

Arcabouço Conceitual de Adaptação de Recursos Educacionais

Vitor Bremgartner (autor)^{1,2}, José Francisco M. Netto (orientador)¹, Crediné Menezes (co-orientador)³

¹Instituto de Computação (IComp) – Programa de Pós-Graduação em Informática da Universidade Federal do Amazonas (UFAM). Av. Gen. Rodrigo Otávio, Coroado. Manaus – AM – Brasil

²Instituto Federal do Amazonas (IFAM) – Campus Manaus Distrito Industrial Av. Danilo Areosa, Distrito Industrial. Manaus – AM – Brasil

³Faculdade de Educação – Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS) Av. Paulo Gama, Farroupilha. Porto Alegre – RS – Brasil

{vitorbref, jnetto}@icompu.fam.edu.br, credine@gmail.com

Resumo. *Frequentemente, os recursos existentes em Ambientes Virtuais de Aprendizagem (AVAs) são apresentados da mesma forma para todos os alunos. Isto pode não ser útil para a aprendizagem efetiva de cada aluno. Assim, a abordagem adotada para resolver este problema é baseada em um framework chamado ArCARE (Arcabouço Conceitual para Adaptação de Recursos Educacionais em AVAs), sendo uma estratégia que permite o desenvolvimento de sistemas que promovam a adaptação de recursos em AVAs a partir do perfil de cada aluno. Tal framework tem como objetivo a construção do conhecimento dos alunos, utilizando tecnologia de agentes que lidam com uma ontologia de Modelo Aberto de Aluno. Foram construídos dois sistemas a partir desse framework que permitem a adaptação e recomendação de recursos para alunos em AVAs. Testes foram aplicados em turmas, onde os recursos adaptados e recomendados aos alunos foram atividades colaborativas chamadas Arquiteturas Pedagógicas. Obtivemos resultados positivos, apresentados no decorrer do artigo.*

1. Introdução

A Educação a Distância (EaD) é uma modalidade amplamente utilizada nos processos de ensino-aprendizagem. Para apoiar os cursos de EaD ou semipresenciais, existem ambientes educacionais como *Learning Management Systems* (LMSs) ou Ambientes Virtuais de Aprendizagem (AVAs). Além disso, uma tendência atual é o aumento do uso de AVAs que englobam características consideradas "inteligentes", especialmente no que diz respeito à possibilidade de ensino flexível. Esses ambientes podem ser considerados o que chamamos de *Smart Learning Environments* (SLEs) [Kinshuk, 2016]. Nesses ambientes, de acordo com as características do aluno, por exemplo, seu desempenho no decorrer do curso, o ambiente é capaz de se adaptar e exibir conteúdos e atividades na tentativa de alcançar uma aprendizagem mais efetiva [Spector, 2016]. Um dos objetivos originais dos SLEs é guiar cada aluno para o conteúdo educacional mais apropriado [Hosseini et al., 2015].

Neste artigo, consideramos o termo “adaptação de recursos educacionais” não apenas a ação de mudar recursos (por exemplo, atividades, objetos de aprendizagem, mudanças na interface), mas como os recursos serão organizados em um AVA para permitir mudanças na organização pedagógica da aprendizagem de acordo com as características dos alunos usando

tecnologias [Bremgartner, Netto e Menezes, 2017]. Ferramentas no campo da IA, como ontologias e agentes de software, podem atuar integradas nesses SLEs, tornando-se responsáveis por essa camada de inteligência nos ambientes e fazendo uso de um modelo de aluno [Fröschl, 2005]. Este modelo é um registro das ações dos alunos, bem como informações úteis sobre o aluno no AVA.

Porém, apesar da crescente utilização de AVAs com características de SLEs, muitas vezes estes apresentam recursos de aprendizagem da mesma maneira para todos os estudantes (problema chamado de *one-size-fits-all*), resultando que o aprendizado pode não se tornar efetivo para todos devido às diversas características cognitivas que cada aluno possui. Isso gera, portanto, dificuldades de construção de conhecimento para alguns estudantes ou até mesmo falta de interesse do aluno pelo uso do AVA. Muitas vezes, nas gerações modernas de AVAs candidatos a SLEs, já se usam adaptação de recursos, onde são apresentadas novidades tecnológicas, mas não são sustentadas por teorias pedagógicas. Os professores e tutores poderiam até adaptar atividades e trabalhos manualmente para cada aluno de acordo com o perfil deste, mas torna-se custoso para o professor e os tutores tal trabalho à medida que estes precisam acompanhar cada estudante no decorrer do curso. Uma abordagem centrada no estudante é necessária para que haja uma maior motivação dos alunos pelas disciplinas.

