



**UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DO SEMI-ÁRIDO  
UNIVERSIDADE DO ESTADO DO RIO GRANDE DO NORTE  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DA  
COMPUTAÇÃO**



**RAPHAEL DE CARVALHO MUNIZ**

**EduTV: UM SISTEMA MULTIAGENTE PARA  
RECOMENDAÇÃO DE CONTEÚDOS EDUCACIONAIS  
PARA TV DIGITAL INTERATIVA**

**MOSSORÓ – RN**

**2013**

**RAPHAEL DE CARVALHO MUNIZ**

**EduTV: UM SISTEMA MULTIAGENTE PARA  
RECOMENDAÇÃO DE CONTEÚDOS EDUCACIONAIS  
PARA TV DIGITAL INTERATIVA**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação – associação ampla entre a Universidade do Estado do Rio Grande do Norte e a Universidade Federal Rural do Semi-Árido, para a obtenção do título de Mestre em Ciência da Computação.

Orientador: Prof. Dr. Francisco Milton Mendes Neto – UFERSA.

Coorientador: Prof. Dr. Aquiles Medeiros Filgueira Burlamaqui - UFRN

**MOSSORÓ – RN**

**2013**

**O conteúdo desta obra é de inteira responsabilidade de seus autores**

**Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)  
Biblioteca Central Orlando Teixeira (BCOT)  
Setor de Informação e Referência**

M966e Muniz, Raphael de Carvalho.

EduTV: um sistema multiagente para recomendação de conteúdos educacionais para TV digital interativa. / Raphael de Carvalho Muniz. -- Mossoró, 2014

70f.: il.

Orientador: Prof. Dr. Francisco Milton Mendes Neto.

Co-orientador: Prof. Dr. Aquiles Medeiros F. Burlamaqui.

Dissertação (Mestrado em Ciência da Computação – Universidade Federal Rural do Semi-Árido). Pró-Reitoria de Pós-Graduação.

1. TV Digital interativa. 2. Objetos de Aprendizagem. 3. Recomendação de Conteúdo. 4. T-SCORM. I. Título.

RN/UFERSA/BCOT

CDD: 621.381

Bibliotecária: Keina Cristina Santos Sousa e Silva  
CRB-15/120

**RAPHAEL DE CARVALHO MUNIZ**

**EduTV: UM SISTEMA MULTIAGENTE PARA  
RECOMENDAÇÃO DE CONTEÚDOS EDUCACIONAIS  
PARA TV DIGITAL INTERATIVA**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação para a obtenção do título de Mestre em Ciência da Computação.

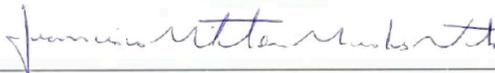
APROVADA EM: 25 / 02/ 2014.

BANCA EXAMINADORA



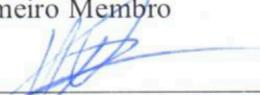
---

Prof. Dr. Aquiles Medeiros Filgueira Burlamaqui – UFRN  
Presidente



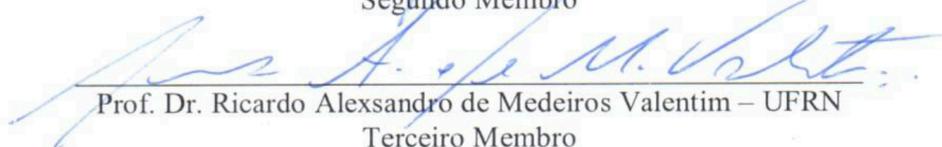
---

Prof. Dr. Francisco Milton Mendes Neto – UFRSA  
Primeiro Membro



---

Prof. Dr. Rommel Wladimir de Lima – UERN  
Segundo Membro



---

Prof. Dr. Ricardo Alexandro de Medeiros Valentim – UFRN  
Terceiro Membro

Dedico este trabalho especialmente aos meus pais Zidailson Vieira Muniz e Railma L. de Carvalho Muniz, ao meu irmão Ramon de Carvalho Muniz, e à minha namorada Mariuchy S. de Brito Paiva Franco

## **AGRADECIMENTOS**

Primeiramente gostaria de agradecer a Deus e aos meus pais Railma e Zidailson, por todo o amor e principalmente apoio sem o qual não teria conseguido realizar este sonho. Apoio este que não se resume somente a este, mas a todos os momentos de minha vida;

Ao meu Irmão Ramon e minha namorada Mariuchy pelo companheirismo e compreensão;

Aos colegas do LES, pela prontidão em sempre estar dispostos ajudar a sanar qualquer dúvida ou outro problema que pudesse encontrar;

Ao orientador Francisco Milton Mendes Neto que se mostrou um amigo, que posso contar, não somente para me orientar em assuntos acadêmicos, mas também em qualquer problema que possa encontrar, seja ele pessoal ou profissional. Por toda dedicação e compreensão empregada em me auxiliar. Espero ter atendido as expectativas durante o desenvolvimento do projeto;

Ao coorientador e amigo Aquiles Medeiros Filgueira Burlamaqui, que ofereceu todo o empenho e ajuda, os quais se mostraram essenciais para o desenvolvimento deste trabalho;

Aos Professores da banca Rommel Wladimir de Lima e Ricardo Alexsandro de Medeiros Valentim por terem aceitado o convite para contribuir com este trabalho;

E finalmente, À CAPES, pelo apoio financeiro que viabilizou a concretização deste trabalho;

*“Não sabendo que era impossível, ele foi lá e fez” (Desconhecido).*

## **RESUMO**

O apoio de recursos tecnológicos nos ambientes de ensino e aprendizagem tem contribuído para torná-los mais eficientes e agradáveis. Com este apoio tem se tornado bastante comum a utilização de recursos de mídias, antes exploradas somente para entretenimento, para fins educacionais, entre elas a TV. A TV Digital interativa (TVDi) oferece recursos que tornam possível o desenvolvimento de uma infinidade de aplicações educacionais. No entanto, uma vez que a TV é um dispositivo de distribuição em massa, um fator agravante no uso dessa mídia para a educação é a apresentação de conteúdos (objetos de aprendizagem) inadequados de acordo com o conhecimento prévio dos usuários e o tema de cursos em que estão matriculados. Este trabalho tenta preencher essa lacuna propondo um ambiente educacional para TVDi, apoiado por um padrão adequado para a classificação de objetos de aprendizagem T-SCORM, com o objetivo de recomendar conteúdos educacionais adequados para TVDi, de acordo com o nível de conhecimento dos usuários e adequação dos conteúdos ao curso em andamento.

Palavras-Chave: TV Digital interativa. Objetos de Aprendizagem. T-SCORM. Recomendação de Conteúdo.

## **ABSTRACT**

The support of technological resources in teaching and learning environments has contributed to make them more efficient and enjoyable. Through this support has become quite common to use media resources before explored only for entertainment for educational purposes, among them the TV. The interactive Digital TV (iDTV) provides resources that make possible the development of a plethora of educational applications. However, since TV is a mass distribution device, an aggravating factor in the use of this media for education is the presentation of contents (learning objects) inadequate according to both the users' previous knowledge and the subject of courses in which they are enrolled. This work tries to fill in this gap by proposing an educational environment for iDTV, supported by an adequate standard for classification of learning objects for T-learning, in order to deliver educational contents for iDTV, according to users' knowledge level and suitability of contents to ongoing course

**Keywords:** Interactive Digital TV. Learning Objects. T-SCORM. Content's Recommendation.

## LISTA DE TABELAS

|   |    |
|---|----|
| Tabela 1 - Tabela de associações dos OAs com os grupos. ....                                    | 50 |
| Tabela 2 - Resultados da recomendação por nível de dificuldade para Turma 1. ....               | 57 |
| Tabela 3 - Resultados da recomendação por nível de dificuldade para Turma 2. ....               | 57 |
| Tabela 4 - Resultados da recomendação por nível de dificuldade para Classe 3. ....              | 58 |
| Tabela 5 - Resultados da recomendação por nível de afinidade para Turma 1. ....                 | 59 |
| Tabela 6 - Resultados da recomendação por nível de afinidade para Turma 2. ....                 | 60 |
| Tabela 7 - Resultados da recomendação por nível de afinidade para Turma 3. ....                 | 60 |
| Tabela 8 - Resultados das recomendações por nível de afinidade e nível de dificuldade.<br>..... | 62 |

## LISTA DE FIGURAS

|   |    |
|---|----|
| Figura 1 - Modelo de um sistema de TV Digital. Fonte: (MONTEZ; BECKER, 2005).<br>.....  | 18 |
| Figura 2 - <i>t-learning</i> , entre entretenimento puro e educação formal. Fonte: (ARIAS, <i>et al.</i> , 2008). ....            | 20 |
| Figura 3 - Pseudocódigo básico de um algoritmo evolucionário. Fonte: Adaptado de (LINDEN, 2008).....                              | 25 |
| Figura 4 - Diagrama que posiciona as algoritmos evolucionários como técnica de busca. Fonte: (LINDEN, 2008).....                  | 25 |
| Figura 5 - Função hipotética com um máximo local e outro global. Fonte: (LINDEN, 2008) .....                                      | 26 |
| Figura 6 - Estrutura básica de um AG. Fonte: (ZINI, 2009).....  | 27 |
| Figura 7 - Visão de um agente padrão. Fonte: Adaptado de (RUSSEL e NORVIG, 2003) .....  | 31 |
| Figura 8 - Arquitetura da MAS-CommonKADS+. Fonte: Adaptado de (MORAIS II, 2010). ....   | 35 |
| Figura 9 - Modelo de referência FIPA para gerenciamento de agentes. Fonte: Adaptado de (BELIFEMINE, CAIRE e GREENWOOD, 2007)..... | 37 |
| Figura 10 - Formulário do Moodle .....  | 41 |
| Figura 11 - Reprodução de vídeo no <i>middleware</i> Ginga-NCL .....  | 42 |
| Figura 12 - Abordagem baseada em agentes para recomendação de OAs para TVDi. ...  | 43 |
| Figura 13 - T-SCORM ADAPTER .....   | 44 |
| Figura 14 - Modelo de papéis dos agentes implementados.....   | 45 |
| Figura 15 - Modelo de Agente do Agente de Conteúdo .....  | 46 |
| Figura 16 - Modelo de interação.....  | 47 |
| Figura 17 - Formulário do Moodle: Nível de Conhecimento.....  | 49 |
| Figura 18 - Representação do cromossomo. Fonte: (SILVA et al., 2013).....   | 52 |
| Figura 19 - Cruzamento utilizando dois pontos de corte. Fonte: (SILVA, 2012). ....  | 53 |
| Figura 20 - <i>Precision</i> e <i>recall</i> no contexto dos motores de busca. Fonte:(CARACIOLO, 2011). ....                      | 63 |
| Figura 21 - Resultados para <i>precision</i> , <i>recall</i> e <i>F1</i> do sistema de recomendação proposto.....                 | 65 |

## LISTA DE SIGLAS

ADL - *Advanced Distributed Learning*;

AML - *Agent Modeling Language*;

EaD - Educação a Distância;

HD - *High Definition*;

IEEE - *Institute of Electrical and Electronics Engineers*;

LD – *Low Definition*;

LES - Laboratório de Engenharia de Software;

LMS - *Learning Management System*;

LOM - *Learning Object Metadata*;

LTSC - *Learning Technology Standard Committee*;

OA - Objeto de Aprendizagem;

SBTVD - Sistema Brasileiro de Televisão Digital;

SCORM - *Shareable Content Object Reference Model*;

SD - *Standard Definition*;

TVD - TV Digital;

TVDi - TV Digital Interativa;

UFERSA – Universidade Federal Rural do Semi-Árido;

XML - *eXtensible Markup Language*.

## SUMÁRIO

|          |   |           |
|----------|---|-----------|
| <b>1</b> | <b>INTRODUÇÃO.....</b>  | <b>14</b> |
| 1.1      | CONTEXTUALIZAÇÃO.....   | 14        |
| 1.2      | PROBLEMÁTICA .....  | 15        |
| 1.3      | OBJETIVO GERAL .....  | 16        |
| 1.4      | ORGANIZAÇÃO DA DISSERTAÇÃO .....  | 16        |
| <b>2</b> | <b>TV DIGITAL INTERATIVA.....</b>   | <b>17</b> |
| 2.1      | EVOLUÇÃO DA TVDI .....  | 17        |
| 2.2      | T-LEARNING VS. E-LEARNING.....  | 19        |
| <b>3</b> | <b>OBJETOS DE APRENDIZAGEM .....</b>  | <b>21</b> |
| 3.1      | PADRÕES DE CLASSIFICAÇÃO DE OBJETOS DE APRENDIZAGEM..   | 21        |
| <b>4</b> | <b>SISTEMAS DE RECOMENDAÇÃO .....</b>   | <b>23</b> |
| <b>5</b> | <b>ALGORITMOS GENÉTICOS .....</b>   | <b>24</b> |
| 5.1      | DESCRIÇÃO DE ALGORITMOS EVOLUCIONÁRIOS .....  | 24        |
| 5.2      | DESCRIÇÃO DE ALGORITMOS GENÉTICOS.....  | 26        |
| 5.2.1    | Vantagens e Desvantagens dos Algoritmos Genéticos.....  | 28        |
| <b>6</b> | <b>AGENTES INTELIGENTES E SISTEMAS MULTIAGENTE.....</b>   | <b>30</b> |
| 6.1      | CONCEITOS DE AGENTES .....  | 30        |
| 6.2      | TIPOS DE AGENTES .....  | 31        |
| 6.3      | SISTEMAS MULTIAGENTE .....  | 32        |
| 6.3.1    | Metodologias de Modelagem de Sistemas Multiagente.....  | 33        |
| 6.3.2    | MAS-CommonKADS+.....  | 34        |
| 6.3.3    | Gerenciamento e Comunicação entre Agentes.....  | 36        |
| <b>7</b> | <b>EduTV: UM SISTEMA PARA RECOMENDAÇÃO DE CONTEÚDOS<br/>EDUCACIONAIS PARA TV DIGITAL INTERATIVA .....</b> | <b>39</b> |
| 7.1      | FERRAMENTAS UTILIZADAS .....  | 39        |

|           |  |           |
|-----------|--|-----------|
| 7.1.1     | LMS Moodle .....                                     | 39        |
| 7.1.2     | Framework JADE.....                                  | 39        |
| 7.1.3     | StarUML .....  | 40        |
| 7.2       | DESCRIÇÃO DO AMBIENTE PROPOSTO .....                 | 40        |
| 7.3       | T-SCORM ADAPTER .....                                | 43        |
| 7.4       | MODELAGEM .....                                      | 44        |
| <b>8</b>  | <b>MECANISMO DE RECOMENDAÇÃO .....</b>               | <b>49</b> |
| 8.1       | NÍVEL DE CONHECIMENTO .....                          | 49        |
| 8.2       | NÍVEL DE AFINIDADE.....                              | 50        |
| 8.3       | ALGORITMO GENÉTICO .....                             | 51        |
| <b>9</b>  | <b>VALIDAÇÃO E RESULTADOS .....</b>                  | <b>54</b> |
| 9.1       | ORGANIZAÇÃO DO EXPERIMENTO .....                     | 54        |
| 9.1.1     | Definição da População Inicial.....                  | 54        |
| 9.1.2     | Estruturação dos Conteúdos .....                     | 54        |
| 9.1.3     | Estruturação dos Perfis dos Estudantes.....          | 55        |
| 9.1.4     | Execução e Resultados do Experimento.....            | 56        |
| <b>10</b> | <b>CONSIDERAÇÕES FINAIS E TRABALHOS FUTUROS.....</b> | <b>66</b> |
|           | <b>REFERÊNCIAS.....</b>                              | <b>68</b> |

# 1 INTRODUÇÃO

## 1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO

Cada vez mais os recursos tecnológicos têm contribuído para tornar o processo de aprendizagem eficiente e agradável. Tornou-se comum a utilização de recursos de mídia que já foram exploradas apenas para entretenimento, entre eles a televisão, com objetivos educacionais. Assim, pesquisas sobre estratégias e ferramentas educacionais relacionadas à TV Digital Interativa (TVDi) têm crescido progressivamente no Brasil e em outros países (MONTEZ e BECKER, 2005).

Devido aos diferenciais que a TVDi possui, como já apresentar o sinal em várias cidades brasileiras, o apoio do Governo para sua adoção, sua interatividade com os espectadores e ser um veículo de difusão em massa, é possível desenvolver uma série de aplicativos que podem ser integrados à programação de qualquer canal digital. Porém, para que isso seja possível, os usuários precisam de uma tv analógica ligada a uma caixa decodificadora de informação, chamada de *set-top-box* ou possuir uma tv com *set-top-box* integrado (MENDES NETO, 2013).

Assim, devido as barreiras geográficas e financeiras enfrentadas por uma parcela considerável de estudantes brasileiros, a TVDi surge como uma alternativa na oferta de educação de qualidade. De acordo com Arias (2008), a TV está presente em quase todas as casas e é tão simples e familiar que todo mundo se sente confortável com isso.

A importância da elaboração de normas, com a finalidade de melhorar a especificação dos Objetos de Aprendizagem (OAs), é refletida através do trabalho realizado por organizações respeitáveis como IEEE e Global Learning Consortium, que propuseram o padrão *Learning Object Metadata* (LOM), que permite que os OAs sejam classificados, reutilizados e encontrados corretamente pelos motores de busca (LOM, 2002).

O padrão para a classificação de OAs conhecido como SCORM (*Shareable Content Object Reference Model*), desenvolvido pela *Advanced Distributed Learning* (ADL), também é amplamente utilizado, e descreve como o conteúdo pode ser

modelado e como os ambientes de gerenciamento de aprendizagem devem lidar com esse conteúdo para tornar viável sua reutilização (ADL, 2013).

## 1.2 PROBLEMÁTICA

Devido sua popularidade no Brasil, a televisão surge como uma boa solução na veiculação de informações de qualidade e conteúdo interativo. Mas isso só é possível devido ao processo de digitalização, o qual permite que, além de áudio e vídeo, aplicações interativas possam ser executadas. Esse processo está se tornando realidade devido aos avanços nas telecomunicações e à iniciativa do Governo Federal, com o desenvolvimento do Sistema Brasileiro de Televisão Digital (SBTVD), que são fatores fundamentais na consolidação da TVDi no país (SANTOS, 2007).

Tendo em vista sua crescente adoção e implantação, a TVDi surge como ferramenta de auxílio no processo de ensino-aprendizagem e uma possível aplicação para esta tecnologia é a veiculação de OAs para cursos de EaD. Entretanto, para que seja possível o fornecimento adequado deste tipo de conteúdo viu-se a necessidade da criação de um padrão capaz de adaptar os OAs para TVDi (SILVA et al., 2012; SILVA, 2012; SILVA et al., 2011). Uma vez seguindo este padrão para adaptação dos OAs para TVDi, é possível melhor classificar os OAs, permitindo uma busca com resultados mais fiéis aos esperados.

No entanto, existe o problema de como ajustar o conteúdo a ser ensinado, de modo a suportar melhor sua busca e navegação para torná-los disponíveis na plataforma TVDi a fim de apresentar uma aprendizagem efetiva e personalizada. Outro problema que se coloca neste contexto é como fazer com que os OAs tornem-se mais adequados por meio de sua especificação em SCORM, visando a apresentação adequada para TVDi.

Com a proposta de tornar os OAs mais adequados por meios da sua especificação em SCORM, visando uma melhor apresentação na TVDi, foi desenvolvida uma extensão para esse padrão, chamada T-SCORM, que visa proporcionar melhor apoio para pesquisa e visualização de conteúdo educacional para

TVDi, melhorando a especificação e a classificação de OAs (SILVA, 2012; SILVA et. al., 2012).

No entanto, apesar da criação do padrão para suportar OAs para TVDi, não havia um ambiente computacional capaz de suportar este padrão, a fim de contemplar às características específicas da TVDi, e recomendar conteúdos de acordo com o nível de conhecimento dos usuários e adequação dos conteúdos aos cursos nos quais estes usuários estão matriculados.

### 1.3 OBJETIVO GERAL

Este trabalho propõe o desenvolvimento de um ambiente educacional para TVDi, apoiado por um sistema multiagente capaz de recomendar conteúdos educacionais para TVDi de acordo com o contexto dos usuários. A abordagem proposta faz uso do padrão para a classificação de objetos de aprendizagem T-SCORM, que permite a construção e representação de conhecimento sobre OAs. A abordagem proposta neste trabalho utiliza um Algoritmo Genético (AG) para realizar a recomendação de OAs.

### 1.4 ORGANIZAÇÃO DA DISSERTAÇÃO

O trabalho está organizado da seguinte forma: A Seção 2 descreve a TV Digital Interativa. A Seção 3 apresenta definições sobre objetos de aprendizagem. A Seção 4 apresenta conceitos relacionados a sistemas de recomendação. A Seção 5 apresenta definições sobre algoritmos genéticos. A Seção 6 descreve conceitos importantes sobre agentes inteligentes e sistemas multiagente, bem como suas metodologias de modelagem. A Seção 7 descreve a abordagem proposta. A Seção 8 apresenta o mecanismo de recomendação utilizado. A Seção 9 apresenta a validação e os resultados da abordagem proposta. E, por fim, a Seção 10 apresenta as considerações finais e os trabalhos futuros.

## 2 TV DIGITAL INTERATIVA

Nesta seção serão apresentados aspectos relacionados à TV Digital Interativa (TVDi). A Subseção 2.1 relata sobre a evolução da TVDi. A Subseção 2.2 apresenta um comparativo entre as modalidades de aprendizagem *t-learning* e *e-learning*.

### 2.1 EVOLUÇÃO DA TVDI

Segundo Americo (2010), TV Digital Interativa consiste em qualquer tipo de prestação de serviço que facilite a comunicação de via dupla entre o usuário do sistema, anteriormente tratado apenas como espectador, e os provedores de conteúdo.

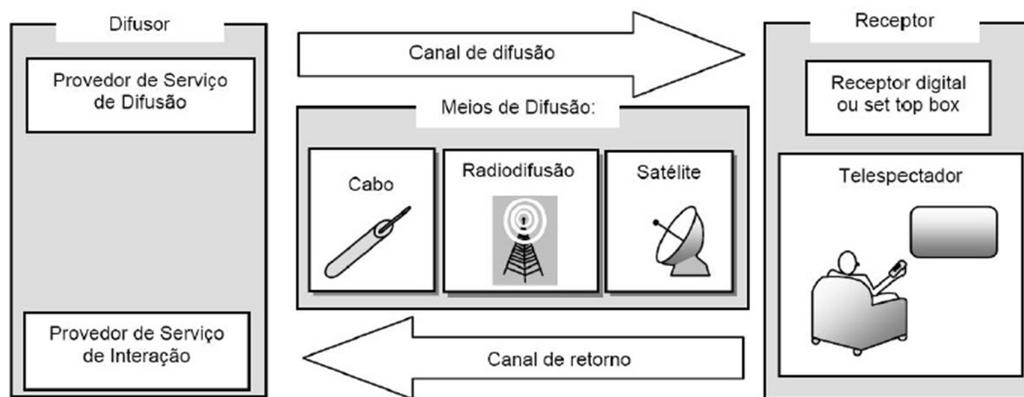
Esta tecnologia vem sofrendo um grande processo de evolução. A TVDi pode transmitir canais com alta definição (*high definition*), de definição padrão (*standard definition*) ou baixa definição (*low definition*), assim como os canais de áudio associados, além de transmitir fluxos de dados. Os fluxos de dados associados a aplicativos podem ser executados a partir de terminais de televisão (*set-top-box*) (MONTEZ e BECKER, 2005).

O impacto financeiro para os usuários causado pela implantação da TVDi não é tão relevante, pois não exige a modificação do equipamento de televisão atual. Para ser capaz de receber o sinal de TVDi, os usuários precisam, além de um televisor convencional, apenas de uma caixa decodificadora (*set-top-box*). De acordo com Carneiro et al. (2012), o *set-top-box* corresponde a um dispositivo conectado ao televisor responsável pela recepção de sinais digitais por uma fonte de dados, que pode ser pelo ar, cabo ou satélite. Ele pode converter sinais digitais em um formato capaz de ser interpretado e exibido pelos equipamentos de TV atuais.

O *set-top-box* recebe os sinais digitais, que são convertidos em formatos compatíveis com aparelhos de TV analógicos. Estes sinais são obtidos a partir de canais de áudio e vídeo e fluxos de dados transmitidos pelas aplicações de TVDi. Há uma camada de software sobre o *set-top-box* (*middleware*), responsável pela interface entre

aplicativos digitais interativos e o sistema operacional que controla o hardware do *set-top-box*, em que as aplicações são executadas (MONTEZ e BECKER, 2005).

Segundo Montez e Becker (2005), de forma geral, o modo de transmissão da TV Digital Interativa é composto por três componentes principais: (i) um difusor, que corresponde ao responsável por prover o conteúdo a ser transmitido e dar suporte às interações dos telespectadores; (ii) um receptor, responsável por receber o conteúdo e oferecer a possibilidade ao telespectador de reagir ou interagir com o difusor; e (iii) um meio de difusão, que habilita a comunicação entre o difusor e o receptor. Este modelo pode ser representado resumidamente pela Figura 1.



**Figura 1** - Modelo de um sistema de TV Digital. Fonte: (MONTEZ; BECKER, 2005).

Para fortalecer a inclusão digital no Brasil, uma das ações do governo brasileiro foi a criação do Decreto Presidencial Nº 4901 em 26 de novembro de 2003, que fundou o Sistema Brasileiro de TV Digital (SBTVD). Aspectos sociais relacionados com o uso de aplicativos por um grupo de usuários, considerando as especificações e estilos de interação que podem ser realizados, orientam o design de serviços para TVDi. Apesar do trabalho realizado, ainda não há contribuições suficientes relacionadas com a concepção de novos produtos para TVDi (GOMES, *et al.*, 2008).

As vantagens apresentadas pela TVDi e a expansão do SBTVD abrem possibilidades para o desenvolvimento de aplicações educacionais inovadoras para TVDi, ou seja, para modalidade de ensino-aprendizagem conhecida como t-learning<sup>1</sup>.

Segundo Lima (2011), a TVDi pode se tornar uma poderosa ferramenta de inclusão social, digital e de democratização da informação e do saber, pois o decreto que regulamentou a transmissão digital no Brasil prevê que parte dos canais que estarão disponíveis sejam destinados a EaD.

## 2.2 T-LEARNING VS. E-LEARNING

O surgimento de novas tecnologias para fins educacionais proporciona apoio ao processo de ensino-aprendizagem, tornando-o mais agradável, acessível e eficaz. Algumas tecnologias usadas antes para o entretenimento passaram a ser utilizadas para auxiliar a aprendizagem, como, por exemplo, o uso de animações e jogos interativos de apoio à aprendizagem (SANTOS, 2007).

Uma tecnologia utilizada anteriormente apenas para o entretenimento e, atualmente, utilizada para fins educacionais é a TV, que hoje atinge cerca de 96% dos 49,8 milhões de domicílios no Brasil (IBGE, 2010). A TV corresponde a uma tecnologia considerada confiável pelo telespectador no que se refere à transmissão de conteúdo e facilidade de operação. Estas características são consideradas pontos importantes para prover aprendizagem por meio da TVDi, ou seja, *t-learning* (REY-LOPEZ et al., 2006).

Não é de hoje que serviços educacionais são ofertados por meio da utilização da TV tradicional. Alguns exemplos que podem ser citados são: TV Escola<sup>2</sup>, Telecurso2000<sup>3</sup>, além de documentários e reportagens com conteúdo didático. No entanto, o diferencial apresentado por meio do advento da TVDi é a possibilidade de interatividade do usuário com o conteúdo apresentado.

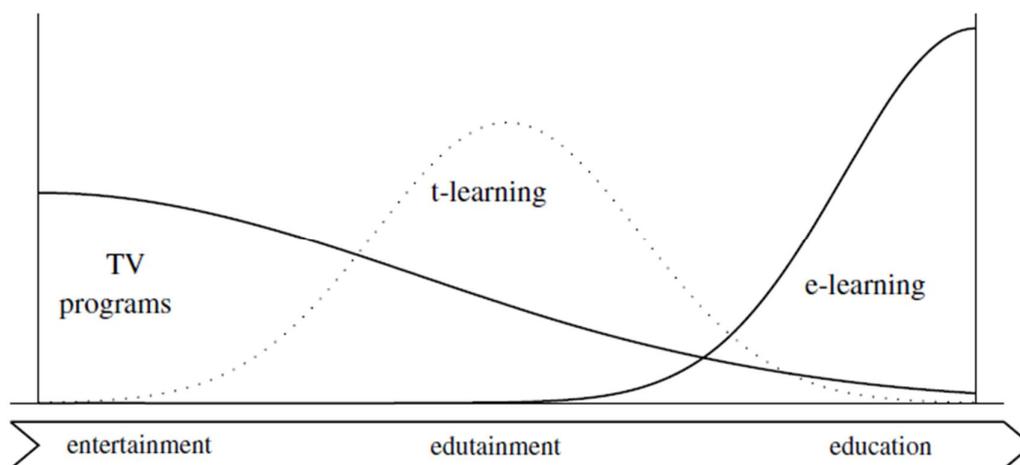
---

<sup>1</sup> Aprendizagem interativa a distância através da TV Digital (EDWIN et al., 2012)

<sup>2</sup> <http://tvescola.mec.gov.br/>

<sup>3</sup> <http://www.telecurso2000.org.br/>

Segundo Arias et. al. (2008), as modalidades de aprendizagem *e-learning* e *t-learning* possuem escopos diferentes. A modalidade de aprendizagem *e-learning* é adequada a ambientes que possuem educação formal, com metodologias bem definidas para aplicação de grades curriculares, enquanto que a modalidade *t-learning* é mais aplicada a uma abordagem informal, que permita efetuar a aprendizagem por meio do entretenimento. Esta relação entre as modalidades de aprendizagem é apresentada na Figura 2.



**Figura 2** - *t-learning*, entre entretenimento puro e educação formal. Fonte: (ARIAS, et al., 2008).

Os recursos de interatividade da TVDi representam uma grande vantagem sobre os programas de TV tradicionais usados para prover aprendizagem, pois apresentam uma experiência de aprendizagem mais envolvente, permitindo que seus usuários influenciem na apresentação do conteúdo, avaliem seus conhecimentos por meio de testes de avaliação, etc (ARIAS, et al., 2008).

Segundo Arias et al.(2008), de modo geral, *e-learning* e *t-learning* devem ser vistos como soluções complementares no processo de ensino-aprendizagem, uma vez que oferecem para as necessidades de aprendizagem diferentes motivações

### 3 OBJETOS DE APRENDIZAGEM

Objeto de Aprendizagem (OA) é um termo utilizado para definir o conteúdo disponibilizado no processo de ensino-aprendizagem dentro do contexto de Educação a Distância (EAD). O termo Objeto de Aprendizagem é definido como sendo qualquer entidade, digital ou não, que pode ser usada, reutilizada ou referenciada durante a aprendizagem apoiada pela tecnologia (IEEE-LTSC-P1484.12, 2000).

Outra característica dos OAs é que eles podem ser reutilizados em diferentes contextos de aprendizagem e combinados entre si, compondo outros OAs. De acordo com Americo (2010), os OAs são considerados blocos de informação e têm as seguintes características:

- i) Reutilização - reutilizáveis várias vezes em vários ambientes de aprendizagem;
- ii) Capacidade de adaptação - adaptáveis a qualquer ambiente de aprendizagem;
- iii) Granularidade - conteúdo em pedaços para facilitar sua reutilização;
- iv) Acessibilidade - facilmente acessível pela Internet para ser usado em vários locais;
- v) Durabilidade - possibilidade de continuar a ser utilizados, independentemente da mudança de tecnologia; e
- vi) Interoperabilidade - a capacidade de operar através de uma variedade de hardware, sistemas operacionais e navegadores, ou seja, permite a troca efetiva entre os diferentes sistemas.

#### 3.1 PADRÕES DE CLASSIFICAÇÃO DE OBJETOS DE APRENDIZAGEM

Tendo em vista a necessidade de classificação dos OAs, o *Institute of Electrical and Electronics Engineers* (IEEE) desenvolveu uma proposta para catalogação de OAs, denominada *Learning Object Metadata* (LOM).

Os metadados dos OAs possuem características que são utilizadas em sua catalogação, sendo reutilizados posteriormente. Os metadados de um objeto de

aprendizagem descrevem características relevantes que são utilizadas para sua catalogação em repositórios de OAs reutilizáveis. Estes OAs podem ser recuperados posteriormente pelos motores de busca ou utilizados por um LMS<sup>4</sup> para compor as unidades de aprendizagem.

Uma das motivações que levaram à necessidade de um sistema de cadastramento de OAs são os resultados não satisfatórios que se obtém ao tentar recuperar material suficiente para compor uma unidade de aprendizagem. Isso ocorre porque nos atuais motores de busca populares na internet nem sempre é possível expressar fielmente os requisitos que devem nortear a pesquisa e, como resultado, são recuperadas muitas referências apontando para materiais que não são apropriados, utilizáveis ou mesmo passíveis de utilização.

Na arquitetura proposta neste trabalho, é utilizada uma extensão do padrão SCORM, chamado T-SCORM, que visa proporcionar melhor suporte para pesquisa e visualização de OAs com conteúdo educacional para TVDi, melhorando a especificação e classificação dos OAs.

De acordo com Silva, *et al.* (2012), a principal vantagem apresentada na utilização do T-SCORM é que ele permite a busca de informações contidas nos metadados dos OAs com conteúdos educacionais criados especificamente para o *t-learning*. Esta busca é executada dentro do arquivo *imsmanifest.xml*, que corresponde à representação de um OA através de XML<sup>5</sup>.

O *imsmanifest.xml* corresponde a um arquivo que contém os componentes e recursos com marcadores de todas as características relacionadas com SCORM. O padrão T-SCORM enriquece o arquivo *imsmanifest.xml* com informações relacionadas a TVDi, adaptando os OAs a este novo ambiente.

---

<sup>4</sup> *Learning Management System* (ADL, 2013)

<sup>5</sup> *eXtensible Markup Language* (W3C, 2013)

## 4 SISTEMAS DE RECOMENDAÇÃO

Em decorrência do avanço ocorrido nos meios de distribuição de conteúdo, seja ele serviço ou informações, por meio da Web, ocorrem situações em que os usuários possuem várias opções de escolha, antes mesmo de ser capaz de selecionar uma opção que atenda às suas necessidades (VIEIRA e NUNES, 2012). Os Sistemas de Recomendação buscam suprimir os impactos causados por esta sobrecarga de informação disponível aos usuários. Por meio de repositórios e informações sobre a preferência dos usuários, eles direcionam o conteúdo para indivíduos com interesses determinado potencial. Um dos desafios dos sistemas de recomendação é indicar produtos, serviços e / ou informações que melhor se adequam as reais expectativas dos usuários (CAZELLA, REATEGUI e BEHAR, 2010).

Segundo Cazella, Reategui e Behar (2010), os sistemas de recomendação podem ser classificados em três tipos:

- (i) Baseado em conteúdo: Corresponde a recomendação efetuada por meio de informações obtidas a partir de usuários (perfil, comportamento, etc) e seu histórico de escolhas.
- (ii) Baseado em Filtragem Colaborativa: Recomendação baseado em filtragem colaborativa leva em consideração as escolhas feitas por usuários que possuem características semelhantes.
- (iii) Híbrido: Corresponde a recomendação por meio da aplicação de técnicas utilizadas pela Recomendação Baseada em conteúdo e Recomendação Baseada na Filtragem Colaborativa, com o objetivo de atingir um maior número de possibilidades e para sugerir objetos que parecem não estar diretamente relacionados (HUANG, *et al.*, 2002).

A utilização de sistemas de recomendação corresponde a uma abordagem eficiente para que o usuário possa encontrar informações de seu interesse na Web.

## 5 ALGORITMOS GENÉTICOS

Esta seção apresenta a fundamentação teórica necessária para o entendimento do funcionamento do algoritmo genético desenvolvido no presente trabalho.

### 5.1 DESCRIÇÃO DE ALGORITMOS EVOLUCIONÁRIOS

Com o objetivo de obter melhor entendimento sobre algoritmos genéticos, viu-se a necessidade de uma definição sobre algoritmos evolucionários, que correspondem a algoritmos que fazem uso de modelos computacionais dos processos naturais de evolução como uma ferramenta para solucionar problemas (LINDEN, 2008; PETROLI NETO, 2011).

Operadores genéticos correspondem a aproximações computacionais de fenômenos vistos na natureza, como a reprodução sexuada, mutação genética ou qualquer outro que os programadores possam imaginar (LINDEN, 2008).

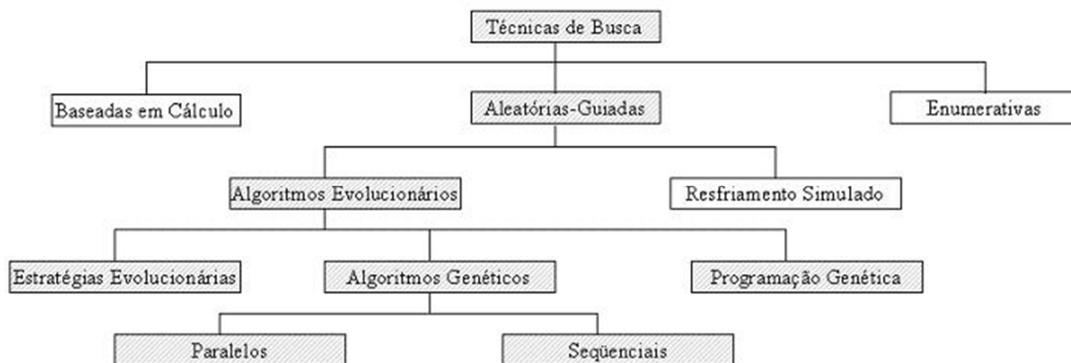
O comportamento padrão dos algoritmos evolucionários pode ser representado resumidamente pelo pseudocódigo presente na Figura 3. Por meio do pseudocódigo é possível notar que os algoritmos evolucionários dependem consideravelmente de fatores estocásticos (probabilísticos), tanto na fase de inicialização da população quanto na fase de evolução, que corresponde à fase onde acontece a seleção dos pais. Isto faz com que seus resultados sejam raramente perfeitamente reproduzidos. Dessa forma, os algoritmos evolucionários não garantem que a solução encontrada será sempre a solução ótima em cada uma dessas execuções.

|  |   |
|--|---|
| <i>T:=0</i>                                    | <i>// Inicializa contador de tempo</i>                    |
| <i>Inicializa_População P(0)</i>               | <i>// Inicializa a população aleatoriamente</i>           |
| <b><i>Enquanto não terminar faça</i></b>       | <i>// condição de término (por tempo, avaliação etc.)</i> |
| <i>Avalie_População P(t)</i>                   | <i>// Avalia a população neste instante</i>               |
| <i>P' := Selecao_Pais P(t)</i>                 | <i>// Seleciona sub-população para gerar nova geração</i> |
| <i>P' := Recombinacao_mutacao P'</i>           | <i>// Aplica operadores genéticos</i>                     |
| <i>Avalie_População P'</i>                     | <i>// Avalia a nova população</i>                         |
| <i>P(t+1) = Selecao_sobreviventes P(t), P'</i> | <i>// Seleciona sobreviventes desta geração.</i>          |
| <i>T:= t+1</i>                                 | <i>// Incrementa o contador de tempo</i>                  |

**Figura 3** - Pseudocódigo básico de um algoritmo evolucionário. Fonte: Adaptado de (LINDEN, 2008)

Os algoritmos evolucionários podem ser definidos como sendo heurísticas, pois não asseguram a obtenção do melhor resultado possível, uma vez que, para solucionar alguns problemas, é impossível verificar, em tempo hábil, todas as possibilidades de soluções existentes. Este tipo de algoritmo é apropriado para encontrar a solução de problemas cujos algoritmos são extraordinariamente lentos ou incapazes de obter uma solução (LINDEN, 2008).

Como pode ser visto na Figura 4, os algoritmos evolucionários se posicionam como uma técnica de busca e fazem parte de um ramo da busca chamado de “Técnicas Aleatórias-Guidadas”. Por tanto, apesar de possuírem componentes aleatórios, os algoritmos evolucionários fazem uso de informações do estado corrente com o objetivo de guiar a pesquisa, diferenciando-se assim de técnicas puramente aleatórias.

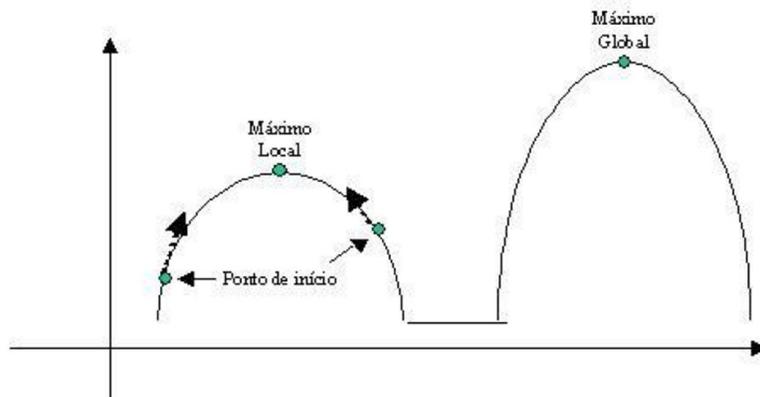


**Figura 4** - Diagrama que posiciona os algoritmos evolucionários como técnica de busca. Fonte: (LINDEN, 2008)

## 5.2 DESCRIÇÃO DE ALGORITMOS GENÉTICOS

A recomendação de conteúdos educacionais apresentada no trabalho proposto é efetuada fazendo uso de Algoritmos Genéticos (AG), que correspondem a um ramo dos algoritmos evolucionários e, por tanto, podem ser definidos como uma técnica de busca baseada em uma metáfora do processo biológico de evolução natural (LINDEN, 2008).

Os AGs correspondem a técnicas heurísticas de otimização global e se opõem a métodos de subida de encosta (ou *hill climbing*), os quais possuem a característica de seguir a derivada de uma função de forma a encontrar o máximo de uma função, ficando facilmente retidos em máximos locais e consequentemente não encontrando o máximo global, como pode ser visto na Figura 5.

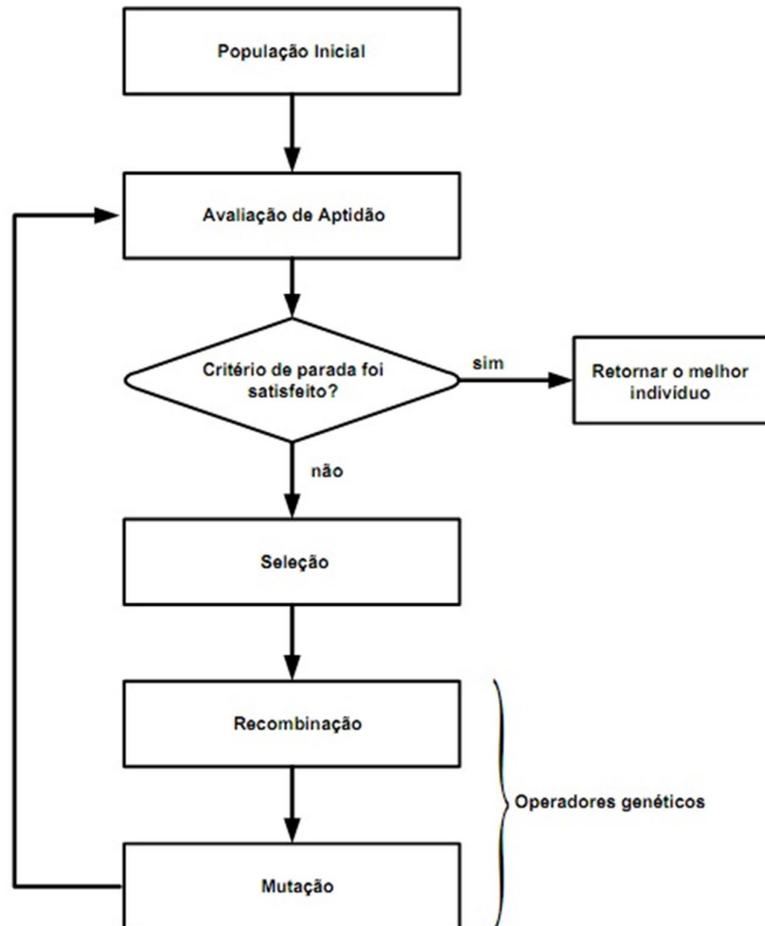


**Figura 5** - Função hipotética com um máximo local e outro global. Fonte: (LINDEN, 2008)

Os AGs não ficam estagnados simplesmente pelo fato de terem encontrado um máximo local. Neste ponto, eles se assemelham com a evolução natural, que pelo motivo de ter encontrado um melhor indivíduo de certo grupo não para de procurar outros indivíduos ainda melhores. O processo consiste em fazer competir um grupo de indivíduos, fazendo com que sobrevivam aqueles indivíduos que são mais aptos (LINDEN, 2008; PETROLI NETO, 2011).

AGs são responsáveis por tentar encontrar uma solução para os problemas que não possuem algoritmos conhecidos. Em geral, o AG toma como entrada uma

população inicial e os indivíduos mais adequados são selecionados para a solução do problema, de acordo com os critérios de avaliação. Se os indivíduos selecionados não são os melhores, é feita uma nova combinação (ARTERO, 2009). A estrutura básica de um AG está representada na Figura 6.



**Figura 6** - Estrutura básica de um AG. Fonte: (ZINI, 2009).

De acordo com Linden (2008), a execução de um AG pode ser resumida nos seguintes passos: a) Inicializa-se a população de cromossomos; b) Avalia-se cada cromossomo da população; c) Seleciona-se os indivíduos que irão assumir o papel de pais para gerar novos cromossomos; d) Aplica-se as operações de recombinação e mutação, a fim de selecionar os indivíduos como pais, criando uma nova geração; e) Elimina-se os cromossomos da geração anterior; f) Avalia-se os cromossomos que foram gerados e inseridos na população; g) Se os cromossomos encontrados

representam a solução esperada para o problema ou o número máximo de gerações foi alcançado, ou o AG não conseguiu mostrar mais progresso, a execução é terminada. Caso contrário, a execução retorna para o passo *c*.

Segundo Rothlauf (2006), as funcionalidades básicas de um AG tradicional são muito simples. Após a criação e avaliação da população inicial, o AG é responsável pela criação de novas gerações. As novas gerações são criadas por meio da recombinação de indivíduos selecionados de acordo com sua função de fitness (aptidão). Dessa forma, os passos para a geração da estrutura de base de um AG são:

- Inicializar População:
  - Criar população inicial;
  - Avaliar indivíduos da população inicial;
- Criar Novas Populações:
  - Selecionar indivíduos aptos para reprodução;
  - Gerar descendentes com o operador genético cruzamento;
  - Mutação da nova população;
  - Avaliar a nova população.

### **5.2.1 Vantagens e Desvantagens dos Algoritmos Genéticos**

Como visto nas subseções anteriores, um AG corresponde a uma técnica de busca que apresenta uma série de vantagens em sua utilização, dentre as quais podem ser citadas (LINDEN, 2008; ZINI, 2009):

- Correspondem a uma técnica de busca aleatória-guiada. Possuem componentes aleatórios, porém utilizam a informação da população corrente para determinar o próximo estado da busca, diferentemente de alguns métodos de pesquisa;
- Não fazem uso apenas de informações locais, portanto, não ficam necessariamente presos em máximos locais. Esta característica torna os AGs técnicas adequadas para funções de comportamento complexo;
- Como correspondem a buscas direcionadas e inteligentes, conseqüentemente são adequados a tratar problemas com espaços de busca muito grandes, que não podem ser resolvidos com uso de técnicas tradicionais;

- Possuem fácil implementação e proporcionam maior flexibilidade no tratamento do problema a ser resolvido.

Porém, é possível citar também algumas desvantagens do uso dos AGs (LINDEN, 2008; ZINI, 2009):

- Apresenta necessidade de um grande número de avaliações de aptidão, o que acaba tornando o tempo de processamento maior que outros métodos;
- Dificuldade de encontrar um ótimo global exato;
- Possui muitas possibilidades de configurações, o que pode acabar complicando a resolução do problema que se está tratando.

Mesmo com as dificuldades encontradas, estas podem ser superadas por meio de um estudo mais aprofundado dessa técnica e do uso de equipamentos com maior poder de processamento.

## **6 AGENTES INTELIGENTES E SISTEMAS MULTIAGENTE**

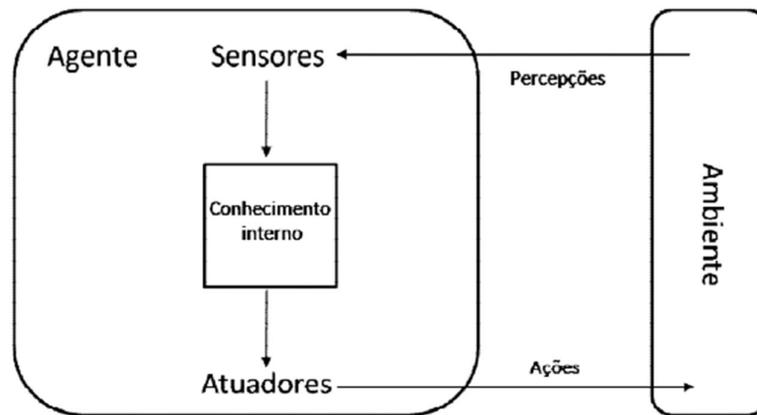
Nesta seção serão apresentados conceitos relacionados a agentes e sistemas multiagente. A Subseção 5.1 apresenta algumas definições importantes sobre agentes. A Subseção 5.2 descreve os tipos de agentes inteligentes. A Subseção 5.3 traz conceitos relacionados a sistemas multiagente.

### **6.1 CONCEITOS DE AGENTES**

Um agente corresponde a tudo aquilo que pode ser considerado capaz de perceber seu ambiente por meio de sensores e atuar sobre esse ambiente por meio de atuadores (RUSSEL e NORVIG, 2003).

Já segundo Artero (2009), agentes inteligentes correspondem a programas que executam um conjunto de operações no lugar de um usuário, utilizando uma representação do conhecimento que contém os objetivos do usuário. Outra definição deste autor afirma que agentes são programas que efetuam diálogos para negociar e coordenar transferências de informação.

Neste trabalho, um agente foi considerado como sendo uma entidade de software que efetua a percepção do seu ambiente de forma autônoma e realiza uma ação sobre este ambiente, de acordo com os conhecimentos internos que possui e a percepção do próprio ambiente. Além disso, são capazes de efetuar colaboração, realizando comunicação entre si para alcançar um objetivo em comum. Esta definição pode ser representada por meio da Figura 7.



**Figura 7** - Visão de um agente padrão. Fonte: Adaptado de (RUSSEL e NORVIG, 2003)

Outra característica a ser levada em consideração é a racionalidade do agente. Quatro fatores influenciam a racionalidade, são eles: (i) Medida de desempenho que define o critério de sucesso do agente; (ii) Conhecimento prévio que o agente possui; (iii) Ações que o agente pode realizar; (iv) Sequência de percepções captadas pelo agente até o momento (RUSSEL e NORVIG, 2003).

## 6.2 TIPOS DE AGENTES

Segundo Russel e Norvig (2003) e Artero (2009), podem ser citados resumidamente cinco tipos de agentes:

- i) Agente tabela: corresponde à estrutura mais simples de um agente, onde todas as percepções e ações são relacionadas em uma tabela. O grande problema dessa abordagem é a necessidade de incluir todas as percepções e ações possíveis.
- ii) Agente reativo simples: seleciona ações a serem executadas com base exclusivamente na percepção atual, não levando em consideração o histórico de percepções. Como não possuem uma memória, esses agentes são incapazes de planejar ações futuras.
- iii) Agente reativo baseado em modelo: também conhecido como agente reativo com estado interno, este agente combina as informações da percepção atual com as provenientes do modelo para gerar a descrição atualizada do estado

atual. De posse dessas informações, ele escolhe uma ação da mesma forma que o agente reativo simples.

- iv) Agente baseado em objetivos: também chamado de agente cognitivo, pondera suas ações levando em consideração a descrição do estado atual e os objetivos a serem alcançados. Esse tipo de agente combina essas informações com aquelas sobre os resultados das ações possíveis, podendo escolher, dentre estas, a que lhe permita atingir mais rapidamente seus objetivos.
- v) Agente baseado em utilidade: escolhe suas ações tentando sempre maximizar uma função de utilidade. Essa função mapeia um estado (ou sequência de estados) em um número real, que descreve o grau de “felicidade” do agente caso aquele estado seja alcançado.

Estes tipos básicos de agentes podem ser convertidos em agentes com aprendizado aplicando algoritmos de aprendizagem e, conseqüentemente, melhorando seu desempenho (RUSSEL e NORVIG, 2003). Os agentes com aprendizado possuem uma grande adaptabilidade às mudanças do ambiente, pois vão aprendendo com ele (ARTERO, 2009).

### 6.3 SISTEMAS MULTIAGENTE

A partir do conceito de agente, é possível definir Sistema Multiagente (SMA). Segundo Henderson-Sellers e Giorgini (2005), um SMA corresponde a um sistema composto de agentes cooperativos ou competitivos que interagem entre si para atingir um objetivo individual ou comum.

É comum sua utilização para transformar grandes problemas em problemas menores e possibilitar que cada agente possa utilizar sua habilidade para tratar esses pequenos problemas, modularizando o sistema e tornando mais fácil adicionar novas funcionalidades através da inclusão de novos agentes (ARTERO, 2009).

Uma arquitetura simples e bastante utilizada no controle dos agentes é chamada “Quadro Negro”. Nesta arquitetura, não é necessária a comunicação direta entre agentes, já que todas as comunicações são feitas por meio da estrutura central de dados, o quadro negro. Os agentes podem escrever informações no “quadro”, assim como

também podem ler informações escritas por outros agentes (ARTERO, 2009). Esta arquitetura foi utilizada no presente trabalho.

Pode-se adotar também uma arquitetura de comunicação direta entre os agentes, porém, este tipo de arquitetura obriga os agentes a possuírem uma identificação precisa, como um nome único no sistema, além de adotar algum protocolo de comunicação entre eles (ARTERO, 2009).

### 6.3.1 Metodologias de Modelagem de Sistemas Multiagente

Devido o surgimento da Programação Orientada a Agentes (POA), surgiram várias metodologias capazes de modelar sistemas multiagente, algumas delas são descritas resumidamente a seguir:

- (i) Gaia: Corresponde a primeira metodologia proposta com a finalidade de guiar o processo de desenvolvimento de SMAs, sendo aplicável a uma grande quantidade destes, lidando com características macro (sociedade) e micro (agente) do sistema. Baseia-se em um conjunto de abstrações: ambiente, papéis, interações, papéis organizacionais e estruturas organizacionais (ZAMBONELLI, JENNINGS e WOOLDRIDGE, 2005).
- (ii) Prometheus: Proporciona mecanismos para análise e projeto de SMAs baseados em arquiteturas BDI (*Belief - Desire - Intention*). Pode ser dividida, de forma macro, em três atividades: especificação de sistema, projeto da arquitetura e projeto detalhado (PADGHAM e WINIKOFF, 2005).
- (iii) PASSI: Do inglês *Process for Agent Societies Specification and Implementation*, é utilizada no desenvolvimento de sistemas multiagente aplicando conceitos extraídos da orientação a objetos usando UML<sup>6</sup>. Apresenta cinco modelos, são eles: de requisitos, de sociedade de agentes, de implementação de agentes, de código e de implantação. Metodologia passo a passo que vai desde os requisitos até o código (CONSENTINO, 2005).

---

<sup>6</sup> <http://www.uml.org>

- (iv) MAS-CommonKADS: Corresponde a uma extensão da metodologia CommonKADS (SCHREIBER, et al., 2000), com abordagem voltada para modelagem de sistemas orientados a agentes. É dividida nas fases de conceituação, análise, projeto, codificação, integração, operação e manutenção (IGLESIAS e GARIJO, 2005).
- (v) MAS-CommonKADS+: Consiste na extensão da metodologia MAS-CommonKADS que adiciona novos conceitos e modelos e estende a AML (*Agent Modeling Language*) (CERVENKA e TRENCANSKY, 2007) para suportar os recursos inseridos na nova metodologia (MORAIS II, 2010).

Apresentar um estudo comparativo detalhado sobre as metodologias de modelagem de sistemas multiagente não faz parte do escopo deste trabalho. Por meio da análise dos principais pontos de cada metodologia apresentada, foi selecionada a metodologia MAS-CommonKADS+ para desenvolver a modelagem do sistema proposto, a qual será melhor detalhada na Subseção 5.3.2.

### 6.3.2 MAS-CommonKADS+

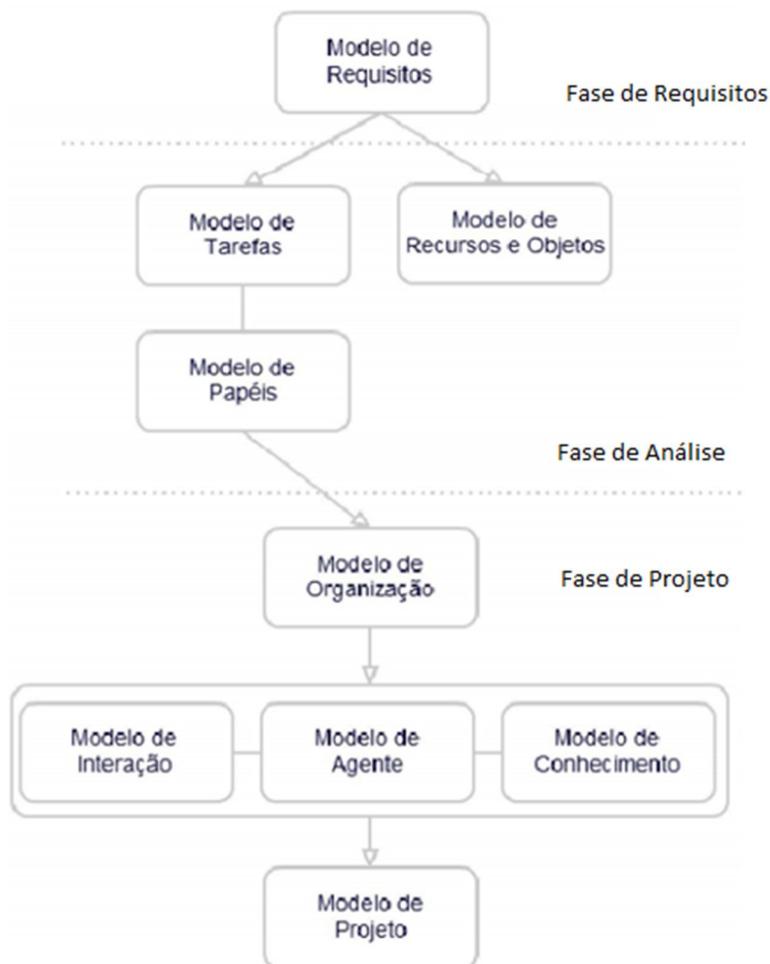
MAS-CommonKADS+ consiste em uma metodologia para modelagem de sistemas multiagente derivada da metodologia MAS-CommonKADS. Segundo Iglesias e Garijo (2005), a metodologia MAS-CommonKADS utiliza técnicas de modelagem bem conhecidas, tais como cartões CRC (*Class-Responsibility-Collaborator*), diagramas de casos de uso, diagramas de sequência de mensagens - MSC (*Message Sequence Charts*) e SDL (*Specification and Description Language*) com novas perspectivas dirigidas pela metáfora dos agentes.

O ciclo de vida do desenvolvimento de software na metodologia MAS-CommonKADS segue as seguintes fases: Contextualização, Análise, Projeto, Desenvolvimento e Teste, e Operação (IGLESIAS e GARIJO, 2005).

A metodologia MAS-CommonKADS+ propõe a integração da AML (*Agent Modeling Language*) com a metodologia MAS-CommonKADS. Ela também sugere, entre outras coisas, o uso de um modelo de interação para descrever todas as interações

entre os agentes através da AML. Este modelo é representado por diagramas de interação, como diagramas de sequência e diagramas de comunicação, utilizando diagramas AML (MORAIS II, 2010).

Além dos modelos presentes na metodologia MAS-CommonKADS, foram adicionados a metodologia MAS-CommonKADS+ os modelos de requisitos, de papéis e de recursos, enquanto que os modelos de organização, de interação e de projeto foram alterados, com o intuito de complementar a especificação dos diagramas da AML. O modelo de agentes foi o modelo que sofreu mais modificações, tornando possível a representação do comportamento interno do agente, demonstrando como ele irá perceber e atuar no ambiente de acordo com seus comportamentos e planos (MORAIS II, 2010). A Figura 8 apresenta a arquitetura da metodologia MAS-CommonKADS+.



**Figura 8** - Arquitetura da MAS-CommonKADS+. Fonte: Adaptado de (MORAIS II, 2010).

Como apresentado na Figura 8, a metodologia MAS-CommonKADS+, está distribuída da seguinte forma:

- (i) Modelo de requisitos: Utilizado para descrever os requisitos do sistema, sendo dividido em análise de casos de uso e cenários, análise por objetivos e análise do ambiente.
- (ii) Modelo de papéis: Tem como objetivo a identificação dos papéis do sistema e a representação de papéis que realizam as tarefas descritas no modelo de tarefas. Um papel corresponde a uma abstração que define as tarefas que um agente deve realizar dentro de uma organização. Um único agente pode ser responsável por vários papéis em um sistema.
- (iii) Modelo de recursos e objetos: Foi adicionado com o intuito de possibilitar a modelagem de objetos e recursos, permitindo assim uma melhor definição do sistema, visto que não era algo possível de ser modelado na MAS-CommonKADS.
- (iv) Modelo de organização: Corresponde à descrição da estrutura organizacional de papéis do sistema, e não mais a organização de agentes, como acontecia na MAS-CommonKADS.
- (v) Modelo de interação: Consiste na junção dos modelos de coordenação e de comunicação da metodologia MAS-CommonKADS. Nele são descritas, através da AML, todas as interações entre agentes. Cada interação deve obedecer a um protocolo de interação, o qual estabelece como os agentes podem se comunicar.
- (vi) Modelo de agentes: Especifica os agentes, e por quais papéis eles são responsáveis, as percepções, os atuadores, as condições de ativação e de parada e a arquitetura do agente.

### **6.3.3 Gerenciamento e Comunicação entre Agentes**

Para que haja de fato uma colaboração entre agentes é de extrema importância que eles possam se comunicar entre si. Os agentes em um SMA efetuam comunicação entre si fazendo uso das chamadas linguagens de comunicação. A linguagem de comunicação entre agentes mais utilizada atualmente é a FIPA ACL (*Agent*

*Communication Language*). Suas principais características são a possibilidade de utilizar linguagens de conteúdos diferentes e o gerenciamento de conversações através de protocolos de interação predefinidos (BELIFEMINE, CAIRE e GREENWOOD, 2007).

FIPA (*Foundation for Intelligent Physical Agents*) corresponde a um conjunto de padrões da *IEEE Computer Society* cujo objetivo é promover as tecnologias baseadas em agentes, a interoperabilidade desses padrões com outras tecnologias, a interoperação de agentes heterogêneos e os serviços que eles podem representar (FIPA, 2013). FIPA define ainda um modelo lógico de referência para gerenciamento dos agentes. Desta forma, as plataformas que atendem à sua especificação devem implementar esse modelo, possibilitando assim criação, registro, localização, comunicação, migração e operação dos agentes (BELIFEMINE, CAIRE e GREENWOOD, 2007). A Figura 9 mostra os componentes desse modelo.

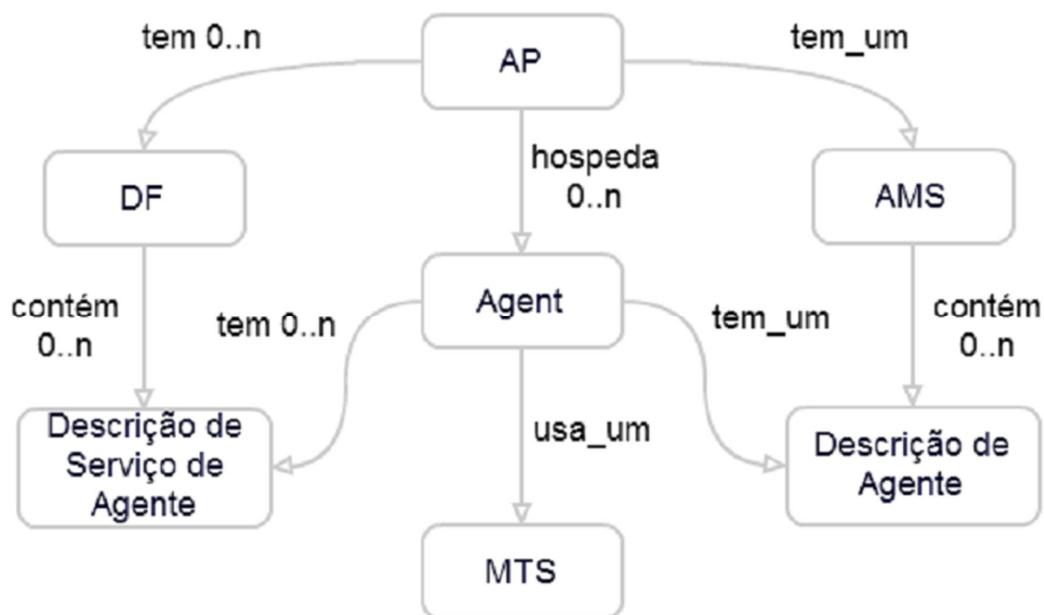


Figura 9 - Modelo de referência FIPA para gerenciamento de agentes. Fonte: Adaptado de (BELIFEMINE, CAIRE e GREENWOOD, 2007)

Como visto na Figura 9, os componentes deste modelo são:

- (i) *Agent Platform (AP)*: Responsável por disponibilizar a infraestrutura física mínima onde os agentes são executados. Consiste em máquinas,

sistemas operacionais e componentes para gerenciamento de agentes FIPA.

- (ii) *Agent Management System (AMS)*: Encarregado de gerenciar as operações tais como criação e destruição de agentes e por fiscalizar as migrações dos agentes entre APs. Este componente é obrigatório em uma AP. Uma AP apresenta apenas um AMS e, caso a AP seja formada por várias máquinas, o AMS será a autoridade máxima entre elas. Cada agente deve se registrar com o AMS para que possa obter um AID (*Agent Identifier*), responsável por identificar o agente de forma única dentro da AP. O AMS mantém um diretório contendo todos os AIDs dos agentes e seus respectivos estados, este serviço é chamado de páginas brancas.
- (iii) *Agent*: Corresponde a um processo computacional de uma AP que oferece um ou mais serviços computacionais, os quais podem ser publicados como uma descrição de serviço.
- (iv) *Directory Facilitator (DF)*: Corresponde a um componente opcional responsável pelo serviço de páginas amarelas. Este serviço consiste em uma lista de todos os agentes e seus respectivos serviços oferecidos. O agente que deseja publicar seus serviços para outros agentes deve encontrar um DF e requisitar o registro da descrição de seu serviço. Além disso, os agentes podem retirar e modificar o seu próprio registro de um DF e buscar por um registro de serviço fornecido por outro agente.
- (v) *Message Transport Service (MTS)*: Corresponde a um serviço provido por uma AP que possui o objetivo de transportar mensagens entre os agentes em uma determinada AP e entre agentes localizados em APs distintas. Também conhecido como ACC (*Agent Communication Channel*).

## **7 EduTV: UM SISTEMA PARA RECOMENDAÇÃO DE CONTEÚDOS EDUCACIONAIS PARA TV DIGITAL INTERATIVA**

Esta seção descreve o ambiente de aprendizagem desenvolvido neste trabalho. A Subseção 6.1 apresenta uma descrição das principais ferramentas utilizadas. A Subseção 6.2 traz uma descrição do ambiente de suporte à aprendizagem desenvolvido.

### **7.1 FERRAMENTAS UTILIZADAS**

As subseções a seguir apresentam informações técnicas sobre as principais ferramentas utilizadas para o desenvolvimento do ambiente apresentado neste trabalho.

#### **7.1.1 LMS Moodle**

O Moodle (*Modular Object-Oriented Dynamic Learning Environment*) foi escolhido como sistema de gerenciamento de aprendizagem, ou LMS, para validação deste trabalho. Corresponde a uma ferramenta desenvolvida em PHP (PHP, 2013) e que utiliza como base de dados o MySQL (MYSQL, 2013). É distribuído livremente sobre a licença GNU GPL (*General Public License*) (GPL, 2007) e é utilizado para disponibilizar cursos a distância por meio da Web (MOODLE, 2013).

#### **7.1.2 Framework JADE**

O Framework JADE (*Java Agent Development Framework*) corresponde a uma plataforma utilizada no desenvolvimento e execução de sistemas multiagente dentro dos padrões FIPA para agentes inteligentes. Além disso, JADE possui uma interface gráfica utilizada durante as fases de desenvolvimento e teste dos agentes (BELIFEMINE, CAIRE e GREENWOOD, 2007).

Com relação ao padrão FIPA, JADE implementa a especificação completa de gerenciamento de agentes, incluindo os serviços de MAS, DF, MTS e ACC, como visto na Subseção 5.3.3.

### 7.1.3 StarUML

O StarUML corresponde a um projeto *Open Source* que tem como objetivo disponibilizar uma ferramenta de modelagem de software e uma plataforma que possa substituir completamente ferramentas UML comerciais. Esta ferramenta permite que sejam utilizadas várias linguagens para desenvolvimento de módulos para sua utilização (STARUML, 2011).

Morais II (2010) propôs uma extensão para o StarUML com a finalidade de auxiliar o projeto de sistemas multiagente utilizando a metodologia MAS-CommonKADS+. A modelagem desenvolvida neste trabalho foi criada por meio desta extensão.

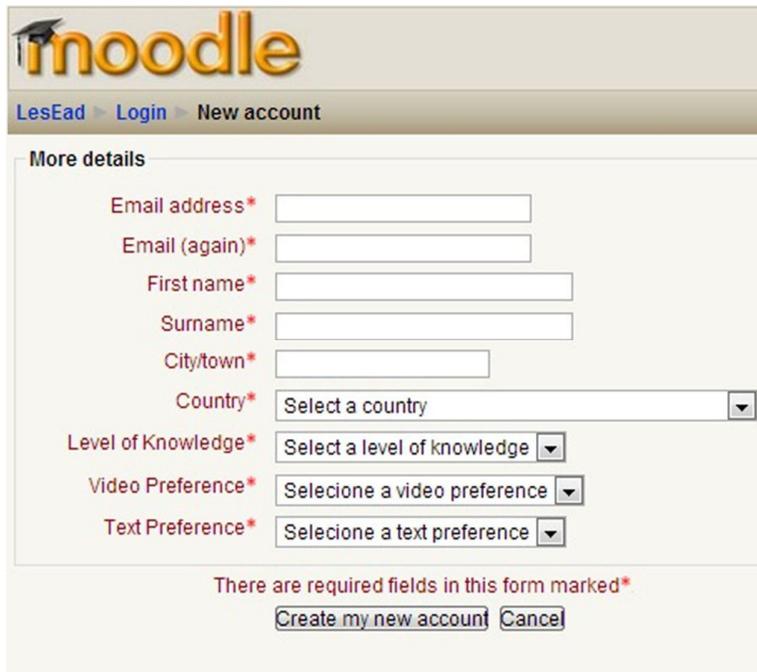
## 7.2 DESCRIÇÃO DO AMBIENTE PROPOSTO

O ambiente desenvolvido consiste em um sistema multiagente que conta com quatro agentes: o Agente Estudante, o Agente de Conteúdo, o Agente de Interface e o Agente DF (*Directory Facilitator*). Comportamentos e características destes agentes são apresentados a seguir.

O Agente Estudante é responsável por monitorar as atividades dos alunos no Moodle<sup>7</sup> e enviar informações sobre o perfil da turma para o Agente de Conteúdo. Os alunos fornecem essas informações durante a inscrição no curso, através de um formulário web. Este conjunto de informações corresponde ao perfil do usuário, o qual é armazenado inicialmente na Ontologia de Contexto Estático. Este formulário é apresentado na Figura 10.

---

<sup>7</sup> Ambiente de Aprendizagem Moodle. <http://www.moodle.org.br/>



The image shows the Moodle 'New account' form. At the top, there is the Moodle logo and navigation links for 'LesEad', 'Login', and 'New account'. The form is titled 'More details' and contains the following fields:

- Email address\*
- Email (again)\*
- First name\*
- Surname\*
- City/town\*
- Country\* (dropdown menu: Select a country)
- Level of Knowledge\* (dropdown menu: Select a level of knowledge)
- Video Preference\* (dropdown menu: Seleccione a video preference)
- Text Preference\* (dropdown menu: Seleccione a text preference)

At the bottom of the form, there is a red warning message: 'There are required fields in this form marked\*'. Below this message are two buttons: 'Create my new account' and 'Cancel'.

**Figura 10** - Formulário do Moodle

Por sua vez, o Agente de Conteúdo, ao receber as informações sobre o perfil da turma, é encarregado de executar o algoritmo genético com o objetivo de selecionar os OAs mais adequados a serem recomendados.

Ao término da execução do AG, o Agente de Conteúdo envia as informações dos OAs que serão exibidos na TVDi para o Agente de Interface, o qual é responsável por apresentar os OAs da melhor maneira possível de acordo com as características de cada OA.

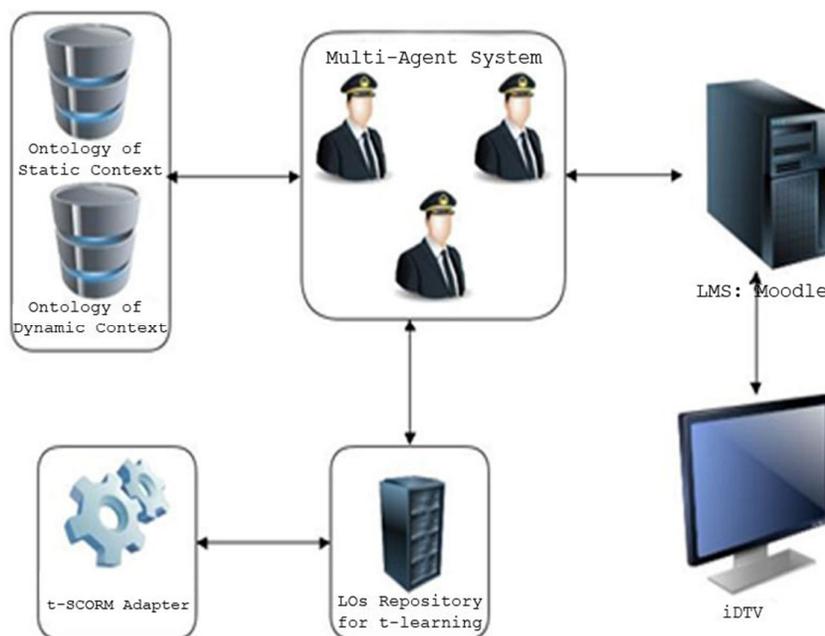
A Figura 11 mostra uma exibição de vídeo na aplicação. Para simular a TVDi e exibir os vídeos recomendados, foi utilizado o *middleware* Ginga-NCL, o que corresponde a um subsistema do *middleware* Ginga. Optou-se pela utilização do Ginga, pelo fato de possuir o apoio do governo e ser padronizado, diferente de outras tecnologias como as SmarTVs, que cada fabricante implementa suas próprias tecnologias. Ele é capaz de processar aplicações declarativas NCL (*Nested Context Language*) (ITU-T, 2009).



**Figura 11** - Reprodução de vídeo no *middleware* Ginga-NCL

O Agente DF é responsável por gerenciar os serviços prestados por cada agente através do serviço de páginas amarelas. Ao iniciar o sistema, todos os agentes devem registrar os serviços que cada um oferece no Agente DF, que é responsável por informar aos outros agentes quais serviços estão disponíveis e os agentes que são capazes de executá-los.

A abordagem baseada em agentes, proposta no presente trabalho, é apresentada na Figura 12.



**Figura 12** - Abordagem baseada em agentes para recomendação de OAs para TVDi.

### 7.3 T-SCORM ADAPTER

A fim de melhor adaptar os OAs para o ambiente de ensino-aprendizagem proposto, optou-se por usar o T-SCORM Adapter, que consiste em uma ferramenta, desenvolvida por Silva (2012), capaz de adaptar os OAs para o padrão *t-learning*, com o objetivo de melhorar o suporte para pesquisa e navegação dos OAs.

Os OAs no padrão SCORM possuem um arquivo XML, chamado *imsmanifest.xml*, onde são armazenados seus metadados. Este arquivo é responsável por armazenar todas as especificações relacionadas ao OA em que está inserido. O T-SCORM Adapter é capaz de incluir na estrutura do *imsmanifest.xml* as *tags* que facilitam o processo de busca e leitura do OA no ambiente de aprendizagem TVDi.



**Figura 13 - T-SCORM ADAPTER**

Como pode ser visto na Figura 13, a ferramenta consiste em um formulário que é preenchido pelo usuário, passando informações sobre o OA. Estas informações são incluídas na estrutura do *imsmanifest.xml*. São informações como: (i) objetivo, (ii) tipo, (iii) palavras-chave, (iv) apoio à QoS, (v) necessidade de pagamento, (vi) possui suporte à extensão padrão, (vii) existem serviços interativos disponíveis, (viii) possui interpretação semântica, (ix) direitos autorais e outras restrições.

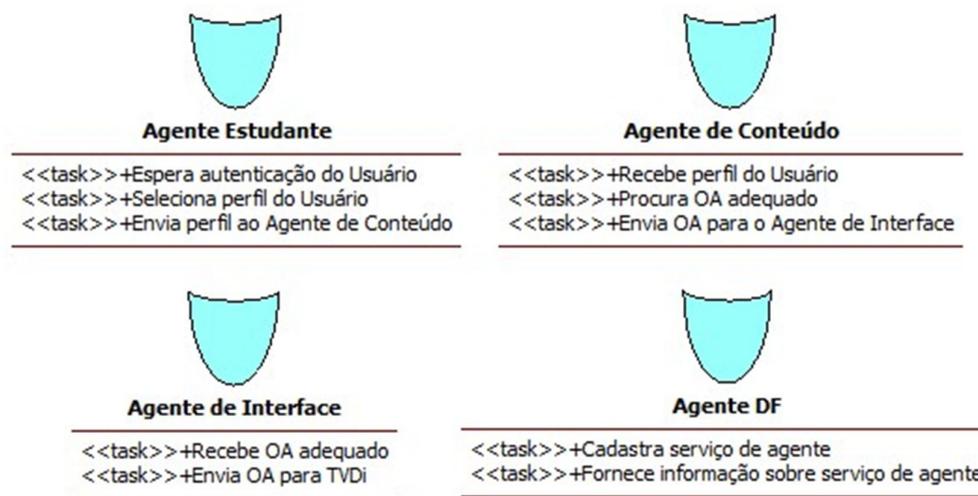
#### 7.4 MODELAGEM

Será apresentado nesta seção como os agentes, na abordagem proposta, foram modelados e implementados. A metodologia escolhida para o desenvolvimento da modelagem dos agentes foi a MAS-CommonKADS+, que consiste em uma metodologia para modelagem de sistemas multiagente derivada da metodologia MAS-CommonKADS (MORAIS II, 2010).

A metodologia MAS-CommonKADS+ propõe a integração da AML (*Agent Modeling Language*) com a metodologia MAS-CommonKADS. Ela também sugere,

entre outras coisas, o uso de um modelo de interação para descrever todas as interações entre os agentes através da AML. Este modelo é representado por diagramas de interação, como diagramas de sequência e diagramas de comunicação, utilizando diagramas AML (MORAIS II, 2010).

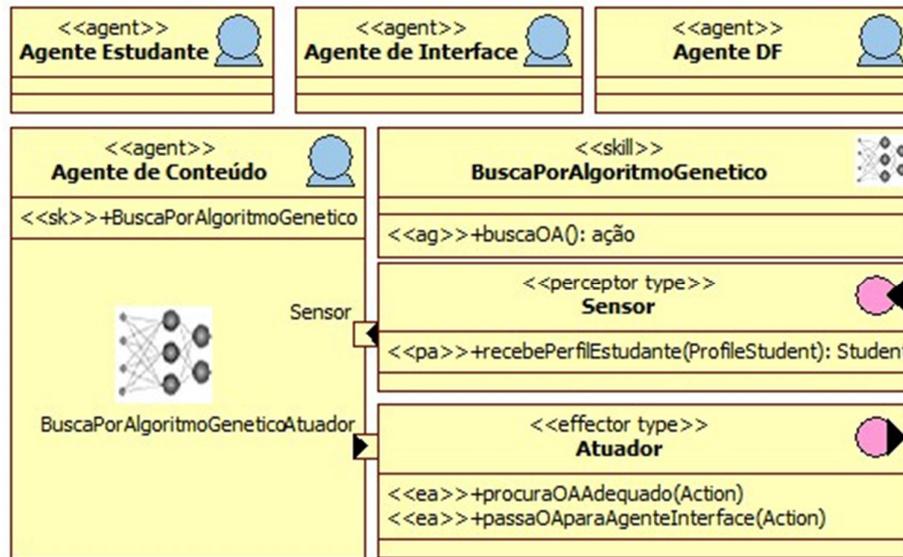
O modelo de papéis mostra as funções que cada agente pode executar no sistema. Esses papéis são responsáveis pelo cumprimento das tarefas existentes no modelo de tarefa. O diagrama na Figura 14 mostra o modelo de papéis para os agentes da abordagem proposta.



**Figura 14** - Modelo de papéis dos agentes implementados

No modelo de papéis apresentado é possível representar as respectivas funções de cada agente que compõe o sistema multiagente do ambiente proposto.

Outro modelo utilizado nesta metodologia é o modelo de agentes, que é responsável por definir quais funções cada agente irá realizar, definindo a arquitetura de agentes, seus objetivos e características, tais como dados de entrada, condições de ativação do agente e tipos de informações disponíveis. A Figura 15 mostra este diagrama para o Agente de Conteúdo.

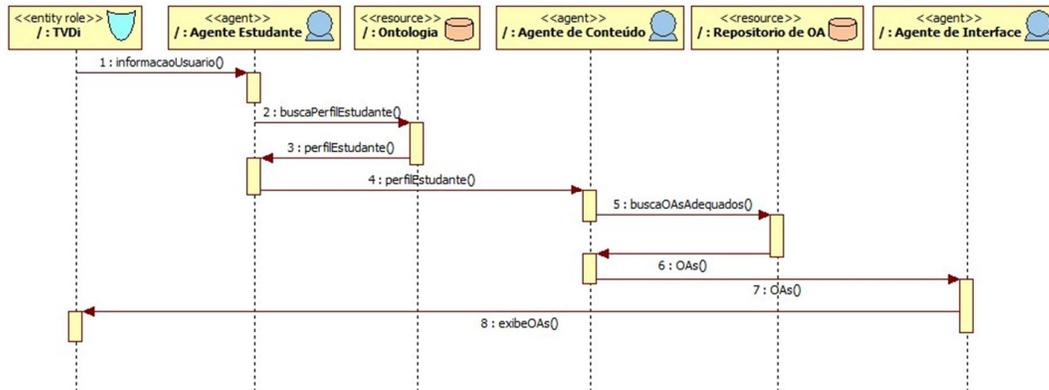


**Figura 15** - Modelo de Agente do Agente de Conteúdo

Como pode ser visto na Figura 15 utiliza a função *sensor* para receber o perfil do estudante do Agente estudante e a função *atuador* para executar o processo de busca pelo OA mais adequado para ser efetuada a recomendação.

O Agente de Conteúdo corresponde a um agente baseado em utilidade, já que o mesmo faz uso do algoritmo genético para efetuar a recomendação e tenta sempre maximizar a função de utilidade (*fitness*).

A Figura 16 apresenta, através do modelo de interação, as trocas de informações ocorridas no sistema, desde a autenticação do usuário junto ao Agente Estudante até a apresentação do objeto na TVDi, realizada pelo Agente de Interface.



**Figura 16 - Modelo de interação**

A Figura 16 apresenta as trocas de informações ocorridas no ambiente com o foco nos agentes. O Agente Estudante carrega o perfil com as preferências que estão inseridas nas ontologias. Após capturar o perfil cadastrado, o Agente Estudante envia as preferências do estudante ao Agente de Conteúdo, que é encarregado de efetuar o processo de recomendação e selecionar o OA mais adequado. Após o processo de seleção do OA, o Agente de Conteúdo encaminha o OA para o Agente de Interface, que é encarregado de apresentar o OA selecionado na TVDi. Como pode ser visto, o Agente DF não foi representado neste modelo, já que sua função é apenas fornecer o serviço de páginas amarelas, já apresentado nas seções anteriores.

Como a exibição da TVDi se dá em broadcast em uma determinada faixa de canal, na abordagem proposta, o Moodle foi utilizado como forma de capturar as informações dos estudantes para poder efetuar o processo de recomendação. Em posse dessas informações, o sistema efetua a recomendação e só então os vídeos são exibidos em uma determinada faixa de canal durante um determinado período de tempo na TVDi.

## 7.5 TRABALHOS RELACIONADOS

Em Lisboa *et al.* (2011), foi apresentada uma experiência de produção de conteúdo educacional para TV digital, os problemas de comunicação e soluções relevantes para as equipes de produção que resultaram em categorias de comunicação. Também foram apresentadas categorias analíticas que precisam ser levadas em consideração durante o processo de produção de conteúdos educativos para TVD e o processo de formação de profissionais neste contexto.

Em Sousa Neto e Bezerra (2012), foi proposto o desenvolvimento de uma ferramenta capaz de atribuir autonomia aos professores na criação de Objetos Digitais de Aprendizagem. A ferramenta, intitulada DITV-Learning, é capaz de criar objetos de aprendizagem para TVDI, possibilitando abstrair conhecimentos técnicos, por parte dos professores, para a construção dos objetos de aprendizagem.

O presente trabalho apresenta uma proposta de ambiente que contém algumas semelhanças com os ambientes mencionados acima. No entanto, o fator que o separa dos outros é propor recomendação de OAs adaptados para o ambiente que será exibido, que é a TVDi, e ao contexto dos usuários. Fazendo uso de agentes de software em combinação com perfis de usuários baseados em ontologia, o ambiente recomenda, de forma autônoma, por meio da utilização de um algoritmo genético, OAs adequados às suas características pessoais e cognitivas.

## 8 MECANISMO DE RECOMENDAÇÃO

Nos últimos anos, os sistemas de recomendação de conteúdos de aprendizagem correspondem a um tema bastante abordado atualmente.

Com a finalidade de realizar a recomendação mais adequada de OAs por meio de algoritmo genético para um grupo de usuários, foi necessário levar em consideração características relevantes no processo de ensino-aprendizagem. Estas características são descritas a seguir.

### 8.1 NÍVEL DE CONHECIMENTO

No ato da inscrição para um curso, os alunos preenchem um formulário com suas informações pessoais. Um dos dados apresentados é o nível de conhecimento que o aluno considera ter em relação ao curso que está inscrito, como pode ser visto na Figura 17.



The image shows a screenshot of the Moodle registration form. At the top, the Moodle logo is displayed in orange. Below it, there are navigation links: 'LesEad', 'Login', and 'New account'. The main section is titled 'More details' and contains several input fields, each marked with a red asterisk to indicate it is required. The fields are: 'Email address\*', 'Email (again)\*', 'First name\*', 'Surname\*', 'City/town\*', 'Country\*' (with a dropdown menu showing 'Select a country'), 'Level of Knowledge\*' (with a dropdown menu showing 'Select a level of knowledge'), 'Video Preference\*' (with a dropdown menu showing 'Select a level of knowledge', 'Low', 'Medium', and 'High'), and 'Text Preference\*'. At the bottom of the form, there is a red message: 'There are required fields in this form marked\*'. Below this message are two buttons: 'Create my new account' and 'Cancel'.

**Figura 17** - Formulário do Moodle: Nível de Conhecimento

Com o grau de conhecimento de cada usuário, pode-se determinar o grau de conhecimento de um grupo de usuários (classe) por meio de uma média aritmética simples, que pode ser representada pela Equação 1, onde  $n$  é o número de usuários e  $NC$  é o nível de conhecimento.

$$\sum_{i=1}^n \frac{NC(i)}{n} \quad (1)$$

Nos metadados de cada OA existe uma variável que determina o nível de dificuldade do OA. Esta dificuldade pode variar entre fácil, médio ou difícil. A fim de calcular o grau de compatibilidade dos OAs com o curso, foi levado em consideração o grau de relevância entre o nível de conhecimento do grupo e o grau de dificuldade do OA. Para isso, associações são feitas a fim de determinar o grau de relevância de cada OA, variando de 1 (não adequado) a 5 (totalmente adequado). Essas associações são representadas como no exemplo na Tabela 1.

**Tabela 1** - Tabela de associações dos OAs com os grupos.

| Propriedades dos Estudantes |                       | Propriedades do OAs |             |
|-----------------------------|-----------------------|---------------------|-------------|
| Classe                      | Nível de Conhecimento | Dificuldade         | Pertinência |
| 1                           | Baixo                 | Fácil               | 5           |
| 2                           | Alto                  | Fácil               | 1           |

Como pode ser visto na Tabela 1, para o Grupo 1, que possui baixo nível de conhecimento, foi designado grau de pertinência 5 para um OA com dificuldade fácil. No entanto, o mesmo OA recebeu grau de pertinência 1 para o Grupo 2, que tem alto nível de conhecimento, ou seja, não é adequado.

## 8.2 NÍVEL DE AFINIDADE

Dependendo do repositório de OAs utilizado para a aplicação de um curso, é provável que haja vários conteúdos educativos que não são adequados para serem

recomendados de acordo com o conteúdo do curso em andamento. Então, é importante definir o grau de afinidade dos conteúdos com o curso.

Os OAs presentes no repositório estão no padrão T-SCORM, que mostra, em seus metadados, palavras-chave relevantes sobre o assunto do OA. Por meio dessas palavras-chave, é possível verificar o nível de afinidade do OA com o curso.

Por meio destas palavras-chave é possível verificar a relação destes termos com um curso e, conseqüentemente, determinar automaticamente o nível de afinidade do conteúdo com o curso. O nível de afinidade é dado por uma escala em que é atribuído um peso 5 (cinco) para o OA com maior incidência de palavras-chave relacionadas ao curso. Para os outros OAs presentes no repositório são atribuídos pesos proporcionalmente menores.

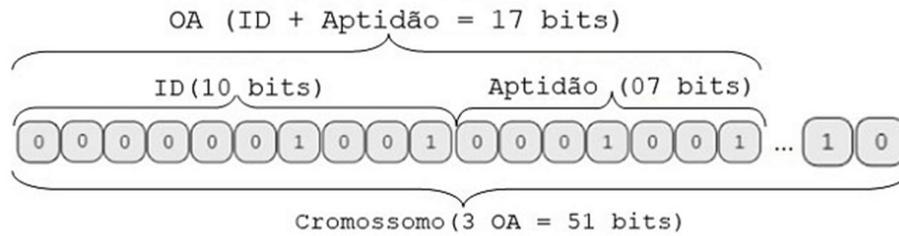
Esta variável determina o grau de afinidade do conteúdo com o curso, que pode variar de 1 (não relacionado com o curso) a 5 (fortemente relacionado com o curso).

### 8.3 ALGORITMO GENÉTICO

De acordo com Artero (2009), nos cromossomos de uma população, os genes podem ser representados de várias formas, porém as mais comuns são representações com números binários, inteiros ou reais. No entanto, a mais utilizada é a representação binária, em que um indivíduo é representado por um vetor com 0's e 1's (LINDEN, 2008).

Neste trabalho optou-se por utilizar a representação binária, pois proporciona uma melhor utilização dos recursos de processamento, uma vez que a execução do AG cria várias gerações. Essa representação também apresenta manipulação fácil e eficiente de seus operadores genéticos no cromossomo (PETROLI NETO, 2011).

Assim como em SILVA (2012), neste trabalho, cada indivíduo da população (cromossomo) é composto por cinquenta e um bits, como mostrado na Figura 18.



**Figura 18** - Representação do cromossomo. Fonte: (SILVA et al., 2013).

Cada OA é representado por 17 bits, em que os primeiros dez bits são usados para identificação (ID) do OA e os últimos sete bits representam a sua aptidão, de modo que cada cromossomo possui três OAs. A identificação do OA corresponde à posição do objeto na tabela no banco de dados do Moodle e sua aptidão corