (50%) trabalhos utilizaram o FSLSM para identificar as preferências dos aprendizes.

No FSLSM, as preferências dos aprendizes podem ser facilmente acessadas através do questionário *Index of Learning Style Questionnaire* (ILSQ) (FELDER; SOLOMAN, 2013). As preferências para cada uma das dimensões são obtidas a partir de uma escala que varia de -11 a 11, onde -11 significa uma forte preferência pelo estilo ativo, no caso da dimensão Ativo/Reflexivo, e 11 expressa uma forte preferência pelo estilo reflexivo. No âmbito deste trabalho, é utilizado a versão do questionário traduzida para o português de Kuri e Giorgetti (1996). Mesmo não possuindo uma validação (LOPES, 2002) nem resultados confiáveis (SANTOS; MOGNON, 2010), tal tradução é utilizada por muitos autores em trabalhos realizados no Brasil para o coleta das preferências de aprendizagem (DUNCAN, 2012; SANTOS; MOGNON, 2010; ROSARIO, 2006; MACHADO; PALHANO, 2001). Acredita-se que existem padrões de preferências que possam estar correlacionados com trilhas de comportamento dos aprendizes.

2.3 Trilha de Aprendizagem

O conceito de Trilha de Aprendizagem (TA) não é claramente definido na literatura. Tal conceito é utilizado seguindo diferentes abordagens para propósitos distintos (SEEHUSEN; LECON; KABEN, 2000; KEENOY et al., 2004; SCHMEIL; EPPLER, 2008; PACHLER; DALY, 2009). Para melhor entender o significado de TA utilizado neste trabalho, alguns conceitos como contexto, entidade e trilha são necessários.

Com o aprimoramento dos serviços baseados na localização (HIGHTOWER; BORRIELLO, 2001) informações de contexto foram incorporadas nas aplicações e a computação se tornou sensível ao contexto do usuário. Segundo DEY; ABOWD; SALBER (2001), o contexto é qualquer informação que possa ser utilizada para caracterizar a situação de entidades (pessoa, lugar ou objeto) que sejam consideradas relevantes para interação entre um usuário e uma aplicação. O registro histórico dos contextos visitados e da atuação da entidade em cada contexto, normalmente recebe a denominação de histórico de contexto (*context history*) (SILVA et al., 2010; DRIVER; CLARKE, 2008). Ainda, Silva et al. (2010); Driver e Clarke (2008) se referem ao histórico de contexto como sendo uma trilha de registros históricos.

O conceito de Trilha de Aprendizagem do Aprendiz (*Learner Learning Trail (LLT)*) utilizado neste trabalho é o registro histórico de contextos de aprendizagem visitados por um aprendiz em um AVA. Um contexto de aprendizagem pode ser notado, por exemplo, quando um aprendiz acessa o LMS para interagir com seus colegas em um fórum de discussão ou quando acessa materiais de ensino. Estas interações realizadas dentro do AVA irão compor a trilha de comportamento do aprendiz. Justifica-se o uso de trilhas pela fácil caracterização desse comportamento. Para uma mesma característica de comportamento, como o tempo de utilização de um AVA, podem haver diferentes trilhas. Um exemplo pode ser notado em uma trilha de tempo de utilização quando o motivo da interação é o acesso ao conteúdo. Outro pode ser a trilha de tempo de utilização quando o motivo é o acesso ao fórum de discussão. Essas diferentes variações de comportamento, ou trilhas de aprendizagem, é que se busca estudar e correlacionar com os padrões de estilo de aprendizes da EaD.

2.4 Educação a Distância

A Educação a Distância, ou simplesmente EaD, é um método de ensino que permite o auto aprendizado, onde professores e aprendizes podem estar geograficamente e temporalmente distantes (MOORE, 1993). Em ambientes de aprendizado a distância *online*, como um LMS ou AVA, a Internet é o meio mais utilizado para se estabelecer comunicação entre os professores e os aprendizes (WU, 2012). De acordo com Keegan (1996), o que diferencia a EaD do auto aprendizado é a possibilidade de comunicação em via dupla, onde professores e aprendizes podem interagir através de canais eletrônicos e encontros casuais.

A distância, aliada a grande quantidade de alunos para se gerenciar, torna-se um fator crítico

em função da quantidade de tempo dedicado individualmente a cada aluno (WU, 2012). Nesse sentido, vêm sendo estudados e desenvolvidos sistemas tutores inteligentes para que possam atuar no aprendizado. Percebe-se que os sistemas tutores inteligentes podem ser integrados aos sistemas de EaD de maneira a prover dados sobre o aprendizado e, conseqüentemente, detectar possíveis comportamentos. No entanto, os sistemas tutores inteligentes possuem o domínio do conhecimento muito específico e pontual, como o ensino de álgebra, por exemplo, tornando um tanto quanto difícil sua aplicação para um grande número de disciplinas com diferentes conteúdos.

Na EaD *online*, LMSs são amplamente utilizados para troca de informação. As distâncias temporal e geográfica entre professores e aprendizes devem ser diferenciadas da distância comunicativa, psicológica ou pedagógica (MOORE, 1993). Moore (1993) introduziu o conceito de distância transacional, que objetiva evidenciar essa diferença. A distância transacional é considerada um conjunto de três fatores: a independência de um aprendiz para encontrar conteúdo; a estrutura do curso a distância; e a possibilidade de comunicação entre professores e aprendizes. Se existem intensa comunicação e interação, a distância transacional é baixa. Caso contrário, onde a comunicação é fraca e existem poucas oportunidades de receber retornos ou respostas, a distância transacional é alta.

3 TRABALHOS RELACIONADOS

Modelos e sistemas que tratam o diagnóstico dos aprendizes têm sido alvo dos pesquisadores tanto da área de educação como de ciência da computação. Foram selecionados nove trabalhos relacionados que tratam do diagnóstico de diferenças entre aprendizes, buscando trabalhos atuais que fizessem o diagnóstico com diferentes técnicas. Os critérios para comparar os trabalhos foram escolhidos para evidenciar suas diferenças, funcionalidades e contribuição. Entre os critérios estão a técnica de diagnóstico, foco na Educação a Distância, utilização dos dados históricos, presença de Estilo de Aprendizagem (EA), utilização de Trilha de Aprendizagem (TA) e ainda a flexibilidade do modelo ou método. As próximas seções apresentam os trabalhos relacionados bem como uma comparação levando em conta cada critério.

3.1 Trabalho de Wu (2012)

No trabalho de título "*Adaptive Learning Mechanisms for E-Learning*", o autor propõe um sistema capaz de realizar o diagnóstico individual da situação atual do conhecimento dos aprendizes. O sistema tem como base o *Learning Diagnosis Diagram* (LDD), uma ferramenta de representação do conhecimento utilizada no trabalho para fazer a auto adaptação do conteúdo a ser estudado pelo aprendiz. O LDD é um grafo finito onde os nós representam as atividades e as arestas a relação de ordem em que as atividades são realizadas, assim podendo mapear sequencialmente todas as atividades realizadas aprendizes.

O sistema foi avaliado com uma amostra de 80 participantes visando o diagnóstico da situação de aprendizagem para a EaD através do uso de um questionário de cento e cinquenta questões de múltipla escolha. Inicialmente, professores com ampla experiência na disciplina Laboratório de Circuitos Eletrônicos de uma escola de Taiwan transcreveram o conteúdo e as atividades para o LDD o mais detalhadamente possível. Um sistema monitorava o comportamento dos aprendizes para analisar os dados históricos de utilização. Os dados que se referem à duração da atividades, frequência de acesso, respostas das atividades e outros dados estatísticos são então cruzados com o LDD criado para sugerir conteúdos e materiais de estudo.

O sistema demonstrou não ser muito efetivo no diagnóstico, resultando baixa acurácia no diagnóstico da situação dos aprendizes. Mesmo o sistema fazendo uso dos dados históricos dos aprendizes, não foi utilizando o conceito de TA para estruturar as informações. No texto, não há evidência do uso do EA. No entanto, o sistema se mostra flexível no que tange a possibilidade de realizar o diagnóstico de situações de aprendizagem para diferentes disciplinas e conteúdos.

3.2 Trabalho de Chen (2011)

Neste trabalho relacionado o autor apresenta o *Personalized Diagnosis and Remedial Learning System* (PDRLS), um sistema que implementa a técnica *Pathfinder Network* para prover ações remediais com base no conhecimento individual dos aprendizes para a modalidade de EaD. Os dados históricos de desempenho dos aprendizes são levados em consideração pelo sistema.

Aprendizes de uma universidade de Taiwan cursando a disciplina de Programação em JAVA foram selecionados para o experimento. A avaliação do sistema foi realizada com uma amostra de 145 alunos, com idade entre 18 e 20 anos. Os aprendizes foram divididos em dois grupos, os que não receberam intervenção através do sistema (grupo de controle) e os que foram submetidos à utilização do sistema (grupo de experimento).

Os resultados mostram que aprendizes que receberam apoio a partir do uso do PDRLS obtiveram uma melhora de desempenho estatisticamente significativa. Não é mencionando a utilização de trilhas para estruturar as informações. O estilo também não são mencionados no texto como sendo uma variável presente no sistema. A flexibilidade do sistema para utilização em diferentes disciplinas não é clara.

3.3 Trabalho de Chen e Bai (2009)

Em "*Learning Barriers Diagnosis based on Fuzzy Rules for Adaptive Learning Systems*", CHEN; BAI (2009), os autores propõem um novo método para diagnosticar dificuldades (mal entendimento do conteúdo) dos aprendizes através do uso de *Fuzzy Rules* para sistemas de aprendizado adaptativo. O método busca inferir a probabilidade de um aprendiz encontrar dificuldades em sua aprendizagem.

As conclusões dos autores dizem que o método é praticável para realizar o diagnóstico de dificuldades, porém sem explicitar uma amostra de testes ou mesmo que tipo de avaliação foi utilizada. O trabalho apresenta vários cenários de teste explicando como o método de diagnóstico se comporta em diferentes casos.

Este trabalho não utiliza dados históricos para realizar o diagnóstico, mas sim um teste com perguntas e respostas envolvendo conceitos a serem diagnosticados como dificuldades. Como dados históricos não são utilizados, o conceito de TA não se adequa ao problema. O diagnóstico não leva em consideração o EA dos aprendizes e nem mesmo possui foco no EaD. No entanto, o método demonstra flexibilidade para troca de variáveis, no caso, dificuldades dos aprendizes.

3.4 Trabalho de Manghirmalani, Panthaky e Jain (2011)

Em sua pesquisa, Manghirmalani, Panthaky e Jain (2011) propõem uma abordagem computacional para diagnóstico e classificação de deficiências na aprendizagem. Tal diagnóstico busca identificar a dificuldade de leitura (Dislexia), de escrita (Disgrafia) e de simples cálculos matemáticos (Discalculia) através do uso da técnica chamada *Learning Vector Quantization* (LVQ), proposta no trabalho. LVQ é tipo especial de Rede Neural Artificial (Artificial Neural Network (ANN) que utiliza aprendizado de máquina não supervisionado para classificação.

A avaliação do sistema foi realizada com uma amostra de 240 aprendizes utilizando um questionário de 100 perguntas buscando a identificação das deficiências, onde 160 aprendizes da amostra não possuíam nenhum tipo de deficiência, enquanto que os outros 80 possuíam uma ou mais deficiências. Diferentes técnicas de classificação como Árvores de Decisão (*Decision Tree* (DT)) e Rede Neural Artificial foram utilizadas para comparação da eficácia do diagnóstico.

A técnica LVQ ficou entre os três melhores classificadores com acurácia de 91,8%. Também não focando no EaD, o método LVQ não utiliza dados históricos para o diagnóstico das deficiências e, conseqüentemente, não utiliza TA. O estilo também não se mostrou presente no estudo, assim como a flexibilidade no diagnóstico, uma vez que o trabalho foca em Dislexia, Disgrafia e Discalculia. No entanto, mesmo sem atender aos critérios de comparação, este trabalho apresenta resultados claros com alto nível de detalhamento.

3.5 Trabalho de Lee, Lee e Leu (2009)

No trabalho de Lee, Lee e Leu (2009), "*Application of Automatically Constructed Concept Map of Learning to Conceptual Diagnosis of E-Learning*", é apresentado um sistema para diagnóstico de dificuldades dos aprendizes utilizando o algoritmo Apriori para o Mapa Conceitual (*Concept Map*) para a modalidade de EaD. Utilizando o Mapa Conceitual dos aprendizes, o Apriori cria Regras de Associação (*Association Rules* (AR)) com base na frequência de itens semelhantes.

O estudo foi avaliado utilizando uma amostra de 245 aprendizes com testes estatísticos de significância. Os aprendizes foram divididos em grupos de controle e de experimento fazendo a medição de desempenho com o uso de *Pre-test* e *Post-test*. O sistema desenvolvido faz uso de dados históricos coletando informações sobre o portfólio dos aprendizes para estabelecer as regras de associação para o Mapa Conceitual.

Dados sobre o EA dos aprendizes não são levados em consideração para efetuar o diagnóstico das dificuldades, assim como a conceito formal de TA. Mesmo não explicitando no texto a dinamicidade do sistema, o método utilizado é compreendido como sendo flexível para diferentes necessidades dos aprendizes.

3.6 Trabalho de Chen, Hsieh e Hsu (2007)

Em seu estudo, os autores Chen, Hsieh e Hsu (2007) utilizam Regras de Associação para o diagnóstico de mal entendimento do conteúdo durante a aprendizagem. O trabalho busca identificar regras comuns em conceitos mal entendidos pelos aprendizes para poder diagnosticar e remediar os aprendizes que são enquadrados pelas regras encontradas.

A avaliação do sistema se deu através de um experimento que contou com 630 aprendizes de uma escola de ensino primário na Coreia. O sistema foi utilizado pelas crianças para o ensino de fração matemática. Segundo os autores, a abordagem utilizada se mostrou capaz de diagnosticar aprendizes com dificuldades em comum, assim podendo prestar ajuda para melhorar sua aprendizagem. Um questionário de satisfação, descrito no texto, foi aplicado para verificar a usabilidade do sistema. Testes estatísticos não foram citados.

De acordo com os critérios observados, os quesitos referentes ao EaD, dados histórico e flexibilidade são cumpridos. Dados sobre o perfil dos aprendizes são levados em consideração, mas não levando em conta o EA. A flexibilidade, novamente, não é explicitada no texto, porém percebe-se que o método abrange diferentes dificuldades ou mal entendimento de conceitos. Trilhas não são utilizadas.

3.7 Trabalho de Yoon et al. (2007)

Em "*Improvement of Learning Styles Diagnosis based on Outliers Reduction of User Interface Behaviors*", Yoon et al. (2007) aplicam o método *k-Nearest Neighbor* (k-NN) para diagnosticar o Estilo de Aprendizagem dos aprendizes com base no conteúdo ensinado. Tal método utiliza a Distância Euclideana para classificar um ponto em um plano cartesiano a partir de determinado número de vizinhos mais próximos.

O método foi experimentado utilizando uma amostra de 372 aprendizes recém matriculados em uma universidade da Coreia. O Estilo de Aprendizagem dos aprendizes foi coletado com o ILSQ. O comportamento dos aprendizes foi observado durante 20 minutos em um AVA. Através de uma lista de atributos que representam o comportamento, o estilo dos aprendizes foi classificado utilizando Árvores de Decisão. A classificação foi realizada com e sem a utilização do k-NN mostrando que, quando o algoritmo k-NN é utilizado, a eficácia da classificação é aumentada, devido à eliminação de ruído nos dados dos aprendizes.

Neste trabalho relacionado o método aplicado tem como foco o ambiente de aprendizado a distância (EaD). Dados sobre o aprendizado dos aprendizes são utilizados no método, porém ainda sem o conceito de TA. Mesmo utilizando o EA, o método não o utiliza como variável de entrada para realizar o diagnóstico. O estilo é o resultado apresentado, sendo assim visto como uma necessidade dos aprendizes. A flexibilidade se mostrou presente no método escolhido.

3.8 Trabalho de Jong, Chan e Wu (2007)

Em "*Learner Log Explorer in E-Learning Diagnosis*", os autores apresentam um sistema para diagnóstico do comportamento dos aprendizes a partir de dados de portfólio. Técnicas de mineração de dados (*Data Mining*) foram utilizadas, não explicitando quais são elas. O experimento foi conduzido para verificar a performance sistema no que diz respeito à capacidade de melhora do resultado acadêmico dos aprendizes através do envio de mensagens baseada na classificação do comportamento. Diferentes amostras foram utilizadas para avaliar estatisticamente o sistema, obtendo resultados significativamente positivos.

O trabalho de Jong, Chan e Wu (2007) não busca atender o EaD. No entanto, dados históricos referentes ao portfólio dos aprendizes foram utilizados, mas sem a utilização do conceito de TA. Nada consta sobre a utilização do EA dos aprendizes para a realização do diagnóstico. Nota-se que o sistema proposto mantém a dinamicidade no que tange as variáveis utilizadas.

3.9 Trabalho de Chen et al. (2007)

Como no trabalho anterior, Chen et al. (2007) se propõem a realizar o diagnóstico do mal entendimento sobre o conteúdo dos aprendizes com base em dados de portfólio. A técnica utilizada para realizar o diagnóstico foi Clusterização (*Clustering*), buscando agrupar aprendizes com portfólio semelhante.

A avaliação estatística do trabalho ocorreu através do Teste t com uma amostra de 162 aprendizes objetivando identificar a diferença de necessidades de alunos diagnosticados em grupos (*clusters*) distintos. Os resultados estatísticos mostraram significativa diferença entre os grupos. Adicionalmente, foi verificada significância para a correlação entre a performance dos aprendizes e seu comportamento no AVA.

Os dados de portfólio dos estudantes foram utilizados, assim fazendo o uso de registros históricos. Novamente, a trilha, assim como o estilo, não são mencionados no trabalho. O diagnóstico das necessidades objetiva aprendizes envolvidos em EaD, também buscando manter a flexibilidade no método utilizado.

3.10 Comparação entre Trabalhos Relacionados

A Tabela 1 mostra um resumo comparativo entre os nove trabalhos anteriormente descritos. As colunas da tabela indicam a presença (✓) ou ausência (-) dos critérios analisados, com exceção da técnica utilizada, que é descritiva. Os critérios de comparação entre os trabalhos relacionados foram estrategicamente selecionados para evidenciar suas diferenças, funcionalidades e a contribuição proposta pelo trabalho aqui desenvolvido. Todos os critérios utilizados são descritos através da presença ou ausência, com exceção da técnica de diagnóstico. Os critérios utilizados estão descritos na lista abaixo:

Tabela 1: Comparação entre Trabalhos Relacionados

Trabalho	D	T	EaD	DH	EA	TA	F
WU (2012)	✓	LDD	✓	✓	-	-	✓
CHEN (2011)	✓	Pathfinder Network	✓	✓	-	-	-
CHEN; BAI (2009)	✓	Fuzzy Rules	-	-	-	-	✓
MANGHIRMALANI; PANTHAKY; JAIN (2011)	✓	LVQ	-	-	-	-	-
LEE; LEE; LEU (2009)	✓	Apriori	✓	✓	-	-	✓
CHEN; HSIEH; HSU (2007)	✓	Association Rules	✓	✓	-	-	✓
YOON et al. (2007)	✓	k-NN	✓	✓	-	-	✓
JONG; CHAN; WU (2007)	✓	Data Mining	-	✓	-	-	✓
CHEN et al. (2007)	✓	Clustering	✓	✓	-	-	✓

Fonte: Elaborada pelo autor

- Diagnóstico (D): indica se o trabalho realiza o diagnóstico dos aprendizes para detectar quaisquer deficiências, necessidades ou comportamentos dos aprendizes;
- Técnica (T): apresenta qual a técnica de diagnóstico foi utilizada em cada um dos trabalhos;
- Educação a Distância (EaD): identifica se o trabalho foca na modalidade de EaD;
- Dados Históricos (DH): busca identificar se dados históricos são utilizados para diagnosticar as necessidades dos aprendizes. Esses dados são provenientes do monitoramento das atividades dos alunos como, por exemplo, frequência de acesso no LMS;
- Trilha de Aprendizagem (TA): este critério é um ponto de diferenciação do trabalho aqui proposto. Este critério evidencia se o trabalho utiliza formalmente o conceito de trilhas para estruturar os dados históricos no âmbito de sistemas para educação;
- Estilo de Aprendizagem (EA): critério de fundamental relevância para diferenciar este trabalho dos demais. Este faz referência ao uso dos dados que explicam as preferências de aprendizagem dos aprendizes;
- Flexibilidade (F): objetiva identificar se o trabalho pode ser facilmente expandido ou se permite adicionar, trocar ou remover variáveis no sistema sem reprogramação, de maneira a proporcionar dinamicidade.

Como pode ser visto, as técnicas de diagnóstico se mostram variadas de maneira a não se repetirem para nenhum trabalho. O critério EaD é apresentado pela maioria dos trabalhos, assim como os dados históricos e a flexibilidade. O Estilo de Aprendizagem dos aprendizes, critério tido como fundamental para o trabalho aqui desenvolvido, não é atendido por nenhum dos trabalhos relacionados. Juntamente com o estilo, nenhum dos trabalhos mencionou utilizar o conceito formal de Trilhas de Aprendizagem.

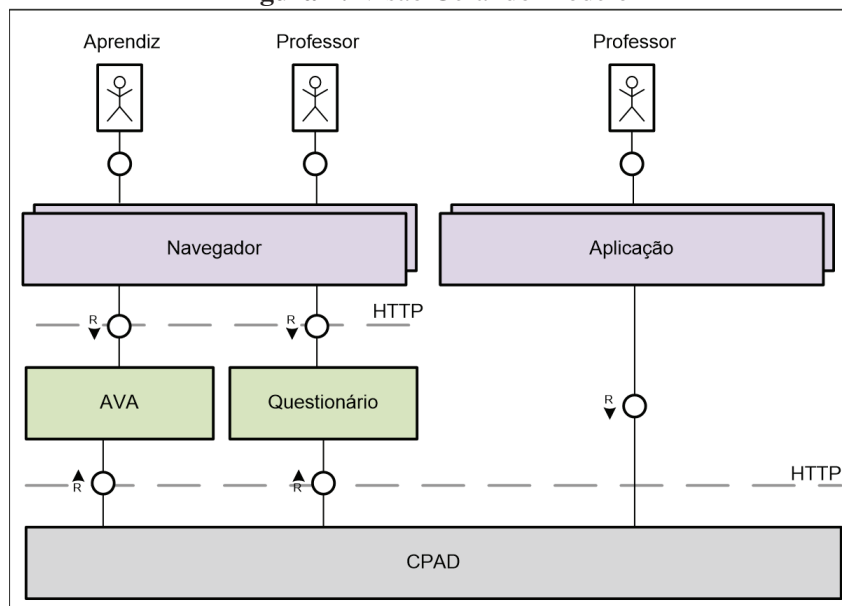
Percebe-se que este tema de pesquisa está aberto para receber novas contribuições como a que está sendo proposta neste trabalho. Em particular, este trabalho tem por objetivo avaliar a relevância do EA como única variável para suportar o diagnóstico antecipado do comportamento dos aprendizes. A necessidade de utilização de sistemas com este propósito é percebida e tida como promissora para o desenvolvimento de pesquisas na área.

4 MODELO PROPOSTO

Objetivando proporcionar um diagnóstico personalizado do comportamento, é proposto aqui um modelo de *software* capaz de auxiliar os professores no gerenciamento de aprendizes para a EaD com base no Estilo de Aprendizagem de cada um deles. Para tanto, a arquitetura é baseada em um método que tem por princípio a capacidade de coletar dados brutos de sistemas externos, preprocesar tais dados em Trilhas de Aprendizagem (TA), analisar as TAs com base em critérios estipulados e diagnosticar os aprendizes fazendo o uso apenas dos estilos. Esse método é chamado de CPAD (Coletar, Preprocessar, Analisar e Diagnosticar).

A Figura 2 mostra, sob uma visão mais ampla, como ocorre a interação dos aprendizes e dos professores com o sistema, além de explicitar os protocolos utilizados para a comunicação entre os elementos envolvidos. O aprendiz interage no sistema ao utilizar o Navegador para acessar o ambiente de preenchimento do Questionário de Estilo de Aprendizagem ou para acessar o ambiente de aprendizagem virtual (AVA). Em ambos a interação ocorre através da Internet fazendo uso do protocolo HTTP. O professor, por sua vez, também pode acessar ambos os ambientes da mesma maneira que o aprendiz, além de interagir com a Aplicação, que provê acesso às funcionalidades providas pelo CPAD. O CPAD, através do protocolo HTTP, acessa tanto o AVA quanto o Questionário para sincronizar os dados existentes, de maneira a atualizar o banco de dados interno com as informações disponíveis mais recentes.

Figura 2: Visão Geral do Modelo



Fonte: Elaborada pelo autor

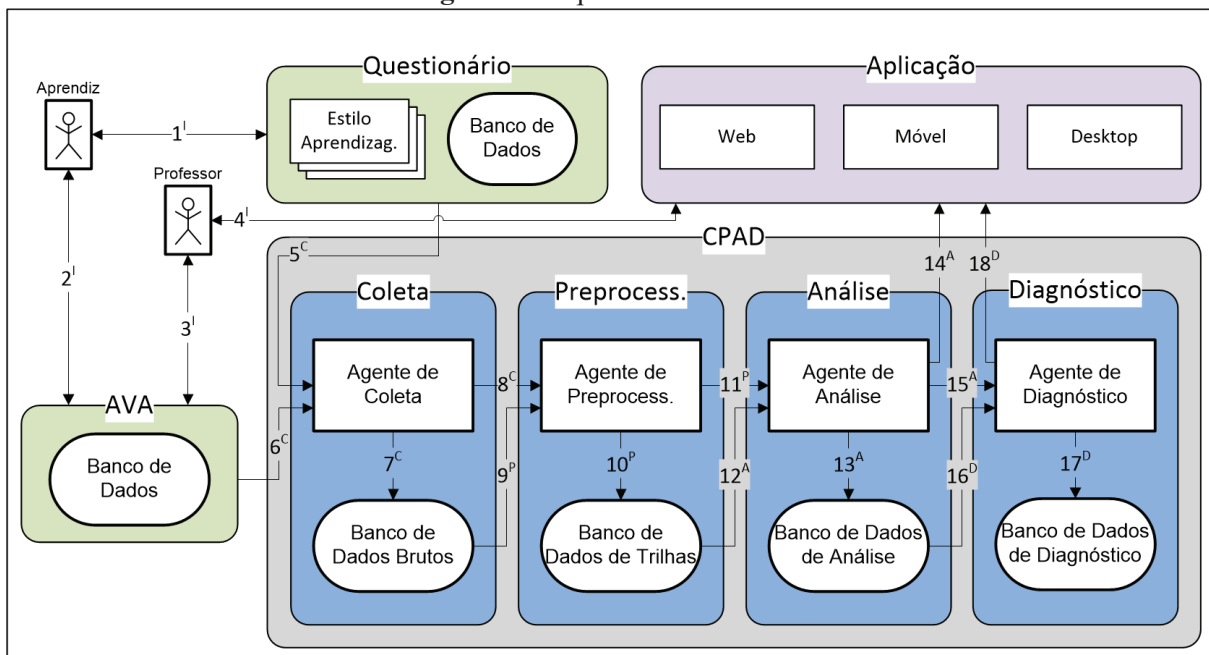
4.1 Arquitetura do Modelo

A arquitetura do modelo é composta por quatro subsistemas (Figura 3). Dois desses subsistemas (Aplicação e CPAD) são internos e viabilizam as funcionalidades propostas. Outros dois (AVA e Questionário) são externos, ou seja, são provedores dos dados que o sistema utilizará. Em relação aos internos, o subsistema Aplicação é responsável pela interface de acesso às funcionalidades. Ainda, o CPAD é onde as rotinas dos componentes estão implementadas, as técnicas de análise e diagnóstico estão definidas e os resultados gerados. Já entre os subsistemas externos, o AVA tem como função prover os dados históricos de utilização dos aprendizes. O Questionário representa o subsistema de coleta da preferência de aprendizagem dos aprendizes através de um questionário que implementa o *ILSQ* (FELDER; SOLOMAN, 2013).

4.2 CPAD

O CPAD é o subsistema que corresponde à principal parte do modelo, sendo formado por quatro componentes (Coleta, Pré-processamento, Análise e Diagnóstico). Sua estrutura é orientada a agentes (JENNINGS, 2001), onde cada um dos componentes é gerenciado por um agente, executando uma rotina independente com passos sequenciais e específicos. Os passos estão identificados por números e as rotinas por letras na Figura 3. Isso permite identificar à que rotina cada passo pertence. Os agentes trabalham de maneira independente e o fluxo de dados entre os componentes é dado em um único sentido, da esquerda para a direita, fazendo com que o componente a esquerda tenha todos os pré-requisitos necessários para o imediatamente

Figura 3: Arquitetura do Modelo



Fonte: Elaborada pelo autor

à direita. Este fluxo de um sentido mantém o modelo flexível e de fácil entendimento. A modelagem dos agentes é apresentada nas Figuras 4 e 5. Tal modelagem foi elaborada seguindo o *framework i** (YU, 1995).

Os atores desta modelagem são o Aprendiz, o Professor, o Questionário, o AVA, a Aplicação e os quatro agentes: Coleta, Pré-processamento, Análise e Diagnóstico. Estes atores interagem entre si, uma vez que para cada interação existe uma tarefa associada, um objetivo estipulado e um recurso manipulado. Em todas as interações entre os agentes, segundo o *framework i**, existe uma relação de dependência **D** que se dá em função de uma tarefa, de um objetivo e de um recurso. Exemplificando, na interação entre os atores Professor e Aplicação (Figura 4), a Aplicação depende do acesso (tarefa) por parte do Professor que tem como objetivo gerenciar os aprendizes. Como recurso, dados referentes aos aprendizes são manipulados.

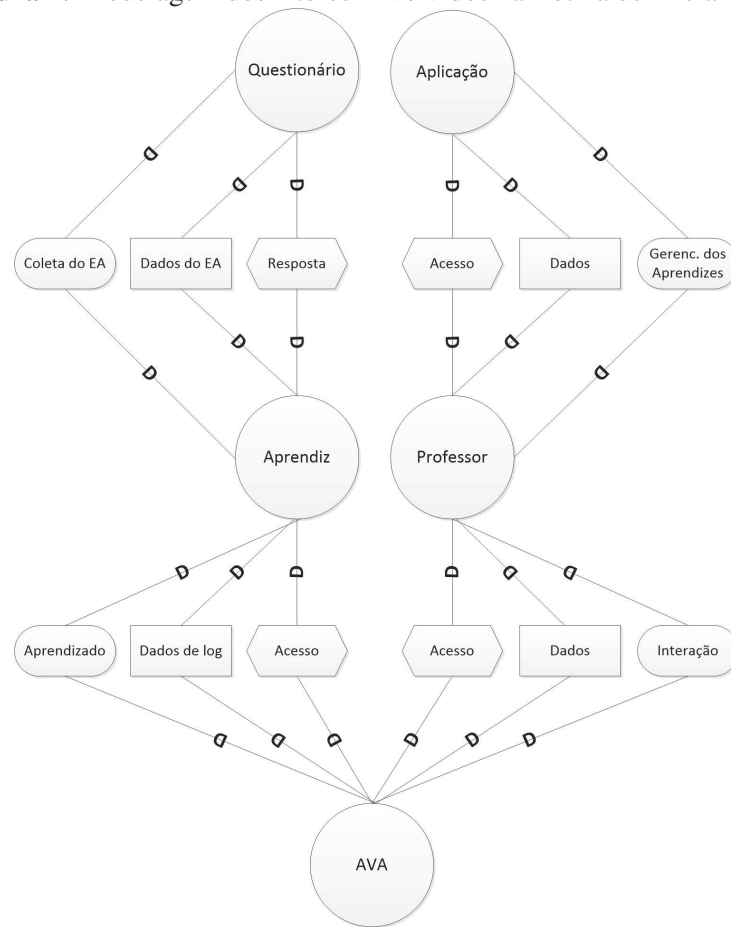
O modelo da Figura 3 implementa cinco rotinas. A primeira delas, rotina de inicialização (I), é tida como pré-requisito para o funcionamento do subsistema CPAD. Essa rotina inclui os passos 1, 2, 3 e 4. A interação entre os atores que executam os passos dessa rotina está modelada na Figura 4. A Figura 5 modela a interação entre os atores que fazem parte do CPAD. As próximas seções descrevem cada um dos componentes do CPAD, suas rotinas e como seus agentes funcionam.

4.2.1 Componente de Coleta

Este componente implementa a rotina de coleta (C) que objetiva coletar os dados brutos a partir dos subsistemas externos. O atores envolvidos na rotina de coleta são os agentes de Coleta e Pré-processamento, o AVA e o Questionário. Os passos inclusos nessa são o 5, 6, 7 e 8. Essa rotina é manipulada pelo Agente de Coleta no sentido de fazer a tarefa de sincronização dos dados provenientes do AVA e do Questionário e salvá-los localmente no Banco de Dados Bruto. O Agente de Coleta monitora a disponibilidade de novos dados para manter o sistema atualizado com os dados mais recentes. Depois da sincronização, um relatório é enviado para o Agente de Pré-processamento indicando que há novos dados para serem processados.

4.2.2 Componente de Pré-processamento

A rotina implementada neste componente é a de pré-processamento (P). Esta rotina tem por objetivo organizar e estruturar os dados brutos em TA para que possam ser utilizados na etapa de análise. Esta rotina gerencia os registros das trilhas através dos passos 9, 10 e 11. Uma vez recebido o relatório do ator Agente de Coleta, o Agente de Pré-processamento inicia sua execução de maneira a organizar os dados de acordo com os filtros já estabelecidos. Estes filtros são os dados de contexto tidos como relevantes, que caracterizam as trilhas e tornam possível a análise específica do comportamento dos aprendizes. Terminado esta execução, um relatório é enviado para o ator Agente de Análise.

Figura 4: Modelagem dos Atores Envolvidos na Rotina de Inicialização

Fonte: Elaborada pelo autor

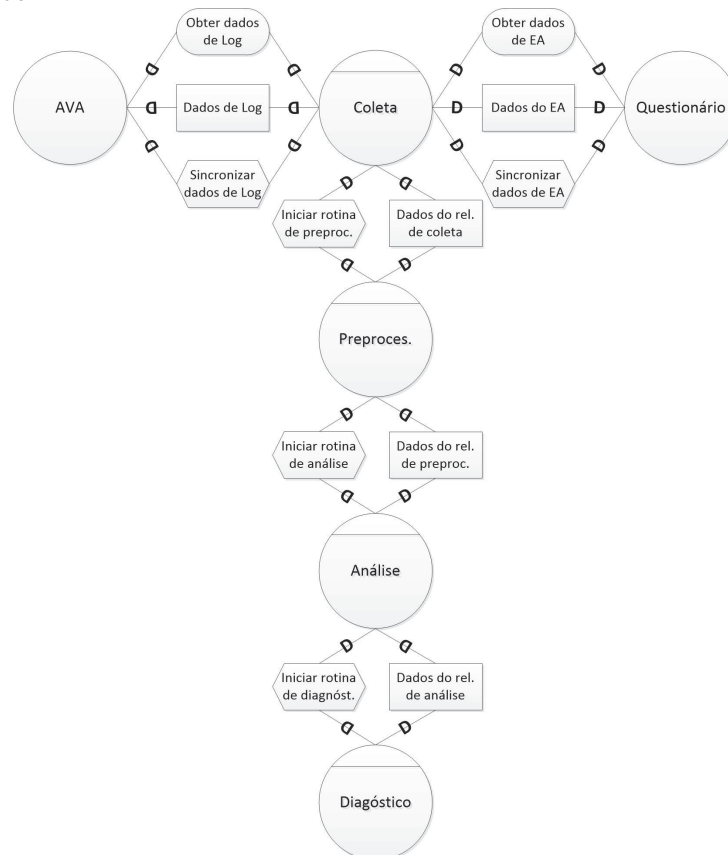
4.2.3 Componente de Análise

O componente de Análise implementa os critérios utilizados para detectar trilhas dos aprendizes que possam ser consideradas relevantes. Esses critérios podem ser manipulados de acordo com a necessidade. Esse componente é composto pelo ator Agente de Análise, que gerencia a rotina de análise (A) e pelo Banco de Dados de Análise. Os passos utilizados nesta rotina são o 12, 13, 14 e 15, que viabilizam tanto a análise manual quanto a automática. O que diferencia os dois modos de análise é o tipo de utilização. Se o professor é quem acessa o sistema e executa uma análise, o modo manual é utilizado. Caso contrário, já existe uma análise predefinida e o próprio sistema já executa o procedimento. Após a execução, um relatório é enviado para o ator Agente de Diagnóstico.

4.2.4 Componente de Diagnóstico

O último componente implementa a rotina de diagnóstico (D) objetivando realizar o diagnóstico dos aprendizes. Esta rotina utiliza os passos 16, 17 e 18. Como no componente de Análise, o diagnóstico pode ser executado manual ou automaticamente, dependendo sempre do

Figura 5: Modelagem dos Atores e dos Agentes Envolvidos nas Rotinas de Coleta, Pré-processamento, Análise e Diagnóstico



Fonte: Elaborada pelo autor

modo de análise que foi executado. Este componente corresponde ao final de todo o processo. Cada diagnóstico realizado é executado pelo ator Agente de Diagnóstico e salvo no Banco de Dados de Diagnóstico.

4.3 Passos de Execução

O processo completo de funcionamento envolve dezoito passos. Cada passo representa a interação entre dois elementos do modelo, por exemplo, um agente ou um banco de dados. A lista abaixo descreve quais elementos do modelo compõem cada passo, quando cada um acontece e qual o sentido do fluxo de dados:

1. Aprendiz e Questionário: Neste passo, o aprendiz acessa o subsistema Questionário para responder o questionário de EA. Todas as respostas são mantidas no Banco de Dados. Esta interação possui o fluxo de dados nos dois sentidos;
2. Aprendiz e AVA: Este passo acontece quando o aprendiz acessa o AVA. Todos os dados de log do aprendiz são salvos no Banco de Dados, como mensagens trocadas no fórum de discussão ou realização de tarefas agendadas pelo professor. Este passo também possui fluxo de dados nos dois sentidos;

3. Professor e AVA: Este passo acontece no momento em que o professor acessa o subsistema AVA para agendar uma tarefa, responder à uma pergunta de um aprendiz ou mesmo participar do fórum. Novamente a fluxo de dados ocorre em dois sentidos;
4. Professor e Aplicação: Este passo remete à utilização do subsistema Aplicação. As funcionalidades de análise e diagnóstico são acessadas pelo professor através da uma interface. É através desta interface que o professor consegue analisar padrões de necessidades dos aprendizes e diagnosticá-los, podendo assim tomar uma decisão embasada nos resultados obtidos. Este é o último passo que possui dois sentidos em seu fluxo de dados;
5. Questionário e Agente de Coleta: Neste passo o Agente de Coleta monitora a disponibilidade de novos dados de estilo dos aprendizes. No momento em que há dados disponíveis, o Agente de Coleta inicia a requisição das informações buscando manter o Banco de Dados Bruto atualizado. Este passo inicia a rotina de sincronização dos estilos que ocorre entre o Banco de Dados do Questionário e Banco de Dados Bruto;
6. AVA e Agente de Coleta: Este passo inicia a rotina de sincronização dos dados de *log* do AVA. O monitoramento executado pelo Agente de Coleta busca atualizar o Banco de Dados Bruto com dados provenientes do Banco de Dados do AVA;
7. Agente de Coleta e Banco de Dados Bruto: Este corresponde ao segundo passo na sincronização dos dados, tanto os de estilos (passo 5) quanto os de *log* (passo 6). É neste passo que os dados são efetivamente salvos pelo Agente de Coleta no Banco de Dados Bruto.
8. Agente de Coleta e Agente de Pré-processamento: Quando ambos os processos de sincronização são finalizados, um relatório é enviado ao Agente de Pré-processamento informando que a rotina de pré-processamento pode ser inicializada;
9. Banco de Dados Bruto e Agente de Pré-processamento: As informações do Banco de Dados Bruto podem agora ser acessadas objetivando a estruturação dessas informações em TAs;
10. Agente de Pré-processamento e Banco de Dados de Trilhas: Uma vez estruturadas, as informações são salvas no banco de dados de trilhas. Essas informações tornam possíveis as rotinas de análise e diagnóstico;
11. Agente de Pré-processamento e Agente de Análise: Este passo corresponde ao envio do relatório indicando que há trilhas disponíveis e que a rotina de análise pode ser inicializada;
12. Banco de Dados de Trilhas e Agente de Análise: Neste passo as trilhas armazenadas são requisitadas para serem analisadas com o objetivo de identificar as trilhas relevantes de acordo com os critérios definidos. Em todas as análises são indispensáveis tanto os dados de trilhas quanto os dados de estilos;

13. Agente de Análise e Banco de Dados de Análise: Uma vez que a análise é executada, os resultados são salvos no Banco de Dados de Análise. A análise pode ser executada manual ou automaticamente;
14. Agente de Análise e Aplicação: Este passo ocorre no momento em que o professor acessa a interface para executar uma análise, um diagnóstico ou mesmo visualizar resultados anteriores;
15. Agente de Análise e Agente de Diagnóstico: Após a execução da análise, o Agente de Diagnóstico recebe um relatório informando que a rotina de diagnóstico pode ser executada;
16. Banco de Dados de Análise e Agente de Diagnóstico: Quando um diagnóstico é realizado, as informações de análise são requisitadas. Cada diagnóstico pode utilizar como base uma única análise;
17. Agente de Diagnóstico e Banco de Dados de Diagnóstico: Neste passo o agente de diagnóstico, após finalizar sua rotina, salva os resultados obtidos no banco de dados de diagnóstico;
18. Agente de Diagnóstico e Aplicação: Ocorre quando um professor executa um diagnóstico através da interface ou solicita a visualização de um anterior.

4.4 Funcionamento

Para facilitar o entendimento sobre o funcionamento do processo, de maneira e explicar como ele pode auxiliar professores na tomada de decisão para o EaD, suponha um cenário seguindo o processo CPAD. Antes de iniciar o processo, alguns pré-requisitos são necessários, os quais são suportados pela rotina de inicialização (I). Vamos supor uma amostra de 3 turmas com 50, 65 e 55 aprendizes de uma mesma disciplina de graduação a distância, onde todos os 170 utilizam um AVA como o *Moodle*, por exemplo. Em um momento inicial antes de iniciar a disciplina, todos os aprendizes acessam e respondem o questionário, permitindo a coleta de suas preferências de aprendizagem (passo 1).

O professor, por sua vez, acessa a interface da aplicação para predefinir quais os critérios de filtragem que serão aplicados nos dados que ele quer analisar e diagnosticar (passo 4). Talvez ele queira investigar o intervalo entre acessos dos aprendizes quando o motivo do acesso é a requisição de materiais com, no mínimo, 30 registros por aprendiz. Aqui, aprendizes com alto intervalo entre acessos são os que necessitam um acompanhamento mais rigoroso. O professor também acessa o AVA para agendar tarefas, interagir com os aprendizes em fóruns ou chats (passo 3). Durante a ocorrência da disciplina, cada ação efetuada no AVA pelos aprendizes gera um *log* (passo 2) que permite identificar seu comportamento. Todos os materiais e conteú-

dos acessados pelos aprendizes são monitorados e guardados. Estes são os quatro passos que compõem a rotina I.

Iniciando o processo CPAD, novos dados referentes aos estilos de aprendizagem dos aprendizes são detectados. Estes dados, que são provenientes do acesso dos 170 aprendizes que responderam o questionário anteriormente, começam a ser sincronizados (passos 5 e 7). À medida que os aprendizes passam a acessar o ambiente do AVA, os dados de utilização também são detectados e sincronizados (passos 6 e 7). Finalizando a rotina C, o agente de pré-processamento é informado sobre o término do trabalho do Agente de Coleta (passo 8).

Agora, com todos os dados salvos localmente é possível iniciar a rotina P. Os critérios definidos no passo 4 são então utilizados para filtrar os dados e estruturar as informações em TA (passo 9). Cada aprendiz possui uma única trilha para determinado conjunto de filtros. A trilha é então associada ao estilo do aprendiz. Assim, o passo 10 acontece salvando as trilhas de aprendizagem. O Agente de Pré-processamento se reporta ao Agente de Análise informando que a rotina P foi finalizada (passo 11).

Como já mencionado, tanto a rotina de análise quanto a de diagnóstico podem ser executadas manual ou automaticamente. Assume-se aqui o modo automático para fins explicativos. Iniciando a rotina A, as trilhas são requisitadas e processadas de acordo com os critérios de análise (passo 12). Como resultado, são esperadas TAs relevantes para serem diagnosticadas. Estes resultados são então guardados (passo 13) e o Agente de Diagnóstico é informado sobre o término da rotina em questão (passo 15). O resultado pode também ser acessado pelo professor de maneira manual (passo 14).

Falta apenas a última rotina do processo. A rotina D é iniciada e os dados da análise são requisitados (passo 16). O diagnóstico dos aprendizes é executado pelo Agente de Diagnóstico. Terminado o diagnóstico em relação ao intervalo de acesso dos aprendizes, o resultado é salvo no Banco de Dados de Diagnóstico (passo 17). Ainda, o professor pode acessar diagnósticos realizados no passado, executando o passo 18. Este resultado vai indicar se o estilo dos aprendizes correntes seguem o padrão dos estilos dos aprendizes que historicamente obtiveram um alto intervalo entre acessos, o que pode indicar que cuidados extras podem ser necessários. Assim o professor pode tomar uma medida proativa em relação aos aprendizes com estilo crítico.

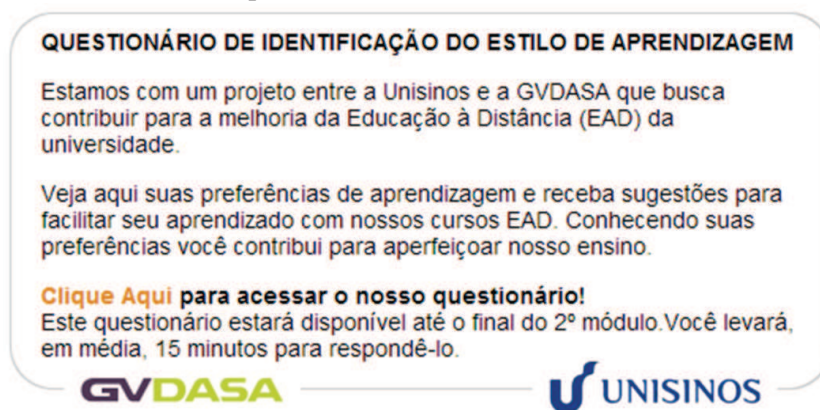
5 IMPLEMENTAÇÃO

Dada a modelagem do sistema, foram implementados os subsistemas com exceção do AVA. Devido à parceria entre a empresa GVdasa e a UNISINOS, os dados provenientes da interação dos aprendizes no *Moodle* foram disponibilizados. No entanto, o Questionário (seção 5.1), o CPAD (seção 5.2) e a Aplicação (seção 5.3) requerem implementação para que seja possível avaliar o uso potencial do Estilo de Aprendizagem para o diagnóstico do comportamento dos aprendizes.

5.1 Questionário

Tendo sido modelado o sistema, surge a necessidade de coleta do Estilo de Aprendizagem. Para tanto, foi desenvolvida uma aplicação *web* objetivando disponibilizá-la aos aprendizes da Educação a Distância da UNISINOS. Esta aplicação corresponde ao subsistema Questionário proposto na arquitetura do modelo. Como o modelo de EA utilizado foi proposto por Felder e Silverman (1988), um questionário baseado no *ILSQ* de Felder e Soloman (2013) e traduzido por Kuri e Giorgetti (1996) foi implementado utilizando como linguagens o *ASP.net* juntamente com o *Visual C#*. O banco de dados utilizado foi o *SQL Server 2012*.

Figura 6: *Banner* de Chamada para Preenchimento do Questionário de Estilo de Aprendizagem Colocado nas Comunidades de cada Disciplina do *Moodle* da UNISINOS



Fonte: Elaborada pelo autor

Buscando a aderência do Questionário por parte dos aprendizes, foi elaborado o *banner* mostrado na Figura 6 com parceria entre a GVdasa e a coordenação dos cursos da Educação a Distância da UNISINOS. Este *banner* foi disponibilizado aos aprendizes através das comunidades do *Moodle*. Como o *Moodle* é implementado em HTML e PHP, o *banner* teve de ser desenvolvido utilizando as mesmas tecnologias em função da compatibilidade.

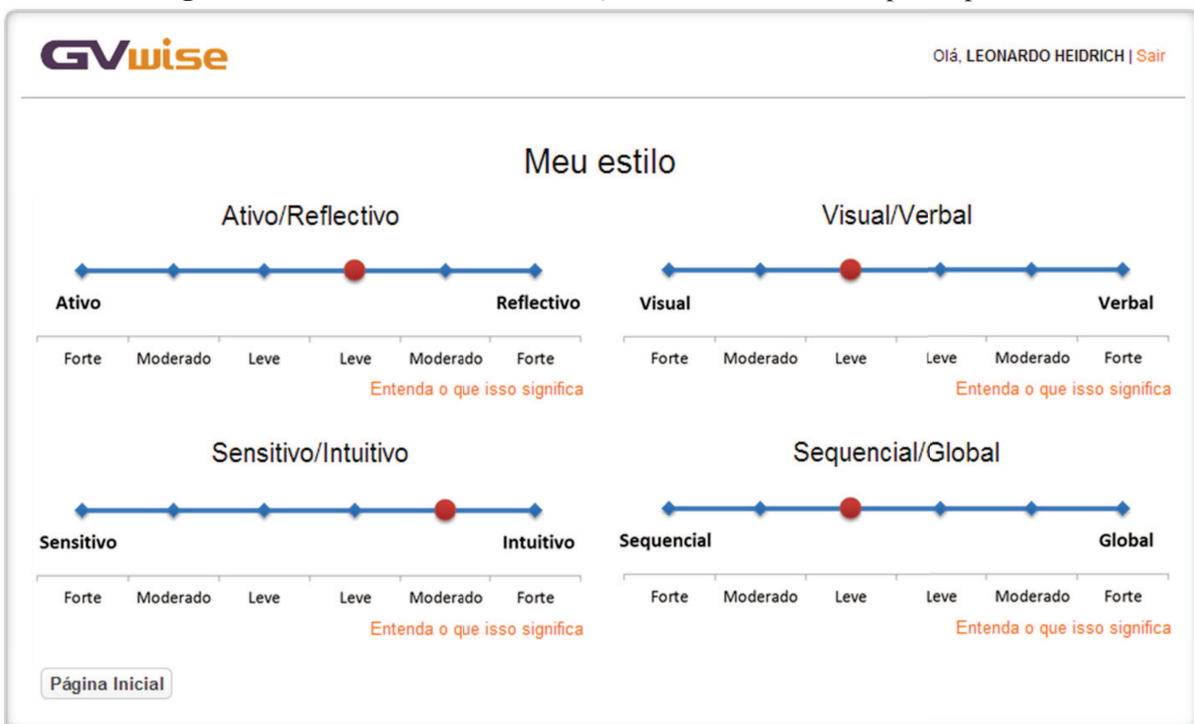
Ao clicar no *link* posicionado na parte inferior esquerda do *banner*, o aprendiz era redirecionado ao ambiente do Questionário. Automaticamente o ambiente identificava o aprendiz e disponibilizava as 44 questões para ele. A Figura 7 mostra um exemplo de uma das questões

Figura 7: Interface de Resposta do Questionário

Fonte: Elaborada pelo autor

que o *ILSQ* utiliza para identificar os EA. Cada questão é exibida ao aprendiz em uma tela individual, fazendo com que ele se concentre e entenda exatamente o que está sendo perguntado. Ao final das 44 questões, o aprendiz visualiza a tela de resultados onde é informado qual é o estilo dele para cada uma das dimensões (Figura 8). Ainda, o aprendiz pode acessar o *link* logo abaixo ao gráfico de intensidade de preferência para entender o que este resultado significa e o que ele pode fazer para melhorar seu aprendizado.

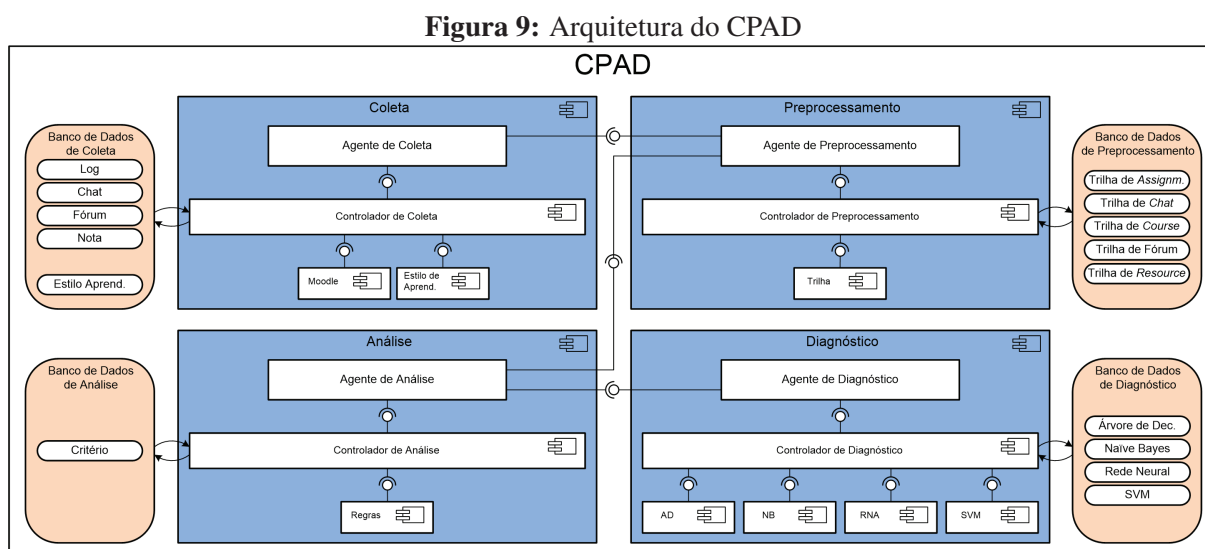
Figura 8: Interface de Resultado do Questionário Visualizado pelo Aprendiz



Fonte: Elaborada pelo autor

5.2 CPAD

O subsistema CPAD é o motor de todo o sistema. Sendo composto por quatro componentes, com dependência explícita, a implementação de cada um deles é necessária para o funcionamento do sistema. A linguagem *Visual C#* foi utilizada, assim como o banco de dados *SQL Server 2012*. A Figura 9 ilustra a arquitetura do subsistema CPAD, os componentes e seus principais elementos.



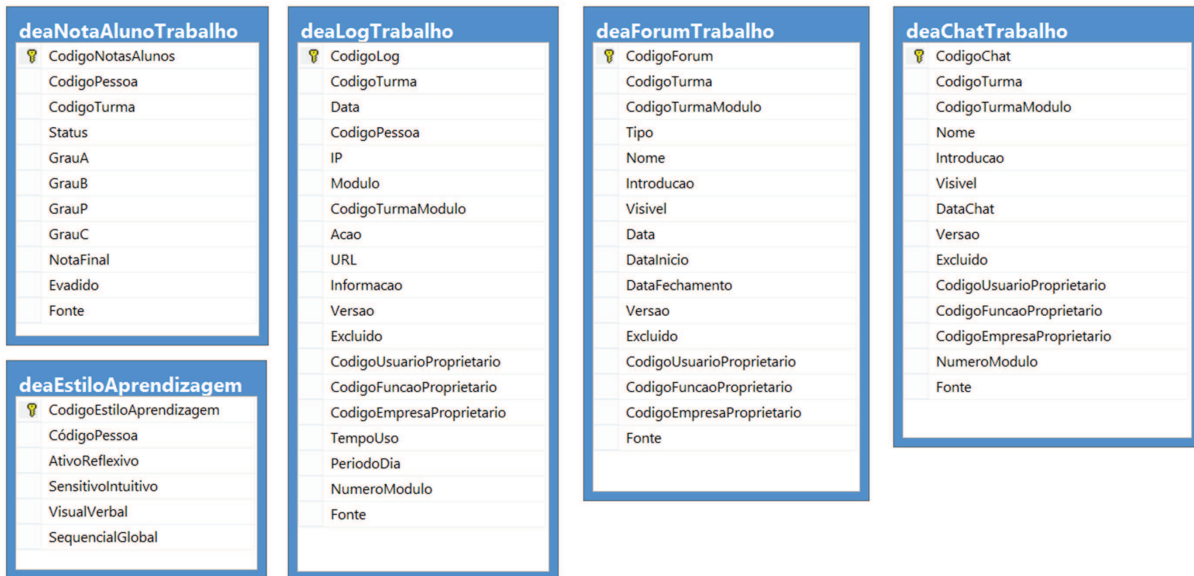
Fonte: Elaborada pelo autor

Mesmo o modelo sendo considerado genérico a ponto de não haver limitações no que tange diferentes ambientes virtuais de aprendizagem e as variáveis a serem trabalhadas, a implementação do protótipo focou na compatibilidade com o *Moodle*, que é o AVA utilizado na UNISINOS. Ainda, variáveis suportadas nesta implementação são oriundas das informações disponíveis no banco de dados interno do *Moodle*, sendo elas provenientes dos registros de *log*, *chat*, fórum e nota, além do Estilo de Aprendizagem, proveniente do subsistema Questionário, como pode ser observado no Banco de Dados de Coleta.

Na implementação do componente de Coleta pode ser observada a dependência tanto em relação ao *Moodle* quanto ao Questionário de Estilo de Aprendizagem. Logo, para que o Agente de Coleta sincronize o Banco de Dados de Coleta com os dados externos, é necessária a leitura dos componentes nomeados Moodle e Estilo de Aprendizagem através do Controlador de Coleta. Este controlador provê o mapeamento da variáveis por ele gerenciadas permitindo, assim, que as informações possam ser salvas corretamente no banco local.

As tabelas da Figura 10 mostram, como os dados provenientes do *Moodle* estão estruturados no Banco de Dados de Coleta. São estas tabelas que são populadas pelo Agente de Coleta para fazer a sincronização com os dados externos. Pode-se notar que as informações por elas mantidas são referentes aos registros de *log* (tabela deaLogTrabalho), aos registros de *chat* (tabela deaChatTrabalho), aos registros de Fórum (tabela deaForumTrabalho), aos registros de

Figura 10: Modelo Entidade-Relacionamento das Tabelas do Banco de Dados de Coleta



Fonte: Elaborada pelo autor

notas (tabela deaNotoTrabalho) e, finalmente, o estilo dos aprendizes (tabela deaEstiloAprendizagem). Vale salientar que estas tabelas não estão relacionadas entre elas, nem mesmo com o restante das tabelas do subsistema (Figura 11).

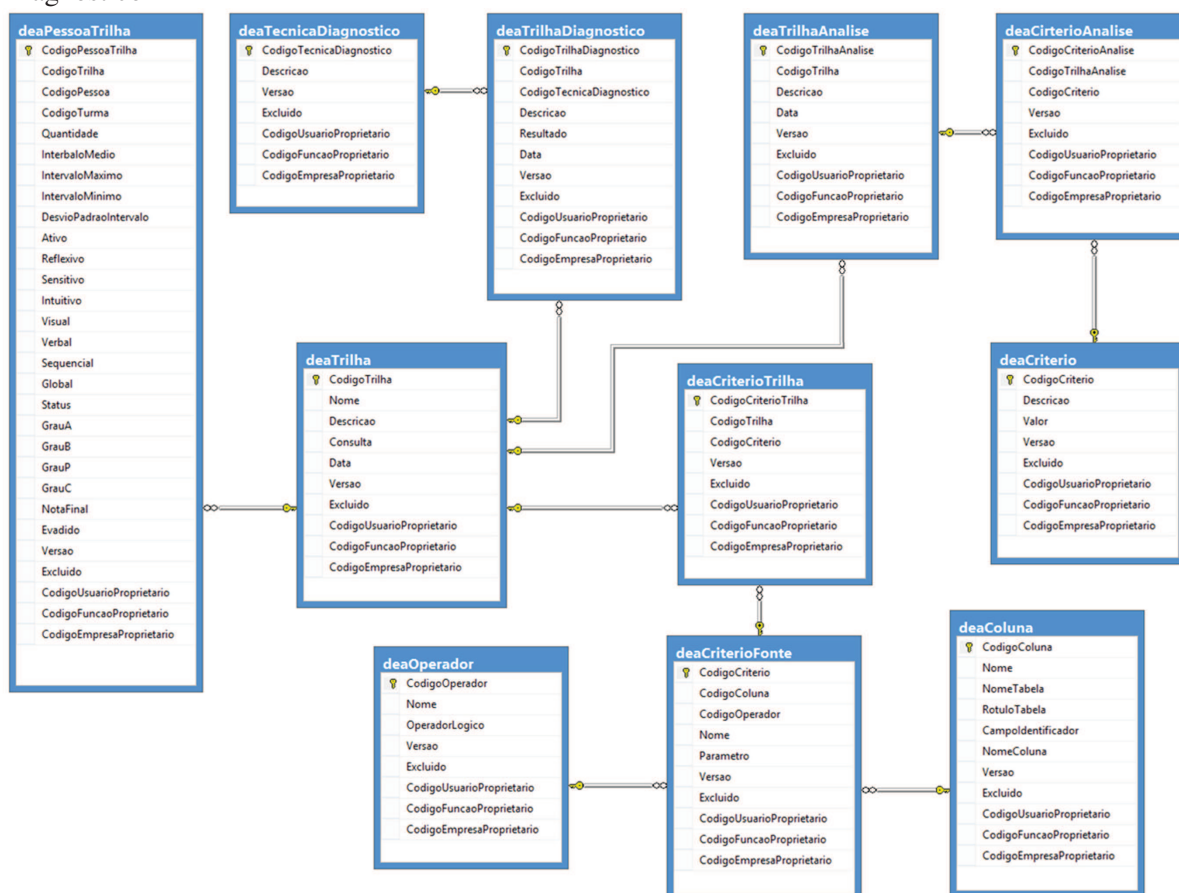
O Componente de Pré-processamento implementa a manipulação dos dados do Banco de Dados de Bruto estruturando-as em Trilhas de Aprendizagem. O Agente de Pré-processamento, ao trazer as informações brutas, solicita ao seu Controlador o mapeamento das trilhas. Novamente, o protótipo se limita a mapear as trilhas referentes à postagens de tarefas das disciplinas (Trilha de *Assignment*), à interação em *chats* e fóruns (Trilha de *Chat* e de Fórum), ao login (Trilha de *Course*) e também ao acesso dos recursos/materiais (Trilha de *Resource*).

Na Figura 11, as tabelas referentes ao Banco de Dados de Pré-processamento são a deaTrilha, deaCritérioTrilha, deaCritérioFonte, deaColuna e deaOperador. Estas tabelas exercem papel importante no momento do processamento dos dados brutos em trilhas. Para uma determinada trilha, critérios são estabelecidos, podendo ser entendidos como filtros. Um critério, então, é definido através de uma coluna de uma tabela do Banco de Dados Bruto, um operador e um parâmetro (tabela deaCritérioFonte). O mapeamento de quais trilhas possuem quais critérios está na tabela deaCritérioTrilha.

A implementação do Componente de Análise é a mais simples entre os componentes. O Controlador de Análise tem como objetivo consultar os critérios mantidos no Banco de Dados de Análise (tabelas deaTrilhaAnálise, deaCritérioAnálise e deaCritério) e mapeá-los como sendo regras que devem ser seguidas no momento de se analisar as trilhas relevantes. Tal relevância de uma trilha é definida pelo Professor através da inclusão de critérios no banco local. Apenas as trilhas consideradas relevantes serão utilizadas no diagnóstico.

Em razão da complexidade de se implementar os classificadores, e da disponibilidade de ferramentas que disponibilizam técnicas de classificação, optou-se pela não implementação do

Figura 11: Modelo Entidade-Relacionamento das Tabelas do Banco de Pré-processamento, Análise e Diagnóstico



Fonte: Elaborada pelo autor

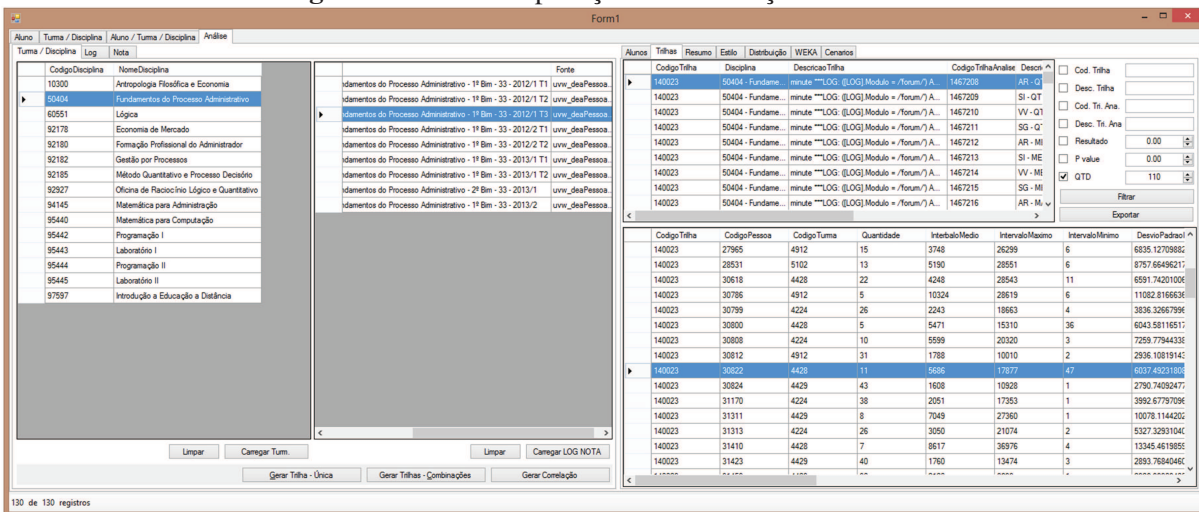
Componente de Diagnóstico. Como a utilização de quatro classificadores foi definida no método de trabalho, este componente foi substituído por uma ferramenta de terceiros para a realização da avaliação. No entanto, os resultados gerados por esta ferramenta foram trazidos para o Banco de Dados de Diagnóstico (tabelas `deaTrilhaDiagnostico` e `deaTecnicaDiagnostico`) para que o subsistema Aplicação pudesse fazer uso destes resultados.

5.3 Aplicação

O subsistema Aplicação tem como principal objetivo fornecer ao Professor uma interface com as funcionalidades oferecidas pela CPAD. Complementarmente, a Aplicação dispõe de visualizações dos dados e de gráficos das análises e diagnósticos. Para a implementação desse subsistema foi utilizada a linguagem de desenvolvimento *Visual C#* e o banco de dados *SQL Server 2012*. Sendo um programa *desktop*, a utilização da Aplicação se deu em ambiente com sistema operacional *Windows 8*. Foi através do uso desta Aplicação que as trilhas foram processadas, e os dados de análise e diagnóstico manipulados.

A Figura 12 ilustra uma das telas da aplicação desenvolvida. Nesta tela, na parte esquerda, a

Figura 12: Tela da Aplicação - Visualização de Trilhas

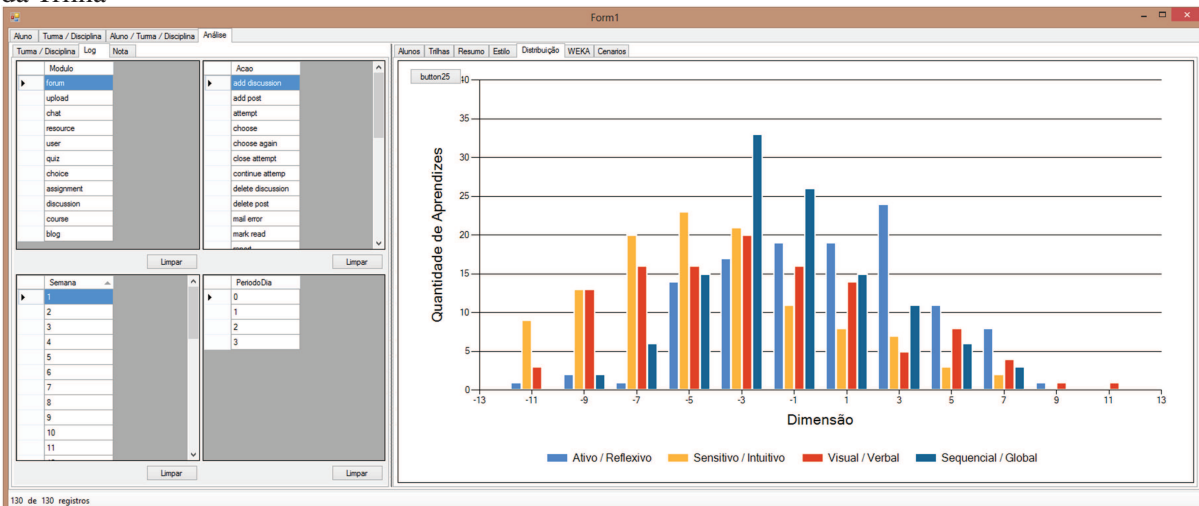


Fonte: Elaborada pelo autor

disciplina desejada pode ser selecionada para que as trilhas referente a ela sejam geradas. Assim que geradas, as trilhas podem ser analisadas, parte direita da imagem. Nesta parte, ao selecionar uma trilha, as informações sobre as interações dos aprendizes podem ser visualizadas e selecionadas de acordo com os critérios de análise. Quando selecionada a trilha, os dados podem ser exportados para que possam ser utilizados no diagnóstico, uma vez que uma ferramenta externa é utilizada para tal tarefa.

Como pode ser visto na Figura 13, os critérios das trilhas também são especificados, nas abas *log* e *nota* (lado esquerdo da tela). Para cada trilha, também pode ser visualizado o gráfico com a distribuição de frequência dos aprendizes referente ao Estilo de Aprendizagem da amostra (lado direito da tela). Esse gráfico permite avaliar visualmente as peculiaridades das trilhas para cada dimensão do estilo.

Figura 13: Tela da Aplicação - Visualização da Distribuição das Dimensões de Estilo de Aprendizagem da Trilha



Fonte: Elaborada pelo autor

6 AVALIAÇÃO

A avaliação contou com dois momentos distintos. O primeiro ocorreu na realização do experimento preliminar, onde buscava-se indícios de que o Estilo Aprendizagem pudesse ser utilizado para diagnosticar o comportamento dos aprendizes. Neste experimento a manipulação dos dados foi feita de forma manual. O segundo momento contou com doze experimentos finais que objetivaram identificar cenários relevantes em que o estilo poderia ser utilizado para antecipar o comportamento do aprendiz de acordo com a Trilha de Aprendizagem utilizada. Entre esses dois momentos, a implementação do protótipo foi realizada.

Tabela 2: Disciplinas de Trabalho

Disciplina	Quantidade de Aprendizes
Fundamentos do Processo Administrativo	130
Gestão por Processos	121
Introdução a Educação a Distância	137
Laboratório I	100
Lógica	123
Programação I	101

Fonte: Elaborada pelo autor

Foram selecionadas seis disciplinas dos curso de Administração e Tecnologia da Informação da EaD da UNISINOS para realizar a avaliação da capacidade de antecipar o comportamento do aprendiz a partir do Estilo de Aprendizagem. A Tabela 2 elenca as disciplinas selecionadas bem como as respectivas quantidades de aprendizes que foram envolvidos nos diagnósticos. O critério para seleção destas disciplinas foi a quantidade de aprendizes nas amostras que haviam respondido o questionário. Estas seis foram as disciplinas que mais obtiveram aprendizes.

Os cenários avaliados para cada uma das disciplinas são compostos pelas dimensões do Estilo de Aprendizagem e suas possíveis combinações. A Tabela 3 elenca todos os quinze cenários avaliados. Cada uma das quatro dimensões, Ativo/Reflexivo, Sensitivo/Intuitivo, Visual/Verbal e Sequencial/Global, está presente em oito cenários distintos. Para efeito de objetividade, os cenários serão identificados pelo seu número corresponde (primeira coluna da Tabela 3) e não por sua descrição. Para todos os experimentos foram analisados os mesmo cenários, ou seja, ao final é possível fazer uma comparação entre os experimentos para os cenários que se destacarem. É importante salientar que os únicos cenários que são compostos por uma única dimensão são o 1, 2, 3 e 4. Estes cenários são de extrema importância para a discussão dos resultados, pois são eles que refletem as preferências de maneira individual por dimensão.

Esforços em 3 semestres distintos foram realizados para a coleta do Estilo de Aprendizagem dos aprendizes. No segundo semestre de 2012 a primeira coleta foi efetuada contando com apenas 37 respondentes. Estes 37 aprendizes foram utilizados no experimento preliminar (6.1). Os outros dois momentos de coleta foram no ano de 2013 em ambos os semestres. As três

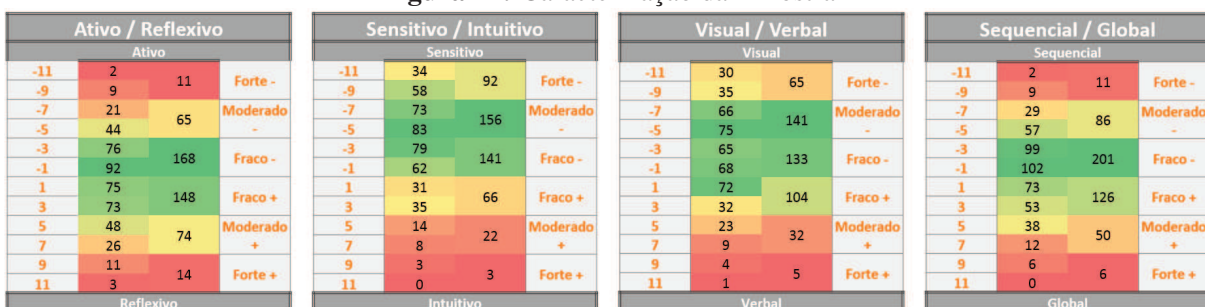
Tabela 3: Cenários com as Combinações entre as Dimensões do Estilo de Aprendizagem

Cenário	A/R	S/I	V/V	S/G	Descrição
1	✓	-	-	-	Ativo/Reflexivo
2	-	✓	-	-	Sensitivo/Intuitivo
3	-	-	✓	-	Visual/Verbal
4	-	-	-	✓	Sequencial/Global
5	✓	✓	-	-	Ativo/Reflexivo, Sensitivo/Intuitivo
6	✓	-	✓	-	Ativo/Reflexivo, Visual/Verbal
7	✓	-	-	✓	Ativo/Reflexivo, Sequencial/Global
8	-	✓	✓	-	Sensitivo/Intuitivo, Visual/Verbal
9	-	✓	-	✓	Sensitivo/Intuitivo, Sequencial/Global
10	-	-	✓	✓	Visual/Verbal, Sequencial/Global
11	✓	✓	✓	-	Ativo/Reflexivo, Sensitivo/Intuitivo, Visual/Verbal
12	✓	✓	-	✓	Ativo/Reflexivo, Sensitivo/Intuitivo, Sequencial/Global
13	✓	-	✓	✓	Ativo/Reflexivo, Visual/Verbal, Sequencial/Global
14	-	✓	✓	✓	Sensitivo/Intuitivo, Visual/Verbal, Sequencial/Global
15	✓	✓	✓	✓	Ativo/Reflexivo, Sensitivo/Intuitivo, Visual/Verbal, Sequencial/Global

Fonte: Elaborada pelo autor

coletas juntas totalizaram 480 aprendizes que responderam o questionário por completo. Como seis disciplinas foram selecionadas, dados de 166 aprendizes acabaram não sendo utilizados, fazendo com que a amostra total utilizada nos experimentos fosse de 314 aprendizes distintos. A caracterização da amostra quanto ao Estilo de Aprendizagem pode ser visto na Figura 14.

O diagnóstico foi realizado para entender como a acurácia de classificação pode sofrer alteração de acordo com a variação dos cenários de Estilo de Aprendizagem utilizando o programa Weka (versão 3.7). Como Não foi utilizada amostras separadas para teste e classificação, o resultados foram gerados utilizando *CrossValidation* (WITTEN; FRANK; HALL, 2011) dividindo a amostra em grupos (dez neste trabalho). Assim, são geradas dez classificações, onde, para cada uma delas, o classificador usa nove para treinar e uma para diagnosticar. Como resultado, é obtida a média da acurácia entre as dez classificações. No entanto, ao invés de apenas uma técnica de diagnóstico, foram utilizadas quatro técnicas objetivando comparar os quinze diferentes cenários compostos pelas quatro dimensões do estilo. Os classificadores escolhidos

Figura 14: Caracterização da Amostra

Fonte: Elaborada pelo autor

foram a *Árvore de Decisão* (DT), o *Naive Bayes* (NB), a *Rede Neura Artificial* (RNA) e o *Support Vector Machine* (SVM). Estas técnicas têm sido utilizadas para classificar aprendizes em vários trabalhos ao longo dos últimos anos (LIAO; CHU; HSIAO, 2012; MANGHIRMALANI; PANTHAKY; JAIN, 2011; ROMERO; VENTURA, 2010).

6.1 Resultados do Experimento Preliminar

Antes de iniciar a implementação do protótipo, com o objetivo de buscar evidências iniciais sobre a hipótese de pesquisa, foi realizado um estudo de caso preliminar para verificar se o Estilo de Aprendizagem dos aprendizes poderia ser relacionado com o comportamento dos aprendizes. Foi selecionado o comportamento de evasão dos aprendizes para realizar o estudo, pois a evasão é um problema real enfrentado por universidades de todo o mundo (LEVY, 2007; SCOTT, 2013). Os 37 aprendizes, provenientes do primeiro esforço de coleta, eram recém matriculados. Durante o processo de aprendizagem em um semestre, os aprendizes foram monitorados quanto à sua utilização do AVA e seus dados históricos foram coletados.

Os resultados preliminares encontrados já evidenciam resultados positivos (Tabela 4). Os menores resultados de acurácia foram encontrados nos cenários 1, 2, 3, 5, 6, 8 e 11, com valor de 70,27%, onde nenhum deles é composto pela dimensão Sequencial/Global. O maior valor foi encontrado no cenário 15, composto por todas as dimensões, com acurácia de 91,89%. Entre os resultados que se destacam sob a perspectiva da presença das dimensões nos cenários, pode-se observar que o cenário 4, apenas composto pela dimensão Sequencial/Global, foi o que menos apresentou variação entre os classificadores. Outro resultado a ser salientado se refere ao cenário 11, que apenas não inclui a dimensão Sequencial/Global, que evidenciou os resultados

Tabela 4: Acurácia do Diagnóstico de Evasão do Experimento Preliminar

Cenário	Ati/Ref	Sen/Int	Vis/Ver	Seq/Glo	DT	NB	ANN	SVM
1	✓	-	-	-	70,27%	72,97%	72,97%	70,27%
2	-	✓	-	-	81,08%	81,08%	78,38%	70,27%
3	-	-	✓	-	70,27%	72,97%	70,27%	70,27%
4	-	-	-	✓	78,38%	81,08%	78,38%	78,38%
5	✓	✓	-	-	81,08%	83,78%	81,08%	70,27%
6	✓	-	✓	-	70,27%	81,08%	72,97%	70,27%
7	✓	-	-	✓	78,38%	83,78%	83,78%	75,68%
8	-	✓	✓	-	81,08%	83,78%	81,08%	70,27%
9	-	✓	-	✓	81,08%	81,08%	83,78%	78,38%
10	-	-	✓	✓	78,38%	83,78%	78,38%	81,08%
11	✓	✓	✓	-	81,08%	89,19%	83,78%	70,27%
12	✓	✓	-	✓	81,08%	83,78%	83,78%	89,19%
13	✓	-	✓	✓	78,38%	83,78%	83,78%	89,19%
14	-	✓	✓	✓	81,08%	89,19%	86,49%	83,78%
15	✓	✓	✓	✓	81,08%	89,19%	91,89%	91,89%

Fonte: Elaborada pelo autor

com maior variação entre os classificadores. Ainda, é possível notar que para vários cenários onde a dimensão Visual/Verbal é considerada, o valor médio de acurácia tende a diminuir.

O procedimento do estudo de caso seguiu o método CPAD. Como critério para definir se um aprendiz evadiu de uma disciplina, foi considerado como evadido o aprendiz que não compareceu nas avaliações do Grau B e do Grau C, demonstrando não mais interesse na disciplina. O experimento preliminar ocorreu durante três semanas considerando a disponibilidade dos aprendizes, e mais duas semanas para processar e analisar os resultados obtidos.

6.2 Resultados dos Experimentos Finais

As trilhas de aprendizagem selecionadas buscam contemplar situações relevantes no que diz respeito à interação do aprendiz com o ambiente virtual de aprendizagem *Moodle*. A geração das trilhas foi realizada através da utilização do protótipo (Tabela 5). As variáveis que representam o comportamento dos aprendizes (Tabela 6) foram cruzadas com todos cenários de estilo para cada trilha de aprendizagem, contabilizando 375 diagnósticos por disciplina (5 trilhas x 5 variáveis x 15 cenários).

Tabela 5: Trilhas de Aprendizagem de Trabalho

Trilha	Descrição
<i>Assignment</i>	Representa a interação do aprendiz quando ele tem por objetivo a entrega de tarefas solicitadas pelo professor
<i>Chat</i>	Representa a interação para troca de mensagens com colegas e professores
<i>Course</i>	Representa a interação do aprendiz no momento de <i>login</i> em uma disciplina
<i>Forum</i>	Representa a interação para leitura e escrita de <i>posts</i> em fóruns
<i>Resource</i>	Representa a interação para a aquisição de conteúdos disponibilizados pelo professor

Fonte: Elaborada pelo autor

As trilhas são resultado do pré-processamento dos dados brutos. Estes dados, originalmente provenientes do *Moodle* da UNISINOS, já possuem um mapeamento para os tipos de interações que os aprendizes podem fazer no ambiente virtual. Cinco desses tipos foram selecionados (Tabela 5) para serem trabalhados de acordo com sua relevância teórica, além da quantidade

Tabela 6: Variáveis de Comportamento de Trabalho

Variável	Descrição
Quantidade de interações	Quantidade absoluta de interações (cliques) efetuados pelo aprendiz
Intervalo médio entre interações	Tempo médio entre as interações
Variação do intervalo entre interações	Desvio padrão do intervalo entre interações
<i>Status</i> do aprendiz	Situação final do aprendiz quando a disciplina se encerra
Evasão	Situação de não comparecimento no Grau B e C (desistência)

Fonte: Elaborada pelo autor

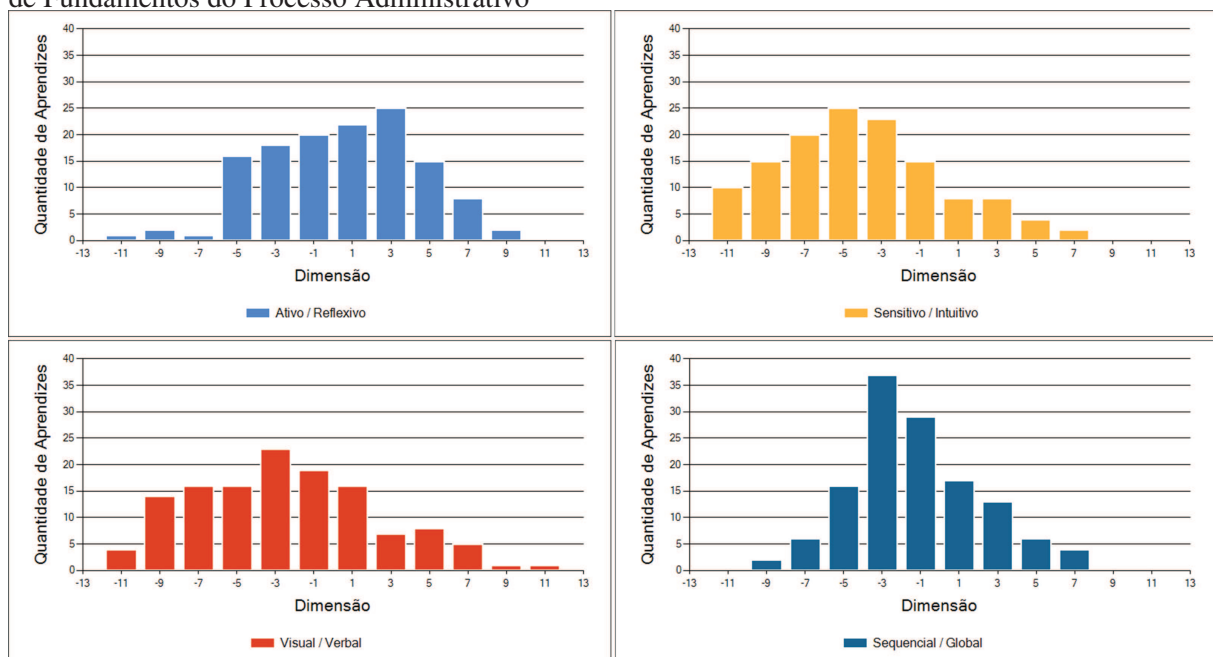
de registros disponíveis para as amostras. As variáveis que representam o comportamento dos aprendizes (Tabela 6) são dados manipulados durante o pré-processamento das trilhas, ou seja, manipulação dos registros das trilhas de cada aprendiz. Os principais resultados obtidos são apresentados nas seções 6.2.1 à 6.2.6.

6.2.1 Fundamentos do Processo Administrativo

Com um total de 130 aprendizes, provenientes de 9 turmas diferentes, que responderam por completo o questionário, a disciplina de Fundamentos do Processo Administrativo foi colocada sob avaliação para as 5 trilhas de aprendizagem. A caracterização da amostra no que se refere ao Estilo de Aprendizagem pode ser vista no gráfico da Figura 15. É possível notar que para todas as dimensões há uma concentração na faixa central da Escala (eixo x), com exceção da dimensão Sensitivo/Intuitivo. Para as dimensões Ativo/Reflexivo e Sequencial/Global, há uma tendência de que os aprendizes sejam equilibrados, valores de -5 a 5 e -5 a 1 da escala, respectivamente, enquanto que para as outras duas dimensões a maior concentração de aprendizes está entre os valores -9 e -1, sugerindo que as características visual (leve) e sensitivo (moderado) predominem na amostra da disciplina em questão.

Esta disciplina é o conteúdo, campo e objeto de estudo da administração. Nesta disciplina é estudada a Administração na sociedade moderna, o papel do administrador nas diferentes organizações, além da importância dos dados, informações e indicadores das mais diferentes áreas, setores e níveis dos espaços de negócio, como preditivos para qualquer tomada de decisão. As

Figura 15: Distribuição das Quatro Dimensões do Estilo de Aprendizagem dos Aprendizes na Disciplina de Fundamentos do Processo Administrativo



Fonte: Elaborada pelo autor

seções 6.2.1.1 e 6.2.1.2 trazem os resultados do diagnóstico dessa disciplina.

6.2.1.1 Experimento 1

O primeiro experimento mostra os resultados do diagnóstico (Tabela 7) para a variável referente à Variação do Intervalo entre Interações dos aprendizes para a trilha de aprendizagem de troca de mensagens em *chats* da disciplina de Fundamentos do Processo Administrativo. Como pode ser visto, para cada cenário (linhas da Tabela 7) é apresentado o valor de acurácia do diagnóstico utilizando os classificadores Árvore de Decisão (DT), o Naïve Bayes (NB), a Rede Neura Artificial (RNA) e o Support Vector Machine (SVM).

A primeira coluna da Tabela 7 indica o número que identifica o cenário. As próximas quatro colunas representam as dimensões do Estilo de Aprendizagem que compõem cada um dos cenários através de sua presença (✓) ou ausência (-). As colunas 6 à 9 correspondem à acurácia de classificação para cada uma das técnicas utilizadas. As últimas duas colunas da tabela 7 traz a média (M) e o Desvio Padrão (DP) da acurácia entre os classificadores objetivando uma análise comparativa de maneira identificar a sensibilidade para cada um dos cenários. Entre os resultados mais expressivos estão as classificações do cenário 10 utilizando as técnicas NB e RNA, com 55,56% e 54,44% de acurácia, respectivamente. O pior resultado foi obtido utilizando o classificador AD para o cenário 15, com 35% de acurácia. No entanto, a melhor acurácia média foi observada na classificação do cenário 4, com resultado de 50,70%. Para esse caso, o desvio padrão foi de 2,92%.

Tabela 7: Acurácia do Diagnóstico da Variação do Intervalo entre Interações para a Trilha de *Chat*

Cenário	A/R	S/I	V/V	S/G	AD (%)	NB (%)	RNA (%)	SVM (%)	M (%)	DP (%)
1	✓	-	-	-	46,11	50	48,33	52,78	49,31	2,81
2	-	✓	-	-	53,33	48,89	53,33	45	50,14	4,01
3	-	-	✓	-	53,33	47,78	51,67	47,78	50,14	2,81
4	-	-	-	✓	48,89	55	48,89	50	50,70	2,92
5	✓	✓	-	-	43,33	46,67	47,22	50,56	46,95	2,96
6	✓	-	✓	-	42,78	47,22	53,89	42,78	46,67	5,25
7	✓	-	-	✓	40,56	48,33	47,22	47,22	45,83	3,55
8	-	✓	✓	-	52,22	41,11	52,22	41,67	46,81	6,26
9	-	✓	-	✓	48,89	50,56	48,89	42,78	47,78	3,43
10	-	-	✓	✓	46,11	55,56	54,44	44,44	50,14	5,67
11	✓	✓	✓	-	39,44	43,33	50,56	50	45,83	5,38
12	✓	✓	-	✓	37,78	44,44	43,89	51,11	44,31	5,45
13	✓	-	✓	✓	37,22	46,67	41,67	53,89	44,86	7,15
14	-	✓	✓	✓	43,89	48,33	51,11	51,67	48,75	3,55
15	✓	✓	✓	✓	35	44,44	40,56	53,33	43,33	7,71
					44,59	47,89	48,93	48,33		

Fonte: Elaborada pelo autor

6.2.1.2 Experimento 2

O Experimento 2 mostra os resultados do diagnóstico (Tabela 8) para a variável referente à Evasão dos aprendizes para a trilha de aprendizagem de *logins* da disciplina de Fundamentos do Processo Administrativo. Com uma acurácia média de 84,12% e um desvio padrão de 0,79% o cenário de número 1 foi o que alcançou o melhor resultado neste experimento. Entre os classificadores, acurácia mais alta foi encontrada para o SVM com 85,3% também para o cenário 1. Os piores resultados podem ser vistos nos cenários 5, 9, 12 e 15. Vale ressaltar que para o classificador AD os resultados foram sempre idênticos, independente do cenário utilizado.

Tabela 8: Acurácia do Diagnóstico de Evasão para a Trilha de *Course*

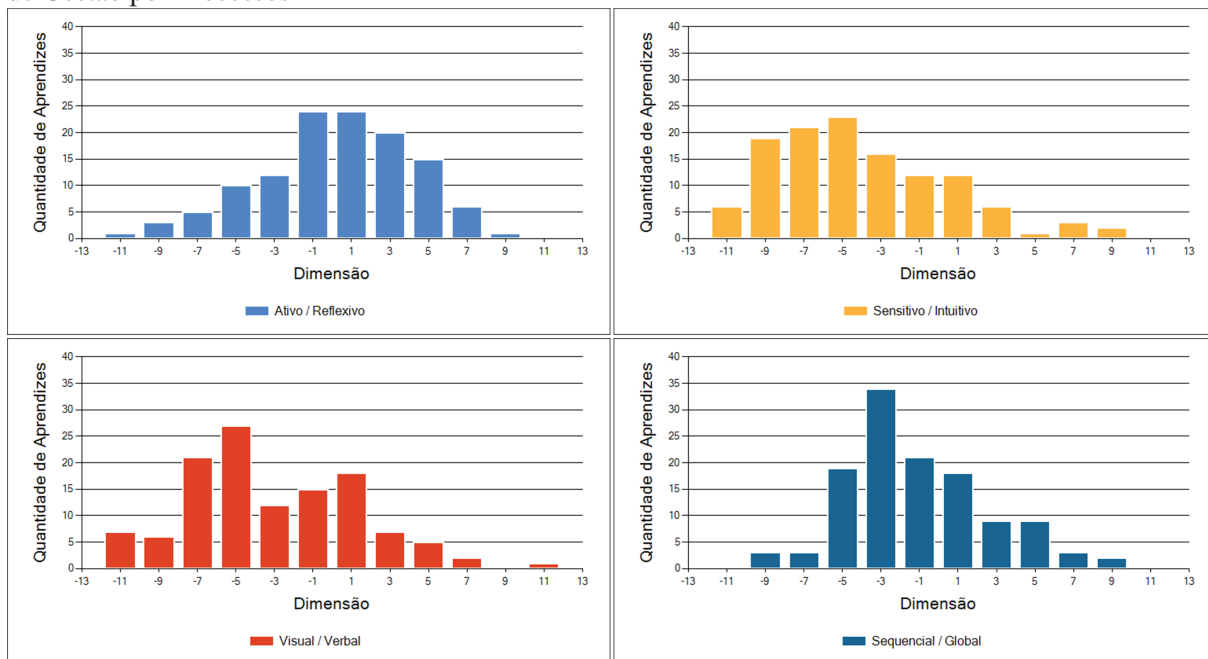
Cenário	A/R	S/I	V/V	S/G	AD (%)	NB (%)	RNA (%)	SVM (%)	M (%)	DP (%)
1	✓	-	-	-	83,72	83,72	83,72	85,3	84,12	0,79
2	-	✓	-	-	83,72	83,21	82,69	85,3	83,73	1,13
3	-	-	✓	-	83,72	83,72	83,72	83,21	83,59	0,26
4	-	-	-	✓	83,72	83,72	83,46	83,21	83,53	0,24
5	✓	✓	-	-	83,72	83,21	81,92	79,66	82,13	1,81
6	✓	-	✓	-	83,72	83,21	83,72	80,9	82,89	1,35
7	✓	-	-	✓	83,72	83,21	82,18	81,18	82,57	1,13
8	-	✓	✓	-	83,72	83,46	83,21	83,48	83,47	0,21
9	-	✓	-	✓	83,72	82,69	83,21	79,85	82,37	1,73
10	-	-	✓	✓	83,72	83,72	83,72	80,13	82,82	1,80
11	✓	✓	✓	-	83,72	82,95	83,18	82,99	83,21	0,35
12	✓	✓	-	✓	83,72	82,69	81,41	81,97	82,45	1,00
13	✓	-	✓	✓	83,72	83,21	82,18	82,2	82,83	0,77
14	-	✓	✓	✓	83,72	83,46	82,95	82,99	83,28	0,37
15	✓	✓	✓	✓	83,72	83,21	80,34	84,27	82,89	1,75
					83,72	83,29	82,77	82,44		

Fonte: Elaborada pelo autor

6.2.2 Gestão por Processos

Totalizando 121 aprendizes oriundos de 12 turmas diferentes, a disciplina de Gestão por Processos foi colocada sob avaliação. A caracterização da amostra pode ser vista no gráfico da Figura 16. Novamente, como para a disciplina anterior, é possível notar que para as 4 dimensões há uma concentração na faixa central da escala, ainda que para as dimensões Sensitivo/Intuitivo e Visual/Verbal haja um pequeno deslocamento para a esquerda. Os valores mostram que os aprendizes são, predominantemente, moderados, tanto sensitivos quanto visuais. Para a dimensão Ativo/Reflexivo há uma tendência de que os aprendizes sejam equilibrados, valores entre -1 e 5 da Escala, possuindo valores uniformemente distribuídos na faixa central com as maiores frequências para os valores -1 e 1. A dimensão Sequencial/Global varia entre os valores -5 e 1, porém com quantidades diferentes de aprendizes.

Figura 16: Distribuição das Quatro Dimensões do Estilo de Aprendizagem dos Aprendizes na Disciplina de Gestão por Processos



Fonte: Elaborada pelo autor

A atividade acadêmica de Gestão por Processos contempla o estudo das estruturas organizacionais e seus respectivos processos, abordando o mapeamento, análise, implementação e manutenção dos mesmos. Para tal, é utilizada, ao longo da atividade, uma série de ferramentas visando o desenvolvimento das competências propostas, como vídeo-aula, leituras, slides, exercícios orientados e práticos (tarefas), fóruns e *chats*, entre outras. Os experimentos referentes a essa disciplina podem ser vistos nas seções 6.2.2.1 e 6.2.2.2.

6.2.2.1 Experimento 3

Neste experimento a trilha de aprendizagem em questão é *Assignment* e a variável que representa o comportamento do aprendiz é a Quantidade de Interações. Os resultados do diagnóstico (Tabela 9) mostram que a melhor média de acurácia foi obtida para o cenário 14 (53,76%), porém com um desvio padrão de 3,73%. O melhor resultado de cada uma das técnicas foram 53,69% para o caso da AD, 53,41% para a NB, 52,85 para a RNA e 59,32% para o caso da SVM, melhor deles. A SVM, ainda, apresentou o pior resultado com acurácia de 41,04%. Os valores médios para cada um dos cenários não variaram consideravelmente, mas entre as técnicas o resultado apresentou um desvio padrão ligeiramente alto, entre 3 e 4%.

Tabela 9: Acurácia do Diagnóstico da Quantidade de Interações para a Trilha de *Assignment*

Cenário	A/R	S/I	V/V	S/G	AD (%)	NB (%)	RNA (%)	SVM (%)	M (%)	DP (%)
1	✓	-	-	-	52,3	52,27	49,47	41,04	48,77	5,32
2	-	✓	-	-	53,69	48,86	52,85	51,41	51,70	2,12
3	-	-	✓	-	51,39	49,19	48,11	54,57	50,82	2,85
4	-	-	-	✓	52,58	53,41	52,3	44,44	50,68	4,19
5	✓	✓	-	-	48,94	51,19	46,67	56,82	50,91	4,35
6	✓	-	✓	-	49,42	47,45	47,75	44,97	47,40	1,84
7	✓	-	-	✓	46,46	47,5	46,97	57,2	49,53	5,13
8	-	✓	✓	-	48,76	47,55	45,23	52,58	48,53	3,07
9	-	✓	-	✓	46,67	48,94	52,5	51,11	49,81	2,55
10	-	-	✓	✓	52,83	44,17	48,41	50,3	48,93	3,65
11	✓	✓	✓	-	47,37	52,05	44,09	50,3	48,45	3,49
12	✓	✓	-	✓	45,03	47,47	52,5	56,26	50,32	5,04
13	✓	-	✓	✓	46,99	47,2	47,25	50,08	47,88	1,47
14	-	✓	✓	✓	51,97	52,37	51,36	59,32	53,76	3,73
15	✓	✓	✓	✓	49,55	53,23	45,25	55,4	50,86	4,45
					49,6	49,52	48,71	51,72		

Fonte: Elaborada pelo autor

6.2.2.2 Experimento 4

Para este experimento a variável que representa o comportamento do aprendiz é a Quantidade de Interações para a trilha de Fórum da disciplina de Gestão por Processos. A Tabela 10 mostra os resultados da acurácia obtidos no experimento. O valor de acurácia média mais alta encontrada se deu para o cenário 1, onde também os classificadores AD, NB e RNA obtiveram

Tabela 10: Acurácia do Diagnóstico da Quantidade de Interações para a Trilha de *Forum*

Cenário	A/R	S/I	V/V	S/G	AD (%)	NB (%)	RNA (%)	SVM (%)	M (%)	DP (%)
1	✓	-	-	-	63,38	66,21	65,08	61,64	64,08	2,00
2	-	✓	-	-	60,98	60,98	60,98	52,55	58,87	4,22
3	-	-	✓	-	58,36	58,66	58,99	56,57	58,15	1,08
4	-	-	-	✓	60,98	60,98	60,98	58,26	60,30	1,36
5	✓	✓	-	-	62,83	52,83	64,55	50,45	57,67	7,06
6	✓	-	✓	-	63,38	60,3	65,28	54,62	60,90	4,66
7	✓	-	-	✓	63,38	57,42	64,82	51,87	59,37	5,94
8	-	✓	✓	-	54,44	57,2	58,66	55,78	56,52	1,82
9	-	✓	-	✓	58,99	51,62	60,4	47,17	54,55	6,24
10	-	-	✓	✓	58,13	56,57	57,55	62,17	58,61	2,46
11	✓	✓	✓	-	59,85	59,75	63,36	62,17	61,28	1,78
12	✓	✓	-	✓	61,62	59,24	63,96	55,83	60,16	3,47
13	✓	-	✓	✓	62,8	61,44	62,95	57,2	61,10	2,69
14	-	✓	✓	✓	52,5	57,47	55,48	61,29	56,69	3,69
15	✓	✓	✓	✓	60,08	60	61,04	61,89	60,75	0,89
					60,11	58,71	61,61	56,63		

Fonte: Elaborada pelo autor

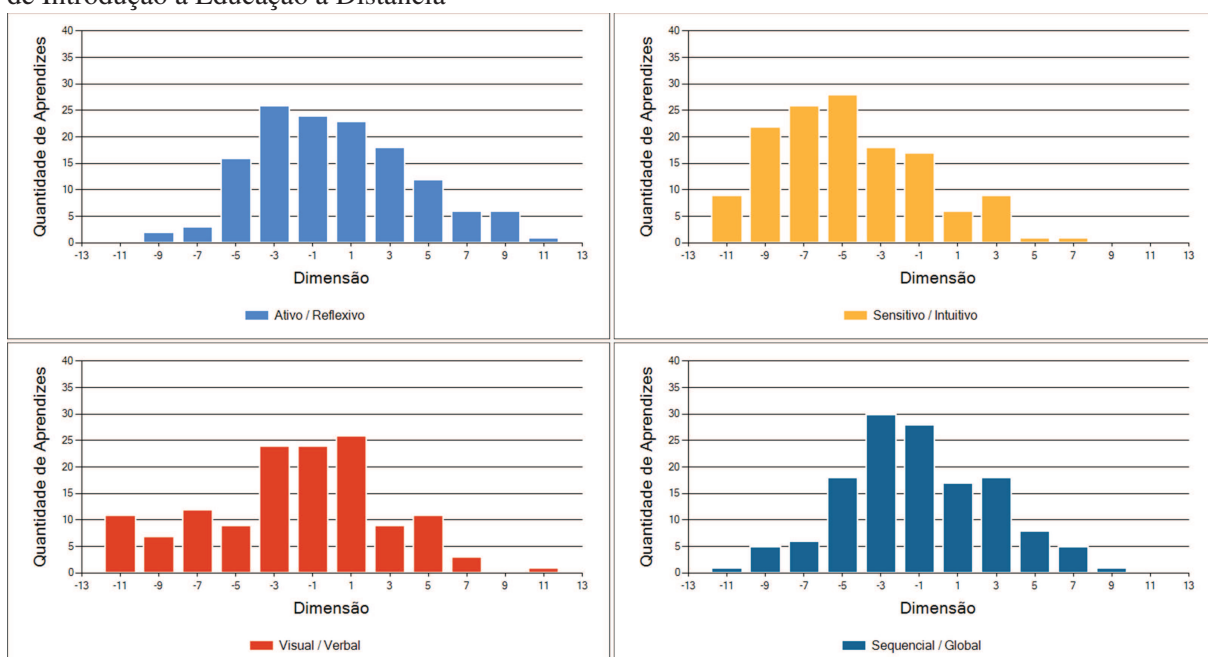
sua maior acurácia. O SVM obteve seu maior melhor resultado para os cenários 10 e 11 com acurácia de 62,17%. Individualmente a RNA foi quem obteve o melhor resultado entre os classificadores. A Figura 24 mostra que os valores médios para cada cenário não foram constantes. Os cenários 5 e 9 foram os que apresentaram maior desvio.

6.2.3 Introdução a Educação a Distância

Com um total de 137 aprendizes, provenientes de 17 turmas diferentes, que responderam por completo o questionário, a disciplina de Introdução a Educação a Distância foi colocada sob avaliação. A caracterização da amostra no que se refere ao Estilo de Aprendizagem pode ser vista no gráfico da Figura 17. As dimensões Ativo/Reflexivo e Sequencial/Global possuem concentração de aprendizes entre os valores -5 e 3, podendo ser considerados levemente ativos e sequenciais. No entanto a dimensão Visual/Verbal é a única que se mostra um pouco mais uniforme se comparada às outras, com valores mais incidentes entre -3 e 1.

Já a dimensão Sensitivo/Intuitivo sugere que os aprendizes sejam predominantemente sensitivos de maneira moderada com a grande maioria incidindo nos valores entre -9 e -1. Esta atividade acadêmica tem por objetivo ajudar os alunos dos cursos totalmente a distância da Universidade a desenvolverem competências básicas para cursar disciplinas a distância.

Figura 17: Distribuição das Quatro Dimensões do Estilo de Aprendizagem dos Aprendizes na Disciplina de Introdução a Educação a Distância



Fonte: Elaborada pelo autor

6.2.3.1 Experimento 5

Este experimento é caracterizado pelo diagnóstico do comportamento para a Variação do Intervalo entre Interações para a trilha de *Chat*. A Tabela 11 mostra os resultados encontrados no Experimento 5. Para os classificadores AD, NB e RNA o melhor resultado de acurácia foi exatamente o mesmo para diferentes cenários, 66,09%, enquanto que o SVM obteve o menor valor entre eles com acurácia de 64,58%. O melhor resultado médio foi observado no cenário 4 com acurácia de 65,71% e desvio padrão de 0,76%. Os valores médios entre os cenários mostraram pouca variação. Poucos cenários apresentaram um desvio padrão acima de 3%.

Tabela 11: Acurácia do Diagnóstico da Variação do Intervalo entre Interações para a Trilha de *Chat*

Cenário	A/R	S/I	V/V	S/G	AD (%)	NB (%)	RNA (%)	SVM (%)	M (%)	DP (%)
1	✓	-	-	-	65,18	64,58	66,09	64,21	65,02	0,82
2	-	✓	-	-	66,09	66,09	66,09	63,36	65,41	1,37
3	-	-	✓	-	66,09	66,09	66,09	61,15	64,86	2,47
4	-	-	-	✓	66,09	66,09	66,09	64,58	65,71	0,76
5	✓	✓	-	-	65,18	62,7	66,09	57,82	62,95	3,71
6	✓	-	✓	-	66,09	63,06	66,09	59,7	63,74	3,05
7	✓	-	-	✓	64,55	62,42	66,09	63,06	64,03	1,64
8	-	✓	✓	-	66,09	64,58	65,48	57,85	63,50	3,82
9	-	✓	-	✓	66,09	62,76	66,09	55,64	62,65	4,93
10	-	-	✓	✓	64,88	65,79	66,09	58,76	63,88	3,45
11	✓	✓	✓	-	64,88	62,06	65,48	63,97	64,10	1,49
12	✓	✓	-	✓	64,55	64,85	66,09	64,27	64,94	0,80
13	✓	-	✓	✓	63,36	64,58	65,79	62,76	64,12	1,35
14	-	✓	✓	✓	64,88	64,58	65,48	64,27	64,80	0,52
15	✓	✓	✓	✓	61,85	65,15	64,27	64,27	63,89	1,42
					65,06	64,36	65,83	61,71		

Fonte: Elaborada pelo autor

6.2.3.2 Experimento 6

O Experimento 6 trata do diagnóstico do comportamento do aprendiz sob a ótica da Média do Intervalo entre Interações quando o motivo é o acesso de materiais da disciplina de Introdução a Educação a Distância (trilha de *Resource*). Os resultados obtidos neste experimento (Tabela 12) mostram pouca variação de acurácia. O melhor resultado médio de acurácia é encontrado no cenário 1, com valor de 59,66% e desvio padrão de 1,20%. No cenário 1 também proporcionou os melhores resultados dos classificadores AD e SVM, enquanto que o NB obteve ser melhor valor no cenário 2 (59,62%) e o RNA no cenário 7 (59,85%). Para todos os cenários o desvio padrão se mostrou baixo com exceção do cenário 7 com valor de 5,92%.

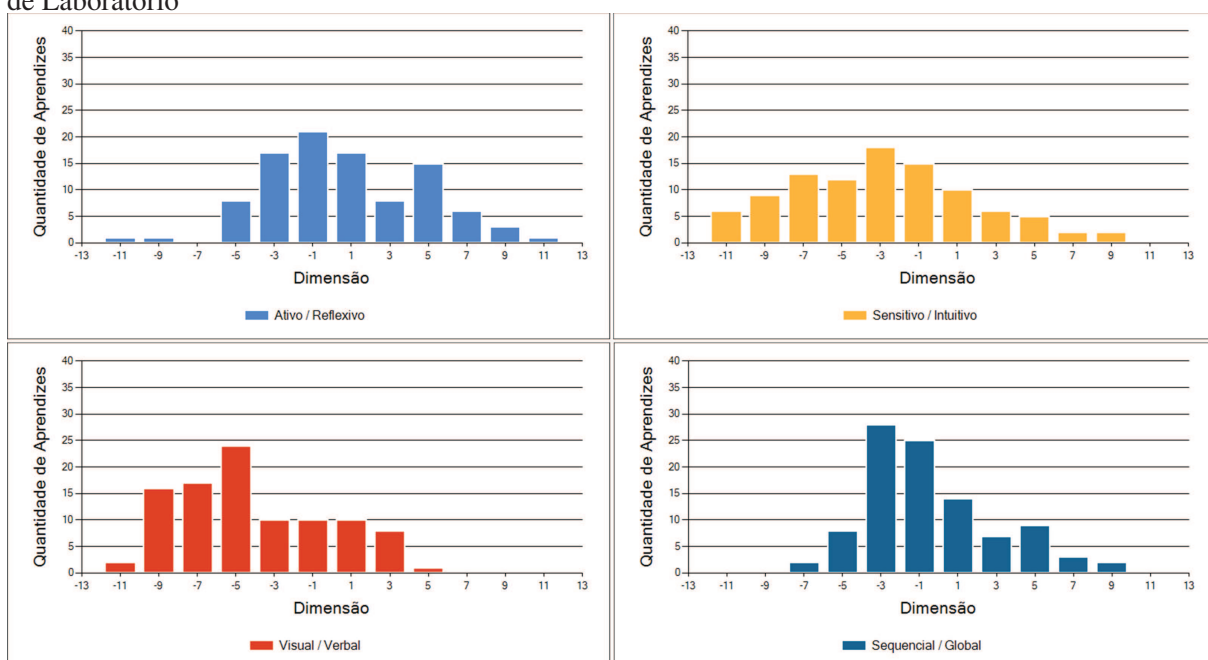
Tabela 12: Acurácia do Diagnóstico da Média do Intervalo entre Interações para a Trilha de *Resource*

Cenário	A/R	S/I	V/V	S/G	AD (%)	NB (%)	RNA (%)	SVM (%)	M (%)	DP (%)
1	✓	-	-	-	59,1	58,59	59,6	61,34	59,66	1,20
2	-	✓	-	-	58,42	59,62	59,62	55,99	58,41	1,71
3	-	-	✓	-	58,61	58,88	59,38	59,05	58,98	0,32
4	-	-	-	✓	59,62	59,62	59,62	58,86	59,43	0,38
5	✓	✓	-	-	57,71	59,12	59,38	52,09	57,08	3,40
6	✓	-	✓	-	57,36	52,93	57,86	60,02	57,04	2,97
7	✓	-	-	✓	57,4	58,37	59,85	46,87	55,62	5,92
8	-	✓	✓	-	56,96	57,93	58,9	54,95	57,19	1,69
9	-	✓	-	✓	58,9	58,42	58,35	53,33	57,25	2,62
10	-	-	✓	✓	58,63	58,41	59,62	53,92	57,65	2,54
11	✓	✓	✓	-	56,41	56,61	57,88	55,2	56,53	1,10
12	✓	✓	-	✓	55,99	55,64	56,87	52,55	55,26	1,88
13	✓	-	✓	✓	54,36	51,26	58,63	58,33	55,65	3,51
14	-	✓	✓	✓	55,44	54,91	58,86	57,49	56,68	1,83
15	✓	✓	✓	✓	54,51	55,64	56,63	57,44	56,06	1,27
					57,29	57,06	58,74	55,83		

Fonte: Elaborada pelo autor

6.2.4 Laboratório

A disciplina de Laboratório tem como objetivo a aplicação prática dos conceitos estudados na disciplina de Programação. Nesta disciplina o aprendiz deve conhecer os principais conceitos acerca da programação de computadores. A amostra desta disciplina contou com 100

Figura 18: Distribuição das Quatro Dimensões do Estilo de Aprendizagem dos Aprendizes na Disciplina de Laboratório

Fonte: Elaborada pelo autor

aprendizes distribuídos nas quatro dimensões. Nesta disciplina a dimensão que se destaca é a Visual/Verbal onde os aprendizes se concentram nos valores -9 e -5, podendo serem considerados visuais moderados e fortes em sua maioria. Com comportamento semelhante às outras disciplinas, as dimensões Ativo/Reflexivo e Sequencial/Global estão concentradas na faixa central. Já a dimensão Sensitivo/Intuitivo possui aprendizes com maior incidência para os valores -3 e -1. Os experimentos 7 (6.2.4.1) e 8 (6.2.4.2) trazem os resultados obtidos para esta disciplina.

6.2.4.1 Experimento 7

O experimento de número 7 traz o diagnóstico do *Status* final do aprendiz ao encerrar a disciplina fazendo uso dos dados pertinentes à trilha de entrega de tarefas (*Assignment*) para a disciplina de Laboratório. A Tabela 13 apresenta os resultados obtidos, onde o maior resultado foi encontrado pelo classificador SVM no cenário 4 com acurácia de 66,62%. O melhor resultado médio entre os classificadores também foi obtido no cenário 4 (64,13%). O pior resultado foi encontrado com o classificador RNA com acurácia de 52,73%.

Tabela 13: Acurácia do Diagnóstico do *Status* para a Trilha de *Assignment*

Cenário	A/R	S/I	V/V	S/G	AD (%)	NB (%)	RNA (%)	SVM (%)	M (%)	DP (%)
1	✓	-	-	-	63,1	63,15	63,89	61,53	62,92	0,99
2	-	✓	-	-	64,26	64,26	64,26	56,71	62,37	3,78
3	-	-	✓	-	64,26	60,83	64,26	63,33	63,17	1,62
4	-	-	-	✓	63,43	62,22	64,26	66,62	64,13	1,86
5	✓	✓	-	-	63,1	63,52	63,89	58,61	62,28	2,47
6	✓	-	✓	-	61,85	61,94	62,69	55,88	60,59	3,16
7	✓	-	-	✓	62,64	59,86	63,89	63,01	62,35	1,74
8	-	✓	✓	-	63,01	55,05	64,26	54,91	59,31	5,02
9	-	✓	-	✓	63,43	57,22	63,47	56,11	60,06	3,94
10	-	-	✓	✓	62,18	51,53	64,26	63,24	60,30	5,91
11	✓	✓	✓	-	61,85	60,42	58,75	64,68	61,43	2,51
12	✓	✓	-	✓	62,64	60,32	62,31	58,7	60,99	1,84
13	✓	-	✓	✓	60,6	58,7	58,33	59,91	59,39	1,05
14	-	✓	✓	✓	60,97	56,57	61,53	58,24	59,33	2,33
15	✓	✓	✓	✓	58,19	59,17	52,73	66,2	59,07	5,53
					62,37	59,65	62,19	60,51		

Fonte: Elaborada pelo autor

6.2.4.2 Experimento 8

Este experimento apresenta os resultados (Tabela 14) do diagnóstico do comportamento de Evasão para a trilha de aprendizagem de interações em *chats* da disciplina de Laboratório. A melhor acurácia média foi obtida para o cenário de número 4 com valor de 77,38% e desvio de

Tabela 14: Acurácia do Diagnóstico de Evasão para a Trilha de *Chat*

Cenário	A/R	S/I	V/V	S/G	AD (%)	NB (%)	RNA (%)	SVM (%)	M (%)	DP (%)
1	✓	-	-	-	71,83	75	71	65,33	70,79	4,03
2	-	✓	-	-	73,5	71,17	72,67	62	69,84	5,31
3	-	-	✓	-	71,17	70,33	72	69,5	70,75	1,08
4	-	-	-	✓	76	73,5	79,17	80,83	77,38	3,27
5	✓	✓	-	-	71,83	73,33	72,67	69,33	71,79	1,75
6	✓	-	✓	-	68,67	74,33	74,17	66,83	71,00	3,83
7	✓	-	-	✓	74,33	80	77,5	68,67	75,13	4,89
8	-	✓	✓	-	71,17	69,33	73,5	67,67	70,42	2,50
9	-	✓	-	✓	72,67	70,33	71,83	71	71,46	1,01
10	-	-	✓	✓	73,5	71,17	71,67	75,83	73,04	2,11
11	✓	✓	✓	-	66,17	71,17	72	73,5	70,71	3,18
12	✓	✓	-	✓	70,17	75,17	79,17	73,5	74,50	3,74
13	✓	-	✓	✓	70,17	74,33	76	73,5	73,50	2,45
14	-	✓	✓	✓	70,17	64,67	70	71,83	69,17	3,11
15	✓	✓	✓	✓	68,5	71,17	74,5	73,5	71,92	2,67
					71,32	72,33	73,86	70,85		

Fonte: Elaborada pelo autor

3,27%. Para este cenário também foram encontrados os maiores resultados para os classificadores RNA e SVM, com 79,17% e 80,83%, respectivamente. O pior resultado foi obtido com o classificador SVM no cenário e com acurácia de 62%.

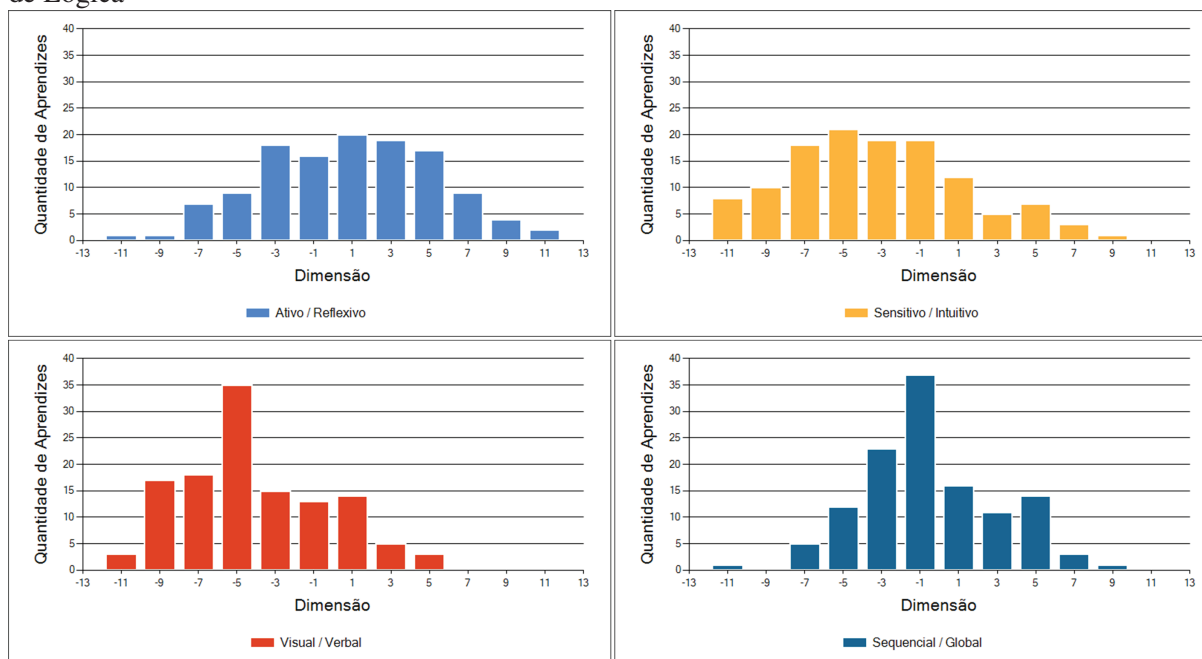
6.2.5 Lógica

A amostra da disciplina de Lógica conta com 123 aprendizes provenientes de 6 turmas. Esta disciplina busca avaliar fórmulas das lógicas proposicional (a partir de uma atribuição de valores) e de primeira ordem (sobre o modelo na qual a fórmula deve ser interpretada). Modelar propriedades de sistemas computacionais usando lógicas apropriadas também são exigidos nesta disciplina. A amostra desta disciplina (Figura 19) indica que os aprendizes são leves e moderados sensitivos e moderados visuais. Para as outras duas dimensões os valores predominantes são os usuais. Seus experimentos podem ser acompanhados nas seções 6.2.5.1 e 6.2.5.2.

6.2.5.1 Experimento 9

Este experimento trata do diagnóstico da Quantidade de Interações dos aprendizes quando vistos em interações em fóruns. A Tabela 15 apresenta os resultados obtidos no experimento. Constata-se que, além do melhor resultado de cada classificador apresentar a mesma acurácia, 70,67%, todos eles aconteceram no cenário de número 1. Consequentemente, a melhor acurácia média também foi obtida neste cenário com desvio padrão 0. O pior resultado foi obtido pelo NB com acurácia de 61%.

Figura 19: Distribuição das Quatro Dimensões do Estilo de Aprendizagem dos Aprendizes na Disciplina de Lógica



Fonte: Elaborada pelo autor

Tabela 15: Acurácia do Diagnóstico da Quantidade Interações para a Trilha de *Forum*

Cenário	A/R	S/I	V/V	S/G	AD (%)	NB (%)	RNA (%)	SVM (%)	M (%)	DP (%)
1	✓	-	-	-	70,67	70,67	70,67	70,67	70,67	0,00
2	-	✓	-	-	68	68,78	69,33	65,33	67,86	1,77
3	-	-	✓	-	70,67	68,67	70,67	67,33	69,34	1,64
4	-	-	-	✓	69,44	68,33	69,44	68,78	69,00	0,54
5	✓	✓	-	-	68	66,89	68	63	66,47	2,37
6	✓	-	✓	-	70,67	62,22	70,67	64	66,89	4,42
7	✓	-	-	✓	69,44	65,67	68,22	69,33	68,17	1,75
8	-	✓	✓	-	67,33	62,11	69,33	58,11	64,22	5,08
9	-	✓	-	✓	66,78	63,67	67,56	65,44	65,86	1,70
10	-	-	✓	✓	69,44	51,67	68,78	62	62,97	8,25
11	✓	✓	✓	-	67,33	63,56	68	66,67	66,39	1,96
12	✓	✓	-	✓	66,78	65	67	68,67	66,86	1,50
13	✓	-	✓	✓	69,44	61	68,89	66	66,33	3,86
14	-	✓	✓	✓	68,11	60,33	66,89	68,67	66,00	3,85
15	✓	✓	✓	✓	68,11	61	64,33	68,67	65,53	3,58
					68,68	63,97	68,52	66,18		

Fonte: Elaborada pelo autor

6.2.5.2 Experimento 10

O Experimento 10 trata do diagnóstico do comportamento referente à Evasão para a trilha de aprendizagem de acesso ao conteúdo da disciplina de Lógica. O melhor resultado (Tabela 16) foi apresentado pelo classificador SVM no cenário 15 com acurácia de 81,47%. No entanto,

Tabela 16: Acurácia do Diagnóstico de Evasão para a Trilha de *Resource*

Cenário	A/R	S/I	V/V	S/G	AD (%)	NB (%)	RNA (%)	SVM (%)	M (%)	DP (%)
1	✓	-	-	-	80,38	80,38	79,55	80,64	80,24	0,47
2	-	✓	-	-	80,38	80,38	80,38	80,38	80,38	0,00
3	-	-	✓	-	80,38	80,38	80,38	79,02	80,04	0,68
4	-	-	-	✓	80,38	80,38	80,38	80,38	80,38	0,00
5	✓	✓	-	-	80,38	80,38	78,74	75,47	78,74	2,31
6	✓	-	✓	-	80,11	78,44	79,85	81,22	79,91	1,14
7	✓	-	-	✓	80,38	80,38	80,38	78,5	79,91	0,94
8	-	✓	✓	-	80,38	79,04	79,83	77,09	79,09	1,44
9	-	✓	-	✓	80,38	80,38	80,38	77,16	79,58	1,61
10	-	-	✓	✓	80,38	79,55	80,38	75,71	79,01	2,23
11	✓	✓	✓	-	80,11	78,74	78,5	80,64	79,50	1,04
12	✓	✓	-	✓	80,38	80,38	79,29	78,46	79,63	0,93
13	✓	-	✓	✓	80,11	78,44	80,13	80,68	79,84	0,97
14	-	✓	✓	✓	80,38	79,32	79,29	80,41	79,85	0,63
15	✓	✓	✓	✓	80,11	78,74	77,37	81,47	79,42	1,76
					80,31	79,69	79,66	79,15		

Fonte: Elaborada pelo autor

a maior acurácia média foi obtida nos cenários 2 e 4 com valor de 80,38%. Novamente, para ambos os cenários, o valor de acurácia de cada um dos classificadores foi exatamente a mesma, ou seja, desvio padrão 0.

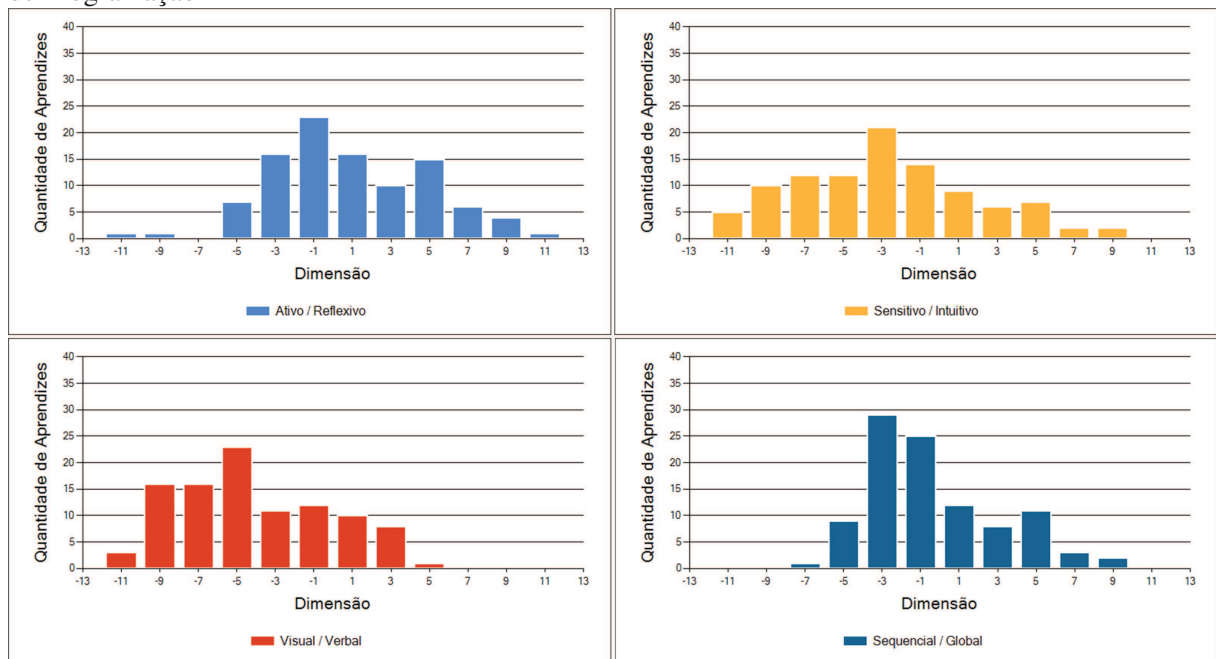
6.2.6 Programação

A disciplina abrange competências tais como construir modelos baseados em objetos que utilizem de maneira adequada as construções do paradigma. Compreender o enunciado de um problema proposto e produzir um programa orientado a objeto que leve a solução do mesmo também é requisitado. A amostra desta disciplina conta com 100 aprendizes. Esta disciplina também apresentou maior incidência para os valores em torno de -7 para a dimensão Visual/Verbal. Para as outras três dimensões os aprendizes pode ser considerados predominantemente ativos, sensitivos e sequenciais com intensidade leve. Os experimentos da disciplina de Programação podem ser acompanhados nas seções 6.2.6.1 e 6.2.6.2.

6.2.6.1 Experimento 11

A Tabela 17 traz os resultados encontrados no experimento que observou o diagnóstico do *Status* final do aprendiz na disciplina de Programação quando utilizada a trilha de aprendizagem de interação em fóruns. O classificador SVM foi o que apresentou o melhor e o pior resultado de acurácia neste experimento, com valores de 72,78% (cenário 10) e 56,56% (cenário 2), respectivamente. Para os outros 3 classificadores, os maiores resultados foram de 68,11% para o

Figura 20: Distribuição das Quatro Dimensões do Estilo de Aprendizagem dos Aprendizes na Disciplina de Programação



Fonte: Elaborada pelo autor

AD (cenário 11), 69,67% para o NB (cenário 11) e 67,44% para o RNA (cenários 1, 2, 3 e 5). A melhor acurácia média foi obtida também no cenário de número 10 com valor de 67,72% e desvio de 3,38%.

Tabela 17: Acurácia do Diagnóstico do *Status* para a Trilha de *Forum*

Cenário	A/R	S/I	V/V	S/G	AD (%)	NB (%)	RNA (%)	SVM (%)	M (%)	DP (%)
1	✓	-	-	-	67,44	67,44	67,44	64,67	66,75	1,39
2	-	✓	-	-	67,44	67,44	67,44	56,56	64,72	5,44
3	-	-	✓	-	67,44	68,56	67,44	64,56	67,00	1,71
4	-	-	-	✓	67,44	64,67	66,89	67,56	66,64	1,35
5	✓	✓	-	-	67,44	66,33	67,44	59,11	65,08	4,01
6	✓	-	✓	-	67,44	66,22	62,44	62,67	64,69	2,52
7	✓	-	-	✓	67,44	61,89	65,22	62	64,14	2,69
8	-	✓	✓	-	67,44	69,22	64,11	61,44	65,55	3,46
9	-	✓	-	✓	66,89	61,33	66,22	62,89	64,33	2,66
10	-	-	✓	✓	66,33	65,89	65,89	72,78	67,72	3,38
11	✓	✓	✓	-	68,11	69,67	65,78	61,44	66,25	3,58
12	✓	✓	-	✓	66,89	62,44	66,89	64,56	65,20	2,14
13	✓	-	✓	✓	65,78	63,11	63,56	63,22	63,92	1,26
14	-	✓	✓	✓	65,78	65,33	61,11	62,56	63,70	2,24
15	✓	✓	✓	✓	64,67	64,67	63,33	62,56	63,81	1,04
					66,93	65,61	65,41	63,24		

Fonte: Elaborada pelo autor

6.2.6.2 Experimento 12

O último experimento apresentou a maior acurácia média no cenário de número 3 com valor de 72,17% e desvio padrão de 0,33% entre os classificadores (Tabela 18) para o diagnóstico de Evasão da disciplina de Programação utilizando a trilha de acesso aos recursos. Os classificadores AD, ND e RNA obtiveram a mesma acurácia máxima com valor de 72,33% em cenários variados. O pior valor foi encontrado no cenário 6 pelo classificador SVM com valor de 65,11% de acurácia. O SVM também apresentou o maior resultado, no cenário 1, com acurácia de 73,11%.

Tabela 18: Acurácia do Diagnóstico de Evasão para a Trilha de *Resource*

Cenário	A/R	S/I	V/V	S/G	AD (%)	NB (%)	RNA (%)	SVM (%)	M (%)	DP (%)
1	✓	-	-	-	72,33	70,3	72	73,11	71,94	1,19
2	-	✓	-	-	72,33	72,33	72,33	68,26	71,31	2,04
3	-	-	✓	-	72,33	72,33	72,33	71,67	72,17	0,33
4	-	-	-	✓	71	69,59	70,3	68,93	69,96	0,89
5	✓	✓	-	-	72,33	69,96	72,33	65,15	69,94	3,38
6	✓	-	✓	-	72,33	69,96	72,33	65,11	69,93	3,40
7	✓	-	-	✓	71	67,56	69,33	69,3	69,30	1,40
8	-	✓	✓	-	72,33	72,33	71,67	65,89	70,56	3,13
9	-	✓	-	✓	71	69,59	72	67,44	70,01	1,98
10	-	-	✓	✓	71	69,59	71	67,59	69,80	1,61
11	✓	✓	✓	-	72,33	69,96	71,33	70,04	70,92	1,13
12	✓	✓	-	✓	71	66,89	68,96	70,93	69,45	1,95
13	✓	-	✓	✓	71	66,56	69,59	69,63	69,20	1,87
14	-	✓	✓	✓	71	68,89	68,22	72,04	70,04	1,78
15	✓	✓	✓	✓	71	66,89	67,56	72,37	69,46	2,65
					71,62	69,52	70,75	69,16		

Fonte: Elaborada pelo autor

6.3 Discussão

Com um total de 12 experimentos selecionados, este trabalho buscou explorar empiricamente o potencial uso do Estilo de Aprendizagem para diagnosticar antecipadamente o comportamento dos aprendizes para 6 disciplinas da Educação a Distância da UNISINOS. A Tabela 19 traz as principais características de cada experimento. O Experimento 1, juntamente com o Experimento 2 traz os resultados de diagnóstico do comportamento para a Disciplina de Fundamentos do Processo Administrativo. O primeiro apresentou a pior acurácia média entre todos os experimentos. Em contrapartida, o segundo apresentou o maior valor.

Analisando sob uma perspectiva mais ampla, nota-se médias variando entre 43,33% e 50,70%, Figura 21, o que representa uma certa divergência nos resultados entre os cenários. Mesmo o cenário de número 4 tendo apresentado o melhor resultado do Experimento 1 (50,70%), os ce-

Tabela 19: Experimentos Realizados e suas Principais Características

Experimento	Disciplina	Trilha	Comportamento	Cenário	M (%)	DP (%)
1	Fundamentos	Chat	Varição do Intervalo	4	50,70	2,92
2	Fundamentos	Course	Evasão	1	84,12	0,79
3	Gestão	Assignment	Quantidade de Interações	14	53,76	3,73
4	Gestão	Forum	Quantidade de Interações	1	64,08	2
5	Introdução	Chat	Varição do Intervalo	4	65,71	0,76
6	Introdução	Resource	Média do Intervalo	1	59,66	0,75
7	Laboratório	Assignment	Status	4	64,13	1,86
8	Laboratório	Chat	Evasão	4	77,38	3,27
9	Lógica	Forum	Quantidade de Interações	1	70,67	0
10	Lógica	Resource	Evasão	2, 4	80,38	0
11	Programação	Forum	Status	10	67,72	3,38
12	Programação	Resource	Evasão	3	72,17	0,33

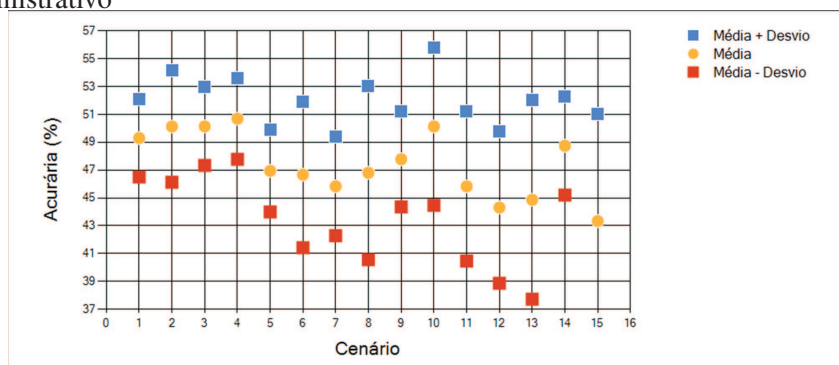
Fonte: Elaborada pelo autor

nários 2, 3 e 10 apresentaram valores de acurácia muito próximos (50,14%), porém com um desvio padrão ligeiramente mais altos. Isso permite constatar que mesmo as dimensões Sensitivo/Intuitivo e Visual/Verbal apresentaram resultados similares, a dimensão Sequencial/Global é a menos suscetível sob a utilização de diferentes classificadores.

Os cenários 7, 11, 12, 13 e 15 foram os que apresentaram os piores resultados de acurácia, em torno de 44%. Estes cenários possuem como característica comum a presença da dimensão Ativo/Reflexivo. Ainda, é notado que o desvio padrão chega a 7,71%, para o cenário 15, e 7,15% para o cenário 13. Para este experimento, os resultados permitem observar um leve uso potencial da dimensão Sequencial/Global para a identificação da Variação do Intervalo entre acesso dos aprendizes, mesmo que com um valor de acurácia próximo aos 50%.

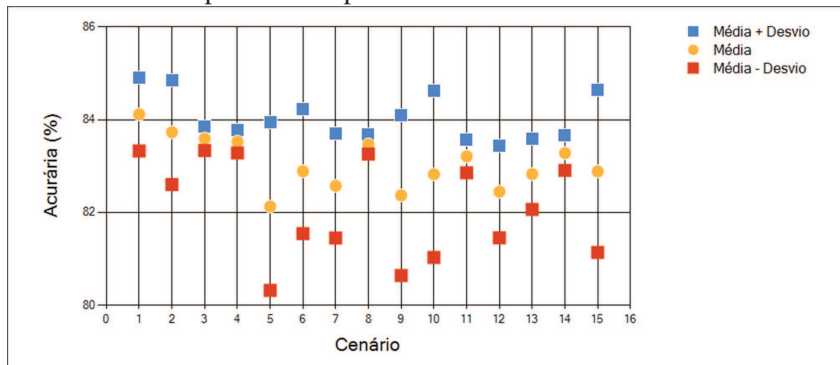
A Variação do Intervalo entre Interações em *Chats* para a disciplina de Fundamentos do Processo administrativo sugere que possa haver a possibilidade de identificação de tal caracte-

Figura 21: Média e Desvio Padrão do Diagnóstico de Acurácia da Variação do Intervalo entre Interações para a Trilha de *Chat* considerando os quatro Classificadores para a Disciplina de Fundamentos do Processo Administrativo



Fonte: Elaborada pelo autor

Figura 22: Média e Desvio Padrão do Diagnóstico de Acurácia de Evasão para a Trilha de *Course* considerando os Classificadores para a Disciplina de Fundamentos do Processo Administrativo



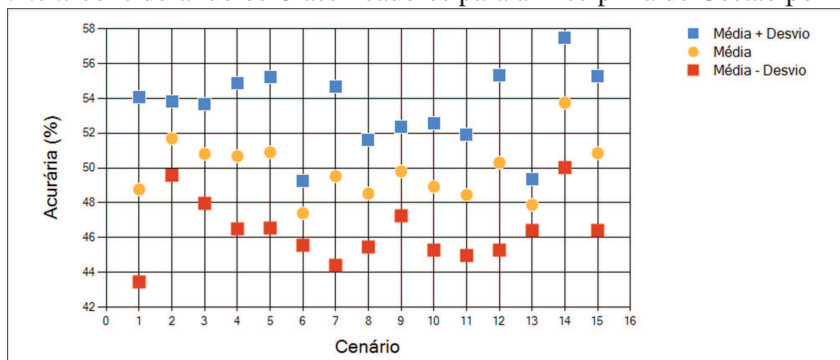
Fonte: Elaborada pelo autor

terística fazendo uso da dimensão Sequencial/Global. Se trazermos a teoria por traz dessa dimensão, pode-se levantar a questão de que aprendizes sequenciais tenderiam a ter uma menor variação entre suas interações, enquanto que os aprendizes globais não acompanhariam os *Chats* da disciplina com tanta regularidade.

O Experimento 2, também referente à disciplina de Fundamentos do Processo Administrativo, de maneira geral, apresentou valores semelhantes para todos os cenários, com acurácia variando entre 82% e 85% (Figura 22). Neste experimento o que se percebe é que nenhuma das quatro dimensões apresentou uma contribuição diferenciada para o diagnóstico de Evasão, mesmo quando combinadas. Ainda, observou-se que, quanto mais dimensões compõem o cenário, menor foi a acurácia média e maior foi o desvio padrão.

Ao mesmo tempo que não há uma dimensão que se destaca em relação as outras, percebe-se que qualquer uma delas poderia ser utilizada para antecipar a evasão nesta disciplina. Ainda, nota-se que todos os cenários possuem um baixo desvio padrão, com destaque para os cenários 1, 3, 4, 8, 11, 13 e 14 com valores menores que 1%. Este experimento foi o único selecionado como sendo relevante para análise que utilizou a Trilha de Aprendizagem *Course*. Como essa trilha trata das interações referentes ao *login* dos aprendizes, parece não ser relevante buscar ma

Figura 23: Média e Desvio Padrão do Diagnóstico de Acurácia da Quantidade de Interações para a Trilha de *Assignment* considerando os Classificadores para a Disciplina de Gestão por Processos



Fonte: Elaborada pelo autor

explicação com as dimensões do estilo, apesar do resultado significativo.

O terceiro experimento, resumido na Figura 23, apresentou os maiores valores de acurácia nos cenários 2 e 14. A dimensão Sensitivo/Intuitivo se faz presente em ambos os cenários com valores acima de 51% e desvio padrão abaixo de 4%. Para este experimento o valor de acurácia se mostrou ligeiramente constante entre os cenários, porém com desvios diferentes.

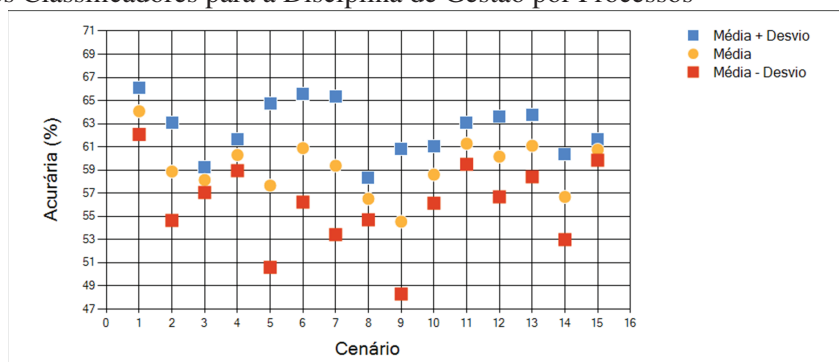
Para os piores resultados, que ocorreram nos cenários 6 e 13, as dimensões que Ativo/Reflexivo e Visual/Verbal se mostraram presentes, atingindo valores abaixo dos 48%. Em se tratando da trilha que leva em consideração a postagem de tarefas, o diagnóstico da Quantidade de Interações dos aprendizes pode estar relacionado à natureza da disciplina de Gestão por Processos, onde estruturas, métodos e processos explícitos para gestão são abordados, configurando uma relação com a dimensão que se salientou no experimento.

Analisando o Experimento 4, observa-se médias que variam entre 54,55% e 64,13%, Figura 24, o que também representa uma boa variação nos resultados entre os cenários. Mesmo o cenário de número 1 ter apresentado o melhor resultado deste experimento, os cenários 4, 11, 12, 13 e 15 também apresentaram valores bons de acurácia, acima de 60%, com desvio padrão similares ao cenário 1. Isso permite constatar que as dimensões Ativo/Reflexivo e Sequencial/Global são as que melhor diagnosticam a Quantidade de Interações em Fóruns da disciplina de Gestão por Processos, além de possuírem os resultados de acurácia mais constantes quando submetidas à diferentes classificadores.

Os cenários 8, 9 e 14 foram os que apresentaram os piores resultados de acurácia, em torno de 55%. Estes cenários possuem como característica comum a presença da dimensão Sensitivo/Intuitivo. Ainda, as dimensões Visual/Verbal e Sequencial/Global são percebidas em 2 destes cenários. É notado que, para o cenário 9, composto pelas dimensões Sensitivo/Intuitivo e Sequencial Global, possui o pior resultado do experimento, tanto em termos de média (mais baixa) quanto em termos de desvio padrão (mais alto).

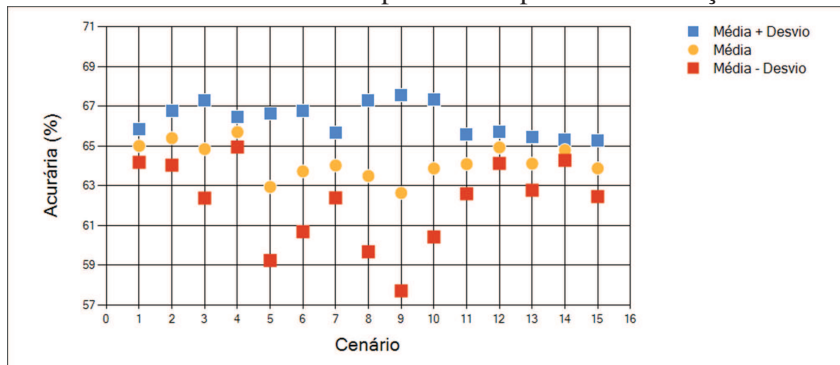
Para este experimento, os resultados permitem observar um uso potencial da dimensão Ativo/Reflexivo, seguido de Sequencial/Global com um pouco menos de confiança. Comple-

Figura 24: Média e Desvio Padrão do Diagnóstico da Quantidade de Interações para a Trilha de *Forum* considerando os Classificadores para a Disciplina de Gestão por Processos



Fonte: Elaborada pelo autor

Figura 25: Média e Desvio Padrão do Diagnóstico da Variação do Intervalo entre Interações para a Trilha de *Chat* considerando os Classificadores para a Disciplina de Introdução a Educação a Distância



Fonte: Elaborada pelo autor

mentarmente, as outras duas dimensões, além de não acrescentarem valor para o diagnóstico da Quantidade de Interações, mostram que, quando utilizadas, atenuam o valor de acurácia da disciplina. Trazendo o conceito das duas dimensões que se mostraram significativas, pode-se levantar a questão de que aprendizes ativos e sequenciais teriam uma tendência a lidarem melhor com a interação em fóruns de discussão, uma vez que interagiriam ativamente expondo sua opinião em uma discussão, além de um acompanhamento da discussão em termos sequenciais.

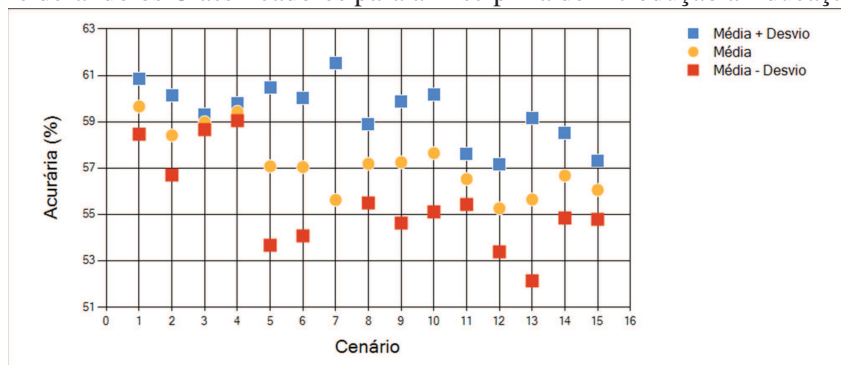
A figura 25 traz a comparação dos resultados de acurácia do Experimento 5. Para a maioria dos cenários, a acurácia média fica entre 63 e 67% com desvios padrão menores que 5% para todos os cenários. Novamente o cenário 4 proporcionou o melhor resultado neste experimento, mas sem um aumento significativo de acurácia. No entanto, o desvio padrão para esse cenário foi o segundo melhor (0,76%), ficando atrás apenas do cenário de número 14 (0,52%). Os piores valores de desvio podem ser observados nos cenários 5, 8 e 9 que possuem como característica comum a presença da dimensão Sensitivo/Intuitivo.

Com resultados que já sugerem que o diagnóstico da Variação do Intervalo entre Interações possa ser realizado utilizando o Estilo a Trilha de Aprendizagem de *Chat* para a disciplina de Introdução a Educação a Distância, nenhuma das dimensões se destacou. De maneira geral, todas elas poderiam alcançar acurácia em torno de 65% se utilizadas no diagnóstico. Porém, vale ressaltar a questão teórica entre a dimensão Sequencial/Global e a atividade de interação em *Chats*.

O Experimento 6, também referente à disciplina de Introdução a Educação a Distância, de maneira geral, apresentou valores muito semelhantes para todos os cenários, com acurácia variando entre 55% e 60% (Figura 26). Neste experimento o que se percebe é que nenhuma das quatro dimensões apresentou uma contribuição diferenciada para o diagnóstico da Média do Intervalo entre Interações, mesmo quando combinadas. Ainda, observou-se que, quanto mais dimensões compõem o cenário, menor foi a acurácia média.

Mesmo com o cenário de número 1 ter apresentado o melhor resultado, os cenários 2, 3 e 4 apresentaram resultados muito próximos. Observando o desvio padrão desses cenários, nota-se que os cenários compostos pela dimensão Visual/Verbal (2) e pela Sequencial/Global (4)

Figura 26: Média e Desvio Padrão do Diagnóstico da Média do Intervalo entre Interações para a Trilha de *Resource* considerando os Classificadores para a Disciplina de Introdução a Educação a Distância



Fonte: Elaborada pelo autor

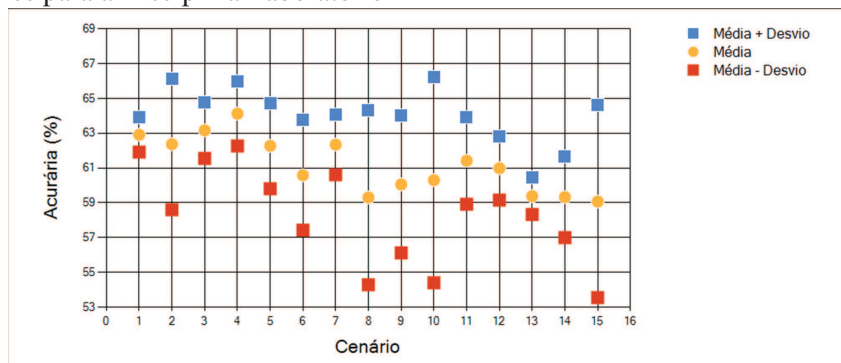
obtiveram os menores valores (abaixo de 0,4%).

Os menores resultados foram observados nos cenários 7, 12 e 13 com valor de acurácia média abaixo de 56%. Esses resultados, como já mencionado, estão apenas 3 pontos percentuais abaixo dos maiores resultados, não podendo ser descartados. No entanto, vale ressaltar que estes 3 cenários são caracterizados pela presença das dimensões Ativo/Reflexivo e Sequencial/Global. Estas duas dimensões, peculiarmente, foram as que apresentaram os 2 maiores valores de acurácia.

Este experimento foi o único que obteve resultado satisfatório considerando a Média de Intervalo entre Interações e um do dois para a trilha de *Resource*. Em se tratando da aquisição do conteúdo disponibilizado pelo tutor, aprendizes ativos seriam mais propensos a busca desses materiais em razão da proatividade. Já a Média do Intervalo, novamente, traz a questão da periodicidade de interações. Essa combinação poderia ser explorada para obter melhores evidências para o experimento em questão.

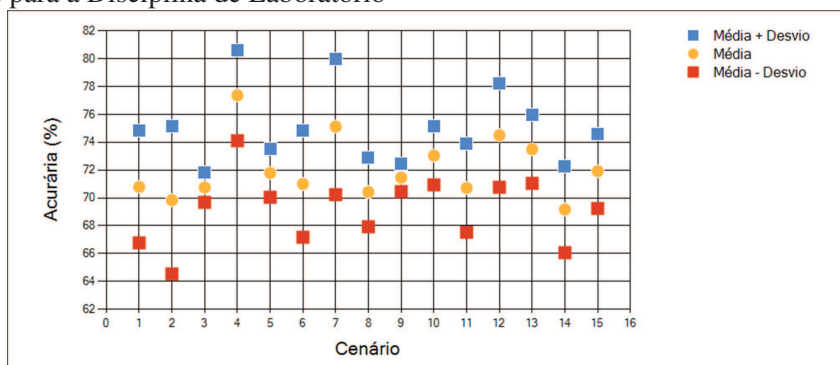
Os experimentos 7 e 8 trazem resultados referentes à disciplina de Laboratório (Figura 27). O Experimento 7 mostrou resultados que atingiram acurácia média em torno de 62% para os cenários 1, 2, 3, 4, 5, 7 e 11. As quatro dimensões do Estilo de Aprendizagem apresentaram

Figura 27: Média e Desvio Padrão do Diagnóstico do *Status* para a Trilha de *Assignment* considerando os Classificadores para a Disciplina Laboratório



Fonte: Elaborada pelo autor

Figura 28: Média e Desvio Padrão do Diagnóstico de Evasão para a Trilha de *Chat* considerando os Classificadores para a Disciplina de Laboratório



Fonte: Elaborada pelo autor

resultados relevantes para o diagnóstico do *Status* final do aprendiz para a disciplina em questão quando utilizada a trilha de *Chat*.

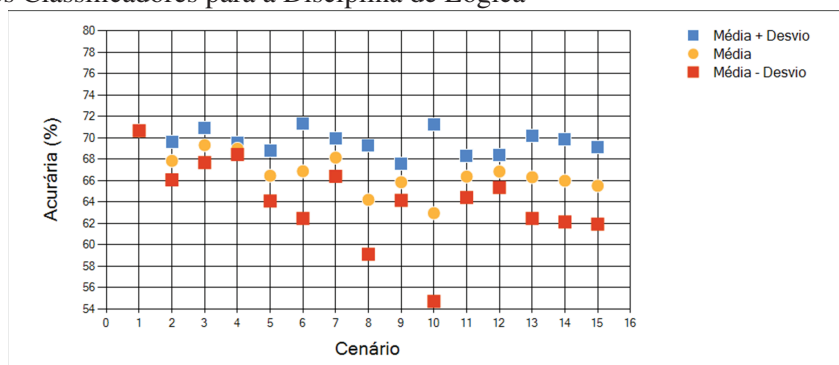
Nota-se cenários compostos por duas ou mais dimensões, em geral, tendem a ter resultados de acurácia média mais baixa do que os cenários de uma única dimensão. Os piores resultados foram observados nos cenários 8, 13, 14 e 15, todos contando com a presença da dimensão Visual/Verbal. Destes, os cenário 8 e 15 apresentaram os piores desvios padrão com valores acima de 5%.

O segundo experimento que envolveu a disciplina de Laboratório diagnosticou a Evasão utilizando a Trilha de Aprendizagem de interações nas atividades de *Chat*. O Experimento 8 evidenciou resultados significativos quando utilizado a dimensão Sequencial/Global para o diagnóstico com acurácia de 77,38% para o cenário 4. Outros cenários onde esta dimensão se fez presente também obtiveram resultados melhores se comparados aos cenários com a ausência da dimensão. Quando acompanhada da dimensão Ativo/Reflexivo, cenários 7 e 12, os resultados foram ligeiramente piores.

As outras três dimensões, Ativo/Reflexivo, Sensitivo/Intuitivo e Visual/Verbal apresentaram resultados semelhantes, com acurácia média em torno de 70% para os cenários 1, 2, 3, 8, 11 e 14, sendo estes os piores resultados do experimento. Os desvios padrão destes cenários, com exceção do 2, obtiveram valores acima de 3%. O mesmo aconteceu para o cenário 4, com desvio de 3,27%. Mais uma vez, parece ficar claro que a dimensão Sequencial/Global é potencialmente relevante quando se observa as interações dos aprendizes em *Chats*.

O Experimento 9 explora os resultados para o diagnóstico da Quantidade de Interações para a disciplina de Lógica (Figura 29). Para os cenários 1, 2 e 4 a acurácia média ficou entre 69 e 71% com desvios padrão menores que 2%. Mesmo o cenário de número 1 tendo apresentado o melhor resultado, os cenários 2 e 4 proporcionaram resultado semelhante neste experimento. Os piores resultados são percebidos nos cenários 8 e 10 com acurácia média em torno de 64%. A característica comum para esses dois cenários é a presença de dimensão Visual/Verbal e a ausência da Ativo/Reflexivo. Ainda, para estes dois cenários, os piores valores de desvio foram observados.

Figura 29: Média e Desvio Padrão do Diagnóstico da Quantidade Interações para a Trilha de *Forum* considerando os Classificadores para a Disciplina de Lógica

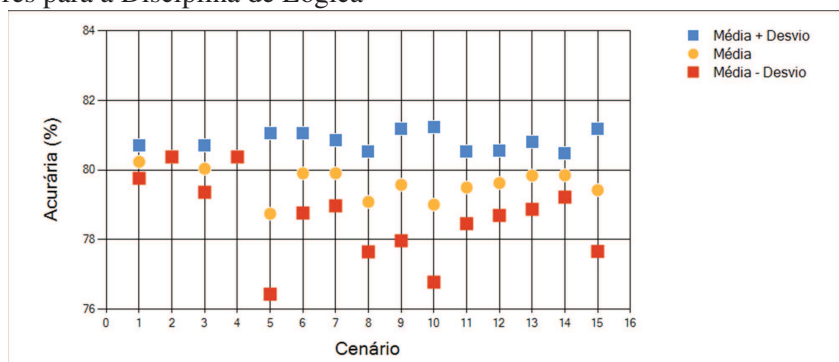


Fonte: Elaborada pelo autor

Com resultados que já sugerem que o diagnóstico da Quantidade de Interações possa ser realizado utilizando o Estilo e a Trilha de Aprendizagem de *Forum* para a disciplina de Lógica, nenhuma das dimensões se destacou em relação a outra. De maneira geral, todas elas poderiam alcançar acurácia em torno de 70% se utilizadas no diagnóstico. O que pode ser ressaltado é que o resultado de acurácia média tendeu a diminuir quando os cenários estão compostos por duas ou mais dimensões. Além disso, a questão teórica entre a dimensão Ativo/Reflexivo e a atividade de interação em fóruns parece se fazer presente, onde aprendizes ativos tenderiam a interagir com maior frequência do que os que não são tão proativos, no caso dos reflexivos.

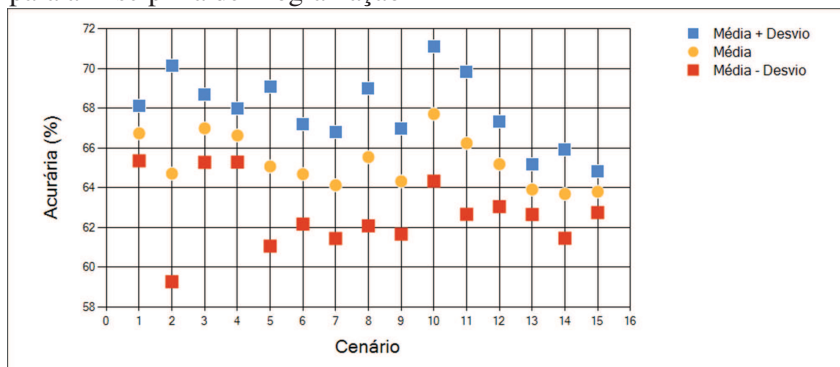
O outro experimento referente à disciplina de Lógica buscou diagnosticar o comportamento de Evasão utilizando os dados de interação com materiais disponibilizados na disciplina (Figura 30). Os resultados para todos os cenários foram extremamente semelhantes, com valores em torno de 80% de acurácia média. Peculiaridades são notadas nos cenários 2 e 4, onde todas as técnicas obtiveram o mesmo valor de acurácia (80,38%) e, conseqüentemente, resultando em um desvio padrão de 0. Além disso, quando combinadas as dimensões, cenários 5 a 15, os resultados foram ligeiramente piores se comparados aos cenários compostos por uma dimensão apenas.

Figura 30: Média e Desvio Padrão do Diagnóstico de Evasão para a Trilha de *Resource* considerando os Classificadores para a Disciplina de Lógica



Fonte: Elaborada pelo autor

Figura 31: Média e Desvio Padrão do Diagnóstico do *Status* para a Trilha de *Forum* considerando os Classificadores para a Disciplina de Programação



Fonte: Elaborada pelo autor

Todas as quatro dimensões do Estilo de Aprendizagem se mostram capaz de identificar antecipadamente a Evasão para esta disciplina, porém nenhuma delas possui resultado diferenciado fazendo-a se destacar das demais. O que mais destoa, ainda que suavemente, é o desvio padrão para os cenários 5 e 10, que obtiveram valores acima de 2%.

O últimos 2 experimentos trazem os resultados para a disciplina de Programação (Figuras 31 e 32). O Experimento 11 tratou do diagnóstico do *Status* final do aprendiz fazendo uso dos dados da trilha de interações em *Chats* da disciplina. Este experimento foi um dos dois que apresentaram como melhor cenário com acurácia média composto por duas ou mais dimensões (10). No entanto, os cenários 1, 3 e 4 obtiveram resultados muito próximos, porém com valores de desvio padrão abaixo de 2%, ao contrário do cenário 10 que resultou em um desvio acima de 3%.

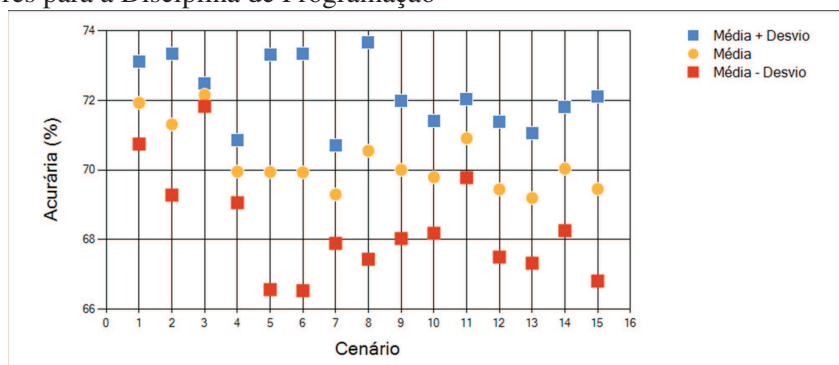
Os piores valores de acurácia foram percebidos nos cenários 2, 13, 14 e 15, porém com valores de desvio semelhantes aos outros cenários, com exceção do cenário de número 2. Este experimento foi, juntamente com o de número 12, o único que evidenciou uma melhor acurácia média para o cenário 3 (Visual/Verbal) se comparado aos outros cenários compostos por uma dimensão apenas (1, 2 e 3).

O Experimento 12 traz os resultados do diagnóstico do comportamento de Evasão quando utilizada a trilha de acesso aos recursos da disciplina de Programação. Neste experimento o cenário 3 não só foi o melhor entre os quatro primeiros, como foi o que evidenciou maior acurácia média se comparado a todos os outros. Além do cenário 3, os cenários 1 e 2 obtiveram acurácia bastante semelhantes, porém com desvio padrão um pouco maior.

Novamente, o fenômeno notado para outros experimentos também foi constatado para este dois últimos foi o fato de que, para a maioria dos cenários, conforme a composição dos cenários é acrescida de dimensões, a acurácia média tende a atenuar, ainda que de maneira sutil.

Em resumo, os experimentos mostraram que, para a sua grande maioria, a dimensão do Estilo de Aprendizagem Sequencial/Global poderia ser utilizada para diagnosticar o comportamento dos aprendizes para as seis disciplinas utilizadas. Quando o cenário de número 4, composto apenas pela dimensão em questão, não obteve o melhor resultado de acurácia média

Figura 32: Média e Desvio Padrão do Diagnóstico de Evasão para a Trilha de *Resource* considerando os Classificadores para a Disciplina de Programação



Fonte: Elaborada pelo autor

do experimento, ele esteve muito próximo do melhor valor.

Outra constatação importante se dá em relação ao desvio padrão para esse dimensão. Para a maioria dos experimentos o resultado de desvio para o cenário 4 foi menor que 2%, mostrando não ser sensível aos classificadores e suas respectivas heurísticas. O fato dessa dimensão ser tão representativa nos experimentos realizados pode ser explicada pela natureza que ela se propõe a mapear. Aprendizes sequenciais tendem a preferir atividades com passos lineares.

Dentre as disciplinas utilizadas nos experimentos, além de serem estruturadas em módulos, que ocorrem semanalmente, com conteúdos bem divididos, todas elas fazem uso com muita frequência de *chats* e fóruns, o que favoreceria os aprendizes sequenciais. Como visto nas distribuições amostrais de cada disciplina, todas elas são, pelo menos, levemente sequenciais. Ou seja, os aprendizes que optam por fazer a graduação através do ensino a distância são, em sua maioria, sequenciais.

Outra dimensão que também se mostrou relevante nos experimentos, ainda que um pouco que a anterior, é a Ativo/Reflexivo. Para praticamente metade dos experimentos, esta dimensão se mostrou relevante, mesmo que para alguns deles não tenha tido o melhor valor de acurácia média. Tal constatação poderia ser explicada, novamente, pela natureza do que ela se propõe a mapear. Aprendizes ativos tendem a se proativos, ou seja, se antecipar e buscar informações, materiais ou explicações que não estão imediatamente disponíveis.

7 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este trabalho apresentou a dissertação que recebe o título "Diagnóstico do Comportamento dos Aprendizes na Educação a Distância com Base no Estilo de Aprendizagem". O tema escolhido para este trabalho representa uma real necessidade vivenciada por universidades em todo o mundo, inclusive brasileiras. Conhecer os aprendizes individualmente se faz necessário para que o ensino seja adequado às suas preferências. Para a Educação a Distância, o gerenciamento pode ser ainda mais crítico, pois a distância física e temporal dificulta a identificação do comportamento dos aprendizes (MOORE, 1993). Neste sentido, o trabalho tratou de avaliar a potencial da utilização do Estilo de Aprendizagem como única variável para suportar o diagnóstico antecipado do comportamento dos aprendizes da Educação a Distância. As principais conclusões encontradas neste trabalho são apresentadas na seção 7.1. Já as contribuições ao tema estão identificadas na seção 7.2, assim como os trabalhos futuros na seção 7.3.

7.1 Conclusões

As principais conclusões relacionadas ao estilo de aprendizagem envolvem as dimensões Ativo/Reflexivo e, principalmente, Sequencial/Global. Considerando o experimento preliminar e os doze experimentos finais, em dez oportunidades a melhor acurácia média foi encontrada nos cenários que contava com a presença de uma destas duas dimensões. Mais especificamente, em quatro experimentos a melhor acurácia foi observada no cenário que utilizava apenas a presença da dimensão Ativo/Reflexivo e, para os outros seis, apenas a dimensão Sequencial/Global foi presente.

A dimensão Sequencial/Global, mesmo quando não obteve o melhor resultado de acurácia média do experimento, esteve muito próximo do melhor valor. Isso permite concluir que esta dimensão poderia ser utilizada de maneira exclusiva, sem a necessidade das outras três para identificar os comportamentos observados no experimentos. Ainda, para a maioria dos experimentos o resultado de desvio padrão para esse dimensão proporcionou valores pequenos, sugerindo que o uso do classificador não altera o resultado de acurácia.

7.2 Contribuições

Em trabalhos onde o tema abordado trata do diagnóstico de aprendizes, a maioria utiliza apenas dados históricos para prever deficiências, necessidades ou comportamentos. Alguns, ainda, utilizam ferramentas pontuais como testes para aquisição de informações sobre os aprendizes, como questionários. O que estes trabalhos têm em comum é a real necessidade de se coletar dados, históricos ou sobre domínios específicos, sobre os aprendizes que se deseja gerenciar. A Tabela 20 compara o modelo proposto aqui com os trabalhos relacionados.

Ao contrário dos demais, o trabalho proposto objetiva realizar a tarefa de diagnosticar o

Tabela 20: Comparação entre o Trabalho Proposto e os Trabalhos Relacionados

Trabalho	D	T	EaD	DH	EA	TA	F
WU (2012)	✓	LDD	✓	✓	-	-	✓
CHEN (2011)	✓	Pathfinder Network	✓	✓	-	-	-
CHEN; BAI (2009)	✓	Fuzzy Rules	-	-	-	-	✓
MANGHIRMALANI; PANTHAKY; JAIN (2011)	✓	LVQ	-	-	-	-	-
LEE; LEE; LEU (2009)	✓	Apriori	✓	✓	-	-	✓
CHEN; HSIEH; HSU (2007)	✓	Association Rules	✓	✓	-	-	✓
YOON et al. (2007)	✓	k-NN	✓	✓	-	-	✓
JONG; CHAN; WU (2007)	✓	Data Mining	-	✓	-	-	✓
CHEN et al. (2007)	✓	Clustering	✓	✓	-	-	✓
Trabalho Proposto	✓	Conjunto de Técnicas	✓	✓	✓	✓	✓

Fonte: Elaborada pelo autor

comportamento utilizando como única variável o Estilo de Aprendizagem dos aprendizes a serem gerenciados. A vantagem é que, uma vez coletadas, o Estilo de Aprendizagem se mantém praticamente constante, sem mudança significativa ao longo do tempo. A utilização de Trilha de Aprendizagem também é um diferencial deste trabalho, pois nenhum outro aborda tal conceito. Este conceito ajuda a entender a sequência de interações dos aprendizes e permite filtrar as informações contexto para entender o seu comportamento

A potencial utilização do Estilo de aprendizagem foi constatada, com atenção especial para a dimensão Sequencial/Global. Essa dimensão, poderia ser utilizada para antecipar o comportamento dos aprendizes para diferentes disciplina da Educação a Distância.

7.3 Trabalhos Futuros

Algumas novas direções podem ser tomadas como trabalhos futuros. Entre as frentes que podem ser exploradas está o mapeamento do Estilo de Aprendizagem para os Objetos de Aprendizagem. Isso permitiria identificar se o conteúdo de uma determinada disciplina está preparado para suportar todos os aprendizes e suas diferentes preferências. Ainda, análises de desempenho acadêmico poderiam ser realizadas buscando verificar o quão um material, que em teoria atende ao estilo de um aprendiz, poderia potencializar o aprendizado.

Outra perspectiva se abre na utilização do Estilo de Aprendizagem para o diagnóstico durante a ocorrência de uma disciplina. O diagnóstico do desempenho durante o processo de aprendizagem utilizando o estilo em conjunto com outras variáveis poderia melhorar a acurácia de classificação. Identificar se o Estilo de Aprendizagem agrega valor para classificações frequentes de desempenho seria outra possibilidade de pesquisa.

Por último, aplicar as análises feitas neste trabalho focando no ensino presencial também seria outra questão de pesquisa. Complementarmente, poderia ser feito o mapeamento do Estilo de Aprendizagem dos Professores e analisar o quanto o educador pode potencializar o apren-

dizado quando seu estilo é similar ao do aprendiz. Em caso positivo de constatação, poderiam ser feitas análises prévias para a alocação de professores que tenham estilo o mais semelhante possível ao de suas turmas. Percebe-se que, além dos apontamentos levantados acima, outras aplicações para o Estilo de Aprendizagem poderiam ser abordadas.

REFERÊNCIAS

- AKBULUT, Y.; CARDAK, C. S. Adaptive educational hypermedia accommodating learning styles: a content analysis of publications from 2000 to 2011. **Computers & Education**, [S.l.], v. 58, n. 2, p. 835 – 842, 2012.
- CARVER, C.; HOWARD, R.; LANE, W. Enhancing student learning through hypermedia courseware and incorporation of student learning styles. **Education, IEEE Transactions on**, [S.l.], v. 42, n. 1, p. 33–38, 1999.
- CHEN, C.-M.; HSIEH, Y.-L.; HSU, S.-H. Mining learner profile utilizing association rule for web-based learning diagnosis. **Expert Systems with Applications**, [S.l.], v. 33, n. 1, p. 6 – 22, 2007.
- CHEN, C.-M.; LI, C.-Y.; CHAN, T.-Y.; JONG, B.-S.; LIN, T.-W. Diagnosis of students online learning portfolios. **Frontiers In Education Conference - Global Engineering: Knowledge Without Borders, Opportunities Without Passports (FIE 2007), 37th Annual**, [S.l.], p. 17 – 22, 2007.
- CHEN, L.-H. Enhancement of student learning performance using personalized diagnosis and remedial learning system. **Computers & Education**, [S.l.], v. 56, n. 1, p. 289 – 299, 2011.
- CHEN, S.-M.; BAI, S.-M. Learning barriers diagnosis based on fuzzy rules for adaptive learning systems. **Expert Systems with Applications**, [S.l.], v. 36, n. 8, p. 11211 – 11220, 2009.
- DEY, A. K.; ABOWD, G. D.; SALBER, D. A conceptual framework and a toolkit for supporting the rapid prototyping of context-aware applications. **Human-Computer Interaction**, Hillsdale, NJ, USA, v. 16, n. 2, p. 97 – 166, Dec. 2001.
- DRIVER, C.; CLARKE, S. An application framework for mobile, context-aware trails. **Pervasive and Mobile Computing**, [S.l.], v. 4, n. 5, p. 719 – 736, Oct. 2008.
- DUNCAN, O. M. C. **An Examination of the Learning Styles of Brazilian Senior High School Students Attending Public and Private Schools in a Metropolitan Area of Brazil**. 2012. Tese (Doutorado em Ciência da Computação) — Auburn University, 2012.
- FELDER, R. M.; SILVERMAN, L. Learning and Teaching Styles in Engineering Education. **Engineering Education**, [S.l.], v. 78, n. June, p. 674 – 681, 1988.
- FELDER, R. M.; SOLOMAN, B. **Index of Learning Styles Questionnaire**. Accessed in 26/04/2013, <http://www.engr.ncsu.edu/learningstyles/ilsweb.html>.
- GRAF, S.; KINSHUK. An Approach for Detecting Learning Styles in Learning Management Systems. **Sixth IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT 2006)**, [S.l.], p. 161 – 163, 2006.
- GUBA, E.; LINCOLN, Y. **Effective evaluation**. [S.l.]: Jossey-Bass Publishers, 1981. (Jossey-Bass higher education series).
- HIGHTOWER, J.; BORRIELLO, G. Location Systems for Ubiquitous Computing. **Computer**, Los Alamitos, CA, USA, v. 34, n. 8, p. 57–66, Aug. 2001.

JENNINGS, N. R. An agent-based approach for building complex software systems. **Communications of the ACM**, [S.l.], v. 44, n. 4, p. 35–41, Apr. 2001.

JOHNSON, G.; JOHNSON, J. Dimensions of Online Behavior: implications for engineering e-learning. In: ISKANDER, M.; KAPILA, V.; KARIM, M. A. (Ed.). **Technological Developments in Education and Automation**. [S.l.]: Springer Netherlands, 2010. p. 61–66.

JONG, B.-S.; CHAN, T.-Y.; WU, Y.-L. Learning Log Explorer in E-Learning Diagnosis. **IEEE Transactions on Education**, [S.l.], v. 50, n. 3, p. 216 – 228, 2007.

KEEGAN, D. **Foundations of distance education**. 3. ed. London: Routledge, 1996.

KEENOY, K.; POULOVASSILIS, A.; CHRISTOPHIDES, V.; RIGAUX, P.; PAPAMARKOS, G.; MAGKANARAKI, A.; STRATAKIS, M.; SPYRATOS, N.; WOOD, P. Personalisation Services for Self E-learning Networks. In: KOCH, N.; FRATERNALI, P.; WIRSING, M. (Ed.). **Web Engineering**. [S.l.]: Springer Berlin Heidelberg, 2004. p. 215 – 219. (Lecture Notes in Computer Science, v. 3140).

KURI, N. P.; GIORGETTI, M. F. Índice de Estilos de Aprendizagem (Index of Learning Styles). **São Paulo: Escola de Engenharia de São Carlos**, [S.l.], 1996.

LEE, C.-H.; LEE, G.-G.; LEU, Y. Application of automatically constructed concept map of learning to conceptual diagnosis of e-learning. **Expert Systems with Applications**, [S.l.], v. 36, n. 2, Part 1, p. 1675 – 1684, 2009.

LEVY, Y. Comparing dropouts and persistence in e-learning courses. **Computers & Education**, [S.l.], v. 48, n. 2, p. 185 – 204, 2007.

LIAO, S.-H.; CHU, P.-H.; HSIAO, P.-Y. Data mining techniques and applications – A decade review from 2000 to 2011. **Expert Systems with Applications**, [S.l.], v. 39, n. 12, p. 11303 – 11311, 2012.

LOPES, W. M. G. **ILS - Inventário de Estilos de Aprendizagem de Felder-Saloman**. 2002. Tese (Doutorado em Ciência da Computação) — Universidade Federal de Santa Catarina, 2002.

MACHADO, C. S.; PALHANO, M. D. M. Estilos de Aprendizagem - Uma Abordagem Utilizando o ILS - Index of Learning Styles. **Encontro Nacional de Engenharia de Produção**, [S.l.], p. 1–8, 2001.

MANGHIRMALANI, P.; PANTHAKY, Z.; JAIN, K. Learning disability diagnosis and classification - A soft computing approach. **IEEE World Congress on Information and Communication Technologies (WICT 2011)**, [S.l.], p. 479 – 484, 2011.

MOORE, M. **Theory of transactional distance**. Oxon: Routledge, 1993.

PACHLER, N.; DALY, C. Narrative and learning with Web 2.0 technologies: towards a research agenda. **Journal of Computer Assisted Learning**, [S.l.], v. 25, n. 1, p. 6 – 18, Jan. 2009.

PETERSON, E. R.; RAYNER, S. G.; ARMSTRONG, S. J. Researching the psychology of cognitive style and learning style: is there really a future? **Learning and Individual Differences**, [S.l.], v. 19, n. 4, p. 518 – 523, Dec. 2009.

ROMERO, C.; VENTURA, S. Educational Data Mining: a review of the state of the art. **Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, IEEE Transactions on**, [S.l.], v. 40, n. 6, p. 601 – 618, 2010.

ROSARIO, J. d. A. d. **Estilos de Aprendizagem de Alunos de Engenharia Química e Engenharia de Alimentos da UFSC: o caso da disciplina de análise e simulação**. 2006. Tese (Doutorado em Ciência da Computação) — , 2006.

SANTOS, A. A. A. dos; MOGNON, J. F. Estilos de aprendizagem em estudantes universitários. **Boletim de Psicologia**, [S.l.], p. 229–241, 2010.

SCHMEIL, A.; EPPLER, M. J. Knowledge Sharing and Collaborative Learning in Second Life: a classification of virtual 3d group interaction scripts. **Journal of Universal Computer Science**, [S.l.], v. 14, n. 3, p. 665 – 677, 2008.

SCOTT, J. **Distance Education Report, California Community Colleges Chancellors Office**. Accessed in 26/04/2013, <http://californiacommunitycolleges.cccco.edu>.

SEEHUSEN, S.; LECON, C.; KABEN, C. Specification of learning trails in virtual courses. **30th Annual Frontiers in Education Conference (FIE 2000)**, [S.l.], v. 2, p. 11 – 15, 2000.

SIEMENS, G.; LONG, P. Penetrating the fog: analytics in learning and education. **Educause Review**, [S.l.], v. 46, n. 5, p. 30–32, 2011.

SILVA, J.; ROSA, J.; BARBOSA, J.; BARBOSA, D.; PALAZZO, L. Content distribution in trail-aware environments. **Journal of the Brazilian Computer Society**, [S.l.], v. 16, n. 3, p. 163 – 176, 2010.

TAY, J. USER BEHAVIOUR IN A VIRTUAL LEARNING MANAGEMENT SYSTEM, AND THE LESSONS TO BE LEARNT. In: INTED2011 PROCEEDINGS, 2011. **Anais... IATED**, 2011. p. 3796–3802. (5th International Technology, Education and Development Conference).

WASLAWICK, R. S. **Metodologia de Pesquisa para Ciência da Computação**. [S.l.]: Elsevier, 2008.

ELSEVIER (Ed.). **Data Mining: practical machine learning tools and techniques**. 3. ed. [S.l.: s.n.], 2011. 629 p.

WU, Y. Adaptive Learning Diagnosis Mechanisms for E-Learning. **Lecture Notes in Computer Science**, [S.l.], v. 7196, n. Ldd, p. 102 – 110, 2012.

YOON, T.-B.; CHOI, M. A.; WANG, E.; LEE, J. H.; KIM, Y. S. Improvement of Learning Styles Diagnosis Based on Outliers Reduction of User Interface Behaviors. **Ninth IEEE International Symposium on Multimedia Workshops (ISMW 2007)**, [S.l.], p. 497 – 503, 2007.

YU, E. S.-k. **MODELLING STRATEGIC RELATIONSHIPS FOR PROCESS REENGINEERING**. 1995. 131 p. Tese (Doutorado em Ciência da Computação) — University of Toronto, 1995.

ANEXO 1 QUESTIONÁRIO DE ESTILO DE APRENDIZAGEM

Autores: Barbara A. Soloman, Richard M. Felder - North Carolina State University, USA

Tradução: Marcius F. Giorgetti, Nidia Pavan Kuri - Universidade de São Paulo, Brasil

1. Eu compreendo melhor alguma coisa depois de:
 - (a) experimentar
 - (b) refletir sobre ela
2. Eu me considero:
 - (a) realista
 - (b) inovador(a)
3. Quando eu penso sobre o que fiz ontem, é mais provável que aflorem:
 - (a) figuras
 - (b) palavras
4. Eu tendo a:
 - (a) compreender os detalhes de um assunto, mas a estrutura geral pode ficar imprecisa
 - (b) compreender a estrutura geral de um assunto, mas os detalhes podem ficar imprecisos
5. Quando estou aprendendo algum assunto novo, me ajuda:
 - (a) falar sobre ele
 - (b) refletir sobre ele
6. Se eu fosse um professor, eu preferiria ensinar uma disciplina:
 - (a) que trate com fatos e situações reais
 - (b) que trate com idéias e teorias
7. Eu prefiro obter novas informações através de:
 - (a) figuras, diagramas, gráficos ou mapas
 - (b) instruções escritas ou informações verbais
8. Quando eu compreendo:
 - (a) todas as partes, consigo entender o todo
 - (b) o todo, consigo ver como as partes se encaixam
9. Em um grupo de estudo, trabalhando um material difícil, eu provavelmente:
 - (a) tomo a iniciativa e contribuo com idéias
 - (b) assumo uma posição discreta e escuto
10. Acho mais fácil:
 - (a) aprender fatos
 - (b) aprender conceitos

11. Em um livro com uma porção de figuras e desenhos, eu provavelmente:
 - (a) observo as figuras e desenhos cuidadosamente
 - (b) atento para o texto escrito
12. Quando resolvo problemas de matemática, eu:
 - (a) usualmente trabalho de maneira a resolver uma etapa de cada vez
 - (b) freqüentemente antevjo as soluções, mas tenho que me esforçar muito para conceber as etapas para chegar a elas
13. Nas disciplinas que cursei eu:
 - (a) em geral fiz amizade com muitos dos colegas
 - (b) raramente fiz amizade com muitos dos colegas
14. Em literatura de não-ficção, eu prefiro:
 - (a) algo que me ensine fatos novos ou me indique como fazer alguma coisa
 - (b) algo que me apresente novas idéias para pensar
15. Eu gosto de professores:
 - (a) que colocam vários diagramas no quadro
 - (b) que gastam bastante tempo explicando
16. Quando estou analisando uma estória ou novela eu:
 - (a) penso nos incidentes e tento colocá-los juntos para identificar os temas
 - (b) tenho consciência dos temas quando termino a leitura e então tenho que voltar atrás para encontrar os incidentes que os confirmem.
17. Quando inicio a resolução de um problema para casa, normalmente eu:
 - (a) começo a trabalhar imediatamente na solução
 - (b) primeiro tento compreender completamente o problemas
18. Prefiro a idéia do:
 - (a) certo
 - (b) teórico
19. Relembro melhor:
 - (a) o que vejo
 - (b) o que ouço
20. É mais importante para mim que o professor:
 - (a) apresente a matéria em etapas seqüenciais claras
 - (b) apresente um quadro geral e relacione a matéria com outros assuntos
21. Eu prefiro estudar:
 - (a) em grupo
 - (b) sozinho

22. Eu costumo ser considerado (a):
 - (a) cuidadoso(a) com os detalhes do meu trabalho
 - (b) criativo(a) na maneira de realizar meu trabalho
23. Quando busco orientação para chegar a um lugar desconhecido, eu prefiro:
 - (a) um mapa
 - (b) instruções por escrito
24. Eu aprendo:
 - (a) num ritmo bastante regular. Se estudar pesado, eu “chego lá”
 - (b) em saltos. Fico totalmente confuso(a) por algum tempo, e então, repentinamente eu tenho um “estalo”
25. Eu prefiro primeiro:
 - (a) experimentar as coisas
 - (b) pensar sobre como é que eu vou fazer
26. Quando estou lendo como lazer, eu prefiro escritores que:
 - (a) explicitem claramente o que querem dizer
 - (b) dizem as coisas de maneira criativa, interessante
27. Quando vejo um diagrama ou esquema em uma aula, relembro mais facilmente:
 - (a) a figura
 - (b) o que o professor disse a respeito dela
28. Quando considero um conjunto de informações, provavelmente eu:
 - (a) presto mais atenção nos detalhes e não percebo o quadro geral
 - (b) procuro compreender o quadro geral antes de atentar para os detalhes
29. Relembro mais facilmente:
 - (a) algo que fiz
 - (b) algo sobre o que pensei bastante
30. Quando tenho uma tarefa para executar, eu prefiro:
 - (a) dominar uma maneira para a execução da tarefa
 - (b) encontrar novas maneiras para a execução da tarefa
31. Quando alguém está me mostrando dados, eu prefiro:
 - (a) diagramas ou gráficos
 - (b) texto sumarizando os resultados
32. Quando escrevo um texto, eu prefiro trabalhar (pensar a respeito ou escrever):
 - (a) a parte inicial do texto e avançar ordenadamente
 - (b) diferentes partes do texto e ordená-los depois

33. Quando tenho que trabalhar em um projeto em grupo, eu prefiro que se faça primeiro:
- (a) um debate (brainstorming) em grupo, onde todos contribuem com idéias
 - (b) um brainstorming individual, seguido de reunião do grupo para comparar as idéias
34. Considero um elogio chamar alguém de:
- (a) sensível
 - (b) imaginativo
35. Das pessoas que conheço em uma festa, provavelmente eu me recordo melhor:
- (a) da sua aparência
 - (b) do que eles disseram sobre si mesmos
36. Quando estou aprendendo um assunto novo, eu prefiro:
- (a) concentrar-me no assunto, aprendendo o máximo possível
 - (b) tentar estabelecer conexões entre o assunto e outros com ele relacionados
37. Mais provavelmente sou considerado(a):
- (a) expansivo(a)
 - (b) reservado(a)
38. Prefiro disciplinas que enfatizam:
- (a) material concreto (fatos, dados)
 - (b) material abstrato (conceitos, teorias)
39. Para entretenimento, eu prefiro:
- (a) assistir televisão
 - (b) ler um livro
40. Alguns professores iniciam suas preleções com um resumo do que irão cobrir. Tais resumos são:
- (a) de alguma utilidade para mim
 - (b) muito úteis para mim
41. A idéia de fazer o trabalho de casa em grupo, com a mesma nota para todos do grupo:
- (a) me agrada
 - (b) não me agrada
42. Quando estou fazendo cálculos longos:
- (a) tendo a repetir todos os passos e conferir meu trabalho cuidadosamente
 - (b) acho cansativo conferir o meu trabalho e tenho que me esforçar para fazê-lo
43. Tendo a descrever os lugares onde estive:
- (a) com facilidade e com bom detalhamento
 - (b) com dificuldade e sem detalhamento

44. Quando estou resolvendo problemas em grupo, mais provavelmente eu:
- (a) penso nas etapas do processo de solução
 - (b) penso nas possíveis conseqüências, ou sobre as aplicações da solução, para uma ampla faixa de áreas