Assim, a abordagem adotada apresentada neste artigo para a solução desse problema consiste em um framework denominado ArCARE (Arcabouço Conceitual de Adaptação de Recursos Educacionais em AVAs), que constitui-se em um conjunto de diretrizes permitindo a adaptação de recursos para os alunos durante o curso, baseado no construtivismo de Piaget [Piaget e Inhelder, 1969]. Este framework utiliza agentes de software que lidam com uma ontologia de modelo de aluno composta de várias características dos alunos, como interesses, competências, habilidades, histórico de desempenho do aluno em atividades, frequência e estilos de aprendizagem. O modelo de aluno é apresentado ao aluno, sendo um Modelo Aberto de Aluno (MAA). Usar MAA refere-se a tornar o modelo de aluno explícito ao estudante, de modo a fornecer um recurso adicional através da autoconsciência e da possível autorregulação do processo de aprendizagem em que aumenta a autonomia do aluno [Bull e Kay, 2016]. E a adaptação fornecida é a recomendação de recursos ajustados que permitem práticas colaborativas de ensino, como Arquiteturas Pedagógicas (APs) [Tavares, Menezes e Nevado, 2012]. Além disso, os mecanismos de adaptação de recursos fornecidos pelo ArCARE podem ser usados tanto em cursos tradicionais (currículos formais, definidos) quanto em currículos flexíveis (onde os alunos podem escolher quais atividades eles farão em conjunto com seus colegas). Um curso de currículo flexível faz uso de Unidades de Ensino (UEs). Uma UE pode ser vista como um tópico ou atividade dentro de um curso.

Nesse contexto, foi desenvolvida a pesquisa em Tese de Doutorado cujo objetivo geral foi desenvolver um arcabouço conceitual baseado em tecnologias de IA com o qual possam ser construídos ambientes de aprendizagem que se adaptem às necessidades e preferências dos usuários. Por sua vez, o objetivo geral decompõe-se nos seguintes objetivos específicos: a) oferecer uma possibilidade de interação entre alunos no ambiente, construindo conhecimentos a partir dos recursos apresentados a eles; b) propiciar a reflexão e a aprendizagem independente por parte do aluno com o uso de Modelo Aberto de Aluno (MAA); c) promover a construção de sistemas (ou ambientes) educacionais a partir das definições do arcabouço que propiciem adaptação de recursos educacionais em AVAs.

Além dessa Introdução, este trabalho está estruturado da seguinte maneira: a Seção 2 apresenta a revisão sistemática de literatura e análise de trabalhos correlatos; na Seção 3, são apresentados os métodos utilizados nessa pesquisa, junto com a definição do arcabouço conceitual, o ArCARE; são apresentados os testes em turmas a partir de sistemas desenvolvidos

com as diretrizes do ArCARE. Na Seção 4, são apresentados os resultados e discussões. Por fim, na Seção 5, estão a conclusão e as considerações finais.

2. Trabalhos Relacionados

Diversos trabalhos relacionados a esta pesquisa, que contemplam técnicas de adaptação de recursos em AVAs, foram encontrados na revisão sistemática de literatura. Os ambientes e as propostas encontradas têm finalidades e arquiteturas distintas, sendo, em sua maioria, voltados para uso na Web, tendo em vista o caráter de personalização e adaptação de recursos apresentados aos usuários que os utilizam sob uma ótica construtivista. Aqui serão expostos os mais relevantes trabalhos relacionados ao tema de técnicas de adaptação de recursos em AVAs e SLEs em nossa pesquisa.

O trabalho de Fasihuddin, Skinner e Athauda (2014) apresenta uma proposta de um modelo adaptativo baseado em agentes para personalizar o aprendizado em ambientes educacionais abertos, especificamente os *Massive Open Online Courses* (MOOCs) baseado em estilos de aprendizagem. No trabalho de Hosseini, Hsiao, Guerra e Brusilovsky (2015), os autores exploraram a ideia de combinar orientação social de alunos baseado em seus conhecimentos a fim de permitir uma navegação de conteúdo adaptada. O trabalho utiliza algoritmos gulosos (*greedy*) com o objetivo de maximizar o nível de conhecimento de cada aluno no contexto de uma interface de Modelo Aberto Social de Aluno (*OSSM – Open Social Student Model*). Em [Sarmiento *et al.*, 2016] é apresentado um projeto de um Tutor Acadêmico semiautomático para apoiar estudantes ao selecionar caminhos de aprendizagem (*learning paths*), que consistem em um conjunto de cursos que formam um currículo individual para alcançar um perfil particular profissional, usando ontologias.

Embora não haja uma homogeneidade entre os trabalhos analisados, podemos perceber que em casos significativos nesses estudos, evidenciou-se a preocupação em dotar os ambientes de facilidades que estimulassem a aprendizagem dos estudantes de forma diferente da estrutura tradicional de AVAs *one-size-fits-all*. No entanto, observou-se com estes trabalhos descritos acima que, embora eles tratem sobre adaptação de AVAs usando a teoria construtivista da aprendizagem, muitos destes estudos utilizam características específicas dos alunos de forma separada. Em outras palavras, alguns estudos lidam apenas com estilos de aprendizagem, outros com competências dos alunos; Assim, o modelo de aluno não é capaz de informar ao AVA do perfil global do aluno e sua situação atual com maior precisão no ambiente de aprendizagem. Consequentemente, o AVA fica mais vulnerável a tomar decisões erradas na tentativa de auxiliar o aluno em suas necessidades reais.

Entretanto, é bom salientar que os sistemas visitados contêm aspectos que combinados formam a base da solução do arcabouço conceitual pretendido nesta pesquisa. O ArCARE difere ao considerar várias características dos estudantes ao mesmo tempo (habilidades, interesses, estilos de aprendizagem), variando de acordo com o histórico de interações dos alunos com o AVA e também ao apresentar o modelo de aluno para o mesmo, sendo um MAA, a fim de obter um diagnóstico mais preciso da situação dos alunos no ambiente educacional e estimulando-os a aprender cada vez mais, além de proporcionar adaptação de conteúdo e recursos em AVAs, em função de seu modelo de aluno utilizando uma abordagem construtivista. A proposta do ArCARE contribui com o estado da arte da Informática na Educação ao permitir mudanças na organização pedagógica da aprendizagem por meio de adaptação e recomendação de recursos em função do perfil do aluno, conforme mostrado a seguir.

3. Métodos

Após a revisão de literatura, os métodos utilizados nessa pesquisa consistiram na definição do arcabouço conceitual, o ArCARE, e o desenvolvimento de 2 sistemas que são as suas provas de

conceito. Depois, houve a realização de testes em turmas a partir dos sistemas desenvolvidos e análises dos resultados, mostrados na Seção 4.

3.1 A Definição do ArCARE

No nosso framework conceitual adotamos as diretrizes propostas por Spector (2016), uma vez que o ArCARE deve permitir a construção de SLEs – ou mesmo tornar um AVA semelhante a um SLE. Portanto, apresentamos na Tabela 1 os elementos que constituem um modelo de referência que caracterizam o ArCARE e suas dimensões nas quais eles atuam.

Tabela 1. Modelo de referência do ArCARE.

<p>Conhecimento: Uso de Modelo Aberto de Aluno (MAA), composto pelos seguintes atributos: estilos de aprendizagem, interesses, competências e habilidades e desempenho do estudante em atividades; manipulação de dados do MAA, informações a respeito do aluno e outros usuários do ambiente, acesso e atualização de informações de forma automática.</p>
<p>Apoio a tarefas: Informações dos Cursos, das Unidades de Ensino e dos Recursos, estímulo a aprendizagem colaborativa, ajuda aos estudantes, como: aviso sobre o deadline de uma atividade; adaptação e recomendação de recursos para o aprendiz realizar uma certa atividade ou vencer uma certa dificuldade; recomendação de pessoas que possam sugerir alternativas de ações para o estudante resolver alguma dificuldade.</p>
<p>Sensitividade ao Aprendiz: Histórico de ações dos usuários, acompanhamento do usuário em sua trajetória pelo curso, verificar interações entre usuários no ambiente, descobrir suas necessidades, informações sobre usuários da comunidade de aprendizagem e seus interesses.</p>
<p>Sensitividade ao Contexto: Avaliação do estado atual do usuário no ambiente em função do seu estado em diferentes cenários, informações sobre as atividades disponíveis em certo momento.</p>
<p>Reflexão e Feedback: Apresentar os recursos recomendados, adaptados e o MAA ao usuário.</p>

Após definir o modelo de referência, desenvolvemos uma arquitetura de referência para o ArCARE que serve como a base para diversos sistemas que promovem a adaptação de recursos educacionais em SLEs ou AVAs. A arquitetura de referência do ArCARE é mostrada na Figura 1, que constitui no processo de personalização do AVA por meio da adaptação e recomendação de recursos educacionais, em função das características do aluno, fazendo uso de agentes de software e uma ontologia que descreve o MAA. É composto de três componentes fundamentais: tecnologias inteligentes, conhecimento e espaço de ações do usuário.

O módulo de tecnologias inteligentes contém toda a camada de inteligência fornecida pelo ArCARE. É composto por dois grupos de agentes: os que controlam e manipulam o modelo do aluno e os agentes que são responsáveis pela adaptação de recursos do ambiente educacional, a partir dos dados do aluno. O módulo de tecnologias inteligentes também conta com a Ontologia de MAA. O módulo de conhecimento contém todos os dados a respeito do ambiente educacional, por exemplo, histórico de interações dos usuários, informações dos MAAs, recursos, cursos e suas Unidades de Ensino (UEs). É sobre essa área de conhecimento que o módulo de tecnologias inteligentes atua. Por sua vez, o espaço de ações dos usuários refere-se às interações dos usuários com o ambiente educacional. Tais ações são registradas no módulo de conhecimento.

Nessa arquitetura apresentada na Figura 1, consideramos que os usuários (estudantes, professores) estão sempre em interação com o AVA (1). O estudante acessa os recursos educacionais, atualiza seus dados cadastrais, executa atividades propostas pelo professor, acessa o seu MAA, a fim de saber seu desempenho no decorrer do curso e fazer autorreflexões. O professor pode elaborar cursos, UEs, armazenadas em (6), atividades, lançar notas, inserir recursos no repositório de recursos (8) do AVA, além de executar outras ações conforme suas atribuições.

No nosso arcabouço conceitual definimos que o aluno precisa ter o seu perfil inicial, ou seja, os dados que compõem seu modelo inicial, a fim de que o ambiente possa começar a ser adaptado, ao invés deste ter que esperar por diversas manifestações do estudante. Para isso, as primeiras interações dos estudantes com o AVA são registradas (2), como questionários para identificação do perfil do usuário. Além disso, seu histórico de utilização do AVA no decorrer da disciplina é obtido (9). Para conseguir isso, técnicas de mineração de dados são utilizadas. De posse dessas informações, começa a ser formado o MAA (3), que é atualizado a cada interação do estudante com o AVA, por meio dos agentes que manipulam o modelo do aluno (4). Ao manipularem os dados dos alunos, estes agentes utilizam a ontologia que descreve o seu modelo, a ontologia de MAA (5), que contém regras para trocas de mensagens entre agentes, além de definições e regras que fazem parte do modelo do aluno. Além disso, no MAA, temos o *modelo do recurso*, que em linhas gerais, consiste nos dados mais relevantes a respeito dos recursos a serem utilizados no processo de adaptação/recomendação no AVA. Por sua vez, os agentes de adaptação de recursos (7) permitem a adaptação e seleção de recursos (8) que estão armazenados no BD do AVA e que consideram mais adequados para cada estudante na disciplina, utilizando os dados do MAA (3) e a ontologia do modelo do aluno (5). Por fim, esses recursos são apresentados aos alunos para estes utilizarem no AVA (1).

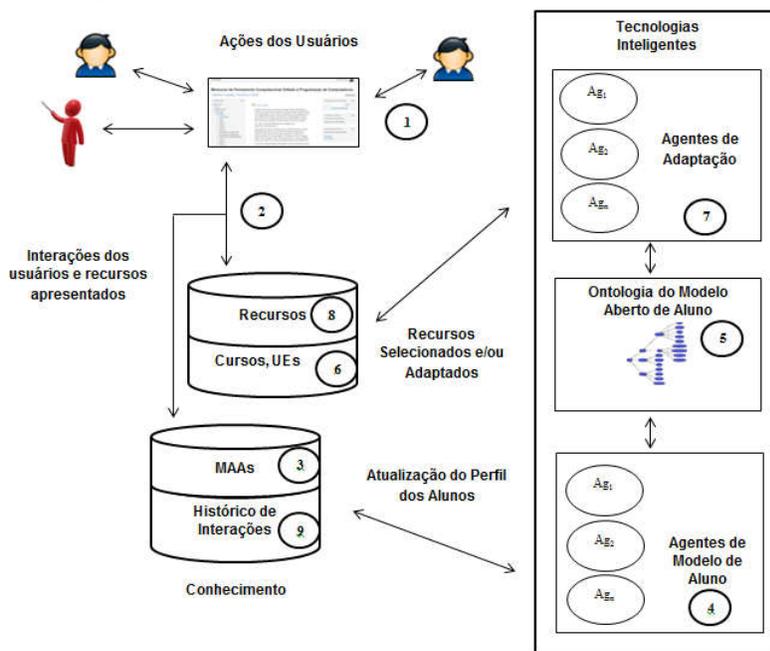


Figura 1. Arquitetura de referência do ArCARE.

3.2 Sistemas Criados e Aplicados em Turmas

A partir dessa estrutura fornecida pelo ArCARE, desenvolvemos dois sistemas: AMPARA (*Adaptive Multi-agent Pedagogical Architectures for Resources and Activities in VLEs*) e AMPARAX (*eXtended AMPARA*). Ambos os sistemas permitem a adaptação de recursos no AVA Moodle [Moodle, 2018], por meio dos agentes de modelo de aluno e de adaptação de recursos e da ontologia de MAA. No entanto, o AMPARAX difere do AMPARA por seus agentes de adaptação de recursos serem feitos no framework JADEX [JADEX, 2018], enquanto que no AMPARA, todos os agentes foram implementados no framework JADE [JADE, 2018]. Utilizar o JADEX permitiu acrescentar o modelo *Beliefs-Desires-Intentions* (BDI) nos agentes, cuja teoria é proposta por [Georgeff et. al., 1999]. Dessa forma, com o AMPARAX conseguimos maior flexibilidade nos cursos onde as diretrizes do ArCARE foram aplicadas. Os

nomes dos agentes, tanto no AMPARA quanto no AMPARAX, que são responsáveis por manipular os dados do MAA, são: *Initial Profile Agent*, *Learning Assessment Agent* e o *Update Profile Agent*. Os agentes de adaptação de recursos são: *Profile Situation Assessment Agent* e o *Resources Adapter Agent*. Maiores informações acerca da arquitetura do ArCARE, dos agentes e da ontologia de MAA podem ser vistas em [Bremgartner, Netto e Menezes, 2017]. No AMPARA, aplicamos adaptação de recursos em 2 disciplinas consideradas de currículos tradicionais (Algoritmos e Programação e Cálculo Numérico), cujos resultados podem ser vistos em [Bremgartner, Netto e Menezes, 2015]. Desta forma, esta seção apresenta o AMPARAX, que foi usado em um curso de currículo flexível de Pensamento Computacional (PC), com ênfase em linguagem de programação, oferecido de forma semipresencial. Currículos flexíveis significam que cada estudante tem a opção de escolher um conjunto de Unidades de Ensino (UEs) a fim de desenvolver habilidades no seu perfil profissional [Sarmiento et. Al., 2016]. Este curso de PC foi ministrado para 33 alunos do curso Superior de Tecnologia em Mecatrônica Industrial do Instituto Federal do Amazonas (IFAM). Foram aplicados um pré- e um pós-teste a fim de verificar os resultados dos alunos, tanto em suas notas quanto em seus níveis de habilidades. Detalhes de como foi a execução do curso de PC e da apresentação do MAA aos alunos podem ser vistas em [Bremgartner, Netto e Menezes, 2017].

Neste trabalho, a Arquitetura Pedagógica utilizada foi o debate de teses [Tavares, Menezes e Nevado, 2012]. Após a obtenção do perfil inicial de cada estudante a partir do pré-teste, atividades adaptadas foram recomendadas aos estudantes de acordo com seus perfis. Os tipos de adaptações dos recursos neste experimento, feitas pelo *Resources Adapter Agent*, ocorreram de duas maneiras: 1) seleção de pares de estudantes para corrigir as respostas (*peer review*) e 2) recomendações de APs de acordo com as necessidades do aluno (por exemplo, um aluno com baixos níveis de habilidades recebe um recurso com alto grau de utilidade e adequado a seu estilo de aprendizagem). Dessa forma, neste cenário utilizamos Arquiteturas Pedagógicas com correção em pares de estudantes. Alunos de diferentes perfis (de acordo com seus níveis de habilidades) foram escolhidos para formar seus pares de executor-avaliador dentro das atividades. Para a escolha dos pares de estudantes, utilizamos o algoritmo K-Means na ferramenta de software Weka [Weka, 2018]. Utilizamos 2 clusters ($K = 2$) da seguinte forma: Cluster 0 (níveis de habilidades inferiores): 20 estudantes (60,61%); Cluster 1 (níveis mais altos de habilidades): 13 alunos (39,39%). Cada aluno do Cluster 0 interagiu com pelo menos um aluno do Cluster 1 e vice-versa. A Figura 2 apresenta um exemplo de debate de teses recomendado a estudantes, em que um aluno (no formulário de avaliação) está avaliando a resposta do seu colega (em *minha tese 1*).

Arquiteturas Pedagógicas Recomendadas

Debate de Teses 4

Determine se cada uma das sentenças seguintes é verdadeira ou falsa. Se a sentença for falsa, explique o porquê.

a) A experiência tem mostrado que a parte mais difícil de resolver um problema de computador é produzir um programa em C.

minha tese 1
por [nome oculto]

• TESE de [nome oculto] 1.pdf

Sua avaliação
por [nome oculto]
Nota: 80 de 80

Formulário de avaliação

Você concorda com a resposta do colega? No Yes

Feedback global
Questão respondida perfeitamente!

Figura 2. Exemplo de interação em um debate de teses recomendado para estudantes.

O MAA deve ser facilmente entendido pelo estudante. Sendo assim, a Figura 3 apresenta um MAA apresentado a um estudante de forma gráfica, exibindo os seus níveis de estilos de aprendizagem (em azul) e de habilidades (em verde).



Figura 3. Apresentando o MAA para um estudante.

Por sua vez, a Figura 4 mostra as trocas de mensagens entre o *Profile Situation Assessment Agent* e o *Recommended Resources Agent* (uma instância do *Resources Adapter Agent*), usando a ferramenta *JADEX Communication Analyzer*, o qual permite a visualização da troca de mensagens. Há um terceiro agente, o *Dummy*, responsável por ajudar nos diálogos entre os agentes.

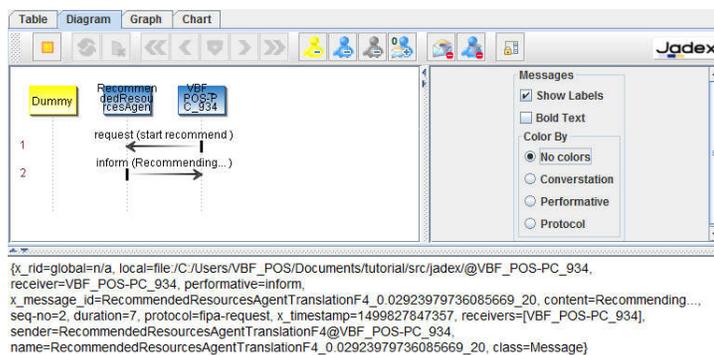


Figura 4. Troca de mensagens entre os agentes de adaptação e recomendação de recursos feitos no JADEX.

A fim de sabermos as opiniões dos estudantes sobre o minicurso adaptado, perguntamos aos estudantes sobre as atividades realizadas. As perguntas foram: Q1) Você avaliou algum colega? Q2) Você recebeu alguma recomendação de recurso educacional? Q3) Você concorda com seu MAA apresentado a você? Q4) Os recursos apresentados a você foram

úteis? A maioria dos estudantes na turma avaliou pelo menos um colega (83,87%), receberam pelo menos uma recomendação de um recurso educacional (87,09%), concordaram com o MAA apresentado (83,87%) e consideraram os recursos recomendados úteis (96,42%).

4. Resultados e Discussão

Após a execução do pós-teste (ou teste final), comparamos as notas dos alunos obtidas no pré-teste com as notas do pós-teste. Comparando as médias da turma no pré- e no pós-teste, em uma escala de 0 a 10, a turma obteve uma média de 4,93 com um desvio-padrão de 3,86, com 39,39% de estudantes aprovados, enquanto que no pós-teste a média da turma foi 8,35 com um desvio-padrão de 3,57, um aumento na média geral de 169,37%, com 84,84% de estudantes aprovados. Com isso, fizemos um teste t estatístico pareado para testar as seguintes hipóteses:

- H0: não há diferença entre as notas dos alunos nos testes aplicados e
- H1: há diferença entre as notas dos alunos nos testes aplicados.

Aplicando o teste t, os seguintes resultados foram produzidos:

$$t = -3,5983, p\text{-valor} = 0,001066.$$

Dessa forma, aplicando um intervalo de confiança de 95%, rejeita-se H0 e aceita-se H1, pois $p\text{-valor} < 0,05$. Ou seja, pode-se afirmar que existem diferenças significativas entre as médias obtidas pelos alunos no pré-teste e no pós-teste. Ao verificarmos a evolução dos níveis de habilidades dos alunos no decorrer do minicurso, as Tabelas 2 e 3 apresentam, respectivamente, os demais níveis de habilidades (escala de 0 a 10) dos alunos após o pré-teste e após o pós-teste. Observou-se pelos dados da Tabela 3 que houve um aumento desses níveis. As habilidades, nas duas tabelas, foram enumeradas de (1) a (8), sendo: (1) Simulação; (2) Domínio em programação; (3) Domínio em estruturas condicionais; (4) Domínio em estruturas de repetição; (5) Abstração; (6) Domínio em projeto de algoritmos; (7) Reconhecimento de padrões e análise de dados e (8) Decomposição de problemas.

Tabela 2. Níveis de habilidades dos estudantes após o pré-teste.

(Habilidades)	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
Média da Turma	0,97	0,85	0,97	0,97	1,64	0,85	0,97	1,64
Desvio-Padrão	1,24	1,23	1,24	1,24	1,48	1,23	1,23	1,48

Tabela 3. Níveis de habilidades dos estudantes após o pós-teste.

(Habilidades)	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
Média da Turma	4	3	3,22	3,07	5,1	3,85	2,97	5,28
Desvio-Padrão	3,7	3,64	3,63	3,6	4,28	3,69	3,64	4,15

Fizemos um teste t estatístico pareado nos dados das Tabelas 2 e 3, para cada uma das 8 habilidades, para testar as seguintes hipóteses:

- H0: não há diferença entre os níveis de habilidades dos alunos nos testes aplicados e
- H1: há diferença entre os níveis de habilidades dos alunos nos testes aplicados.

Aplicando o teste t, os resultados de t e p-valor estão apresentados na Tabela 4, para cada habilidade. Aplicamos um intervalo de confiança de 95%. Podemos perceber, que em todos os casos, rejeita-se H0 e aceita-se H1, pois $p\text{-valor} < 0,05$. Ou seja, pode-se afirmar que existem diferenças significativas entre os níveis de habilidades dos alunos no pré-teste e no pós-teste.

Tabela 4. Resultados dos testes de normalidade e teste t aplicados aos níveis de habilidades dos alunos.

Habilidade	Teste t	
	T	Valor de p
Simulação	4,6371	0,00005688
Domínio em Programação	3,295	0,002411
Domínio em estruturas condicionais	3,5139	0,001341
Domínio em estruturas de repetição	3,3047	0,00235
Abstração	4,7013	0,00004725
Domínio em projeto de algoritmos	4,5161	0,00008061
Reconhecimento de padrões e análise de dados	3,1489	0,003539
Decomposição de problemas	5,0681	0,0000163

Nos testes realizados nesse minicurso de Pensamento Computacional, é possível observar que há um processo de adaptação de recursos recomendados a alunos por meio de APs recomendadas no AVA Moodle. Além disso, ocorre a adaptação das APs pela escolha de pares de alunos a interagirem entre si. Com os resultados do pré- e pós-testes e das evoluções dos níveis de habilidades de alunos, percebemos que houve aprendizado por parte do aluno, utilizando o processo de adaptação de recursos educacionais fornecidos pelo AMPARAX. Notamos que as práticas pedagógicas aplicadas nestes testes apontam para uma concepção de conhecimento construtivista e buscam promover a transformação e a aprendizagem cooperativa/colaborativa mediante a troca de saberes entre os alunos, constituindo-se em uma comunidade de aprendizagem [Novak et al., 2014] adaptada pelos mecanismos fornecidos pelo ArCARE.

5. Conclusão e Considerações Finais

Este artigo apresentou o ArCARE, um arcabouço que permite adaptação de recursos em AVAs baseada na teoria construtivista da aprendizagem, propiciando o desenvolvimento de *Smart Learning Environments*. Dois sistemas foram desenvolvidos baseados no ArCARE, onde destacamos um deles chamado AMPARAX para selecionar recursos educacionais adaptados no AVA Moodle em um curso de Pensamento Computacional. Os testes em turmas mostraram que as adaptações fornecidas através de recomendações e ajustes de recursos apresentados aos alunos com base na aprendizagem colaborativa é uma solução para o problema de falta de personalização em ambientes de aprendizagem, aumentando o conhecimento e envolvimento do aluno de uma forma útil e eficaz. No estudo de caso apresentado neste trabalho, os recursos apresentados aos alunos foram baseados em Arquiteturas Pedagógicas.

Portanto, a principal contribuição do ArCARE é permitir mudanças na organização pedagógica da aprendizagem de acordo com as características dos estudantes, utilizando as tecnologias de sistema multiagente e ontologias baseadas no Modelo Aberto de Aluno e permitindo adaptações em cursos de currículos flexíveis, além de proporcionar a aprendizagem colaborativa entre alunos. Assim, através da apresentação dessa nova abordagem pedagógica no processo de ensino-aprendizagem, abrem-se caminhos para diferentes visões e avanços de pesquisas educacionais na área de adaptação de AVAs e desenvolvimento de *Smart Learning Systems* (ou *Environments*), cumprindo o objetivo geral da tese. Além disso, os objetivos específicos citados no final da Seção 1 deste artigo foram atingidos, como podemos ver pelos resultados e discussões apresentados na Seção 4. Com o arcabouço conceitual apresentado neste artigo e suas características descritas na Seção 3, além de seus estudos de caso e seus resultados de experimentos como provas de conceito na Seção 4, pudemos notar que a nossa estratégia pedagógica com o ArCARE foi bem recebida e que pode provocar impactos positivos para o aprendizado dos alunos.

Diferentes trabalhos futuros são vislumbrados para esta pesquisa. Como sugestão de trabalhos futuros para aprimorar o ArCARE, pode-se: a) A partir do arcabouço proposto, diversos *Smart Learning Systems* podem ser desenvolvidos, de acordo com os objetivos educacionais de cada disciplina ou curso; b) Criação de novas arquiteturas pedagógicas flexíveis e adaptativas; c) Utilizar as estruturas de adaptação de recursos do ArCARE para uso em dispositivos móveis; d) Uso do arcabouço para cursos inclusivos (por exemplo, para alunos portadores de deficiências), abrindo espaço para o trabalho interdisciplinar envolvendo professores e pesquisadores das áreas de Educação e Computação.

Referências

- Bremgartner, V.; Netto, J.M.; Menezes, C. S. (2015). “Explorando Arquiteturas Pedagógicas Recomendadas por meio de Agentes e Ontologia de Modelo do Aluno em Ambientes Virtuais de Aprendizagem”. Anais do XXVI Simpósio Brasileiro de Informática na Educação, Maceió, AL.
- Bremgartner, V., Netto, J. M.; Menezes, C. S. (2017) “Agent-Based Conceptual Framework for Collaborative Educational Resources Adaptation in Virtual Learning Environments”. In: Anais do XXVIII Congresso Brasileiro de Informática na Educação (SBIE). Recife, Brasil.
- Bull, S. and Kay, J. (2016) “SMILI©: a Framework for Interfaces to Learning Data in Open Learner Models, Learning Analytics and Related Fields”. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, v26 n1 p293-331.
- Fasihuddin, H.; Skinner, G. e Athauda, R. (2014). “Towards an Adaptive Model to Personalise Open Learning Environments using Learning Styles”. *Proceedings of 2014 International Conference on Information, Communication Technology and System (ICTS 2014)*, Surabaya, Indonesia.
- Fröschl, C. (2005). “User Modeling and User Profiling in Adaptive E-learning Systems”. Master’s Thesis, Institute for Information Systems and Computer Media, Graz University of Technology, Graz, Austria.
- Georgeff, M., Pell, B., Pollack, M., Tambe, M. e Wooldridge, M. (1999) “The Belief-Desire-Intention Model of Agency”. In: *Intelligent Agents V*, LNAI 1555, Springer, pp. 1–10.
- Hosseini, R., Hsiao, I-H., Guerra, J., Brusilovsky, P. (2015) “What Should I Do Next? Adaptive Sequencing in the Context of Open Social Student Modeling”. *Proceedings of 10th European Conference on Technology Enhanced Learning, EC-TEL 2015*, Toledo, Spain, , pp 155-168.
- JADE. (2018) Java Agent DEvelopment Framework, www.jade.tilab.com/
- JADEX. (2018) JADEX Active Components, www.activecomponents.org/bin/view/About/Features
- Kinshuk. *Designing Adaptive and Personalized Learning Environments (Interdisciplinary Approaches to Educational Technology)*. Routledge, 1st edition, UK, 2016.
- Moodle (2018) A Free, Open Source Course Management System for Online Learning, www.moodle.org/
- Novak, S.; Aragón, R.; Ziede, M. L. e Menezes, C. S (2014). “Aprendizagem em rede na educação a distância: Práticas e reflexões”. *Evangraf*, Porto Alegre, RS
- Piaget, J. and Inhelder, B. (1969) *The Psychology Of The Child*. Basic Books.
- Sarmiento, C., Duarte, O., Barrera, M., and Soto, R. (2016) “Semi-Automated Academic Tutor for the Selection of Learning Paths in a Curriculum: An Ontology-Based Approach”. *Proceedings of the 8th International Conference on Engineering Education (ICEED)*, Selangor, Malaysia.
- Spector, J. M. (2016). “Smart Learning Environments: Concepts and Issues”. *Proceedings of 27th SITE 2016 - Savannah, USA*.
- Tavares, L. O., Menezes, C. S., and Nevado, R. A. (2012) “Pedagogical architectures to support the process of teaching and learning of computer programming”. *Proceedings of 42th IEEE Frontiers in Education Conference*. Seattle, USA.
- Weka (2018) Data Mining Software, <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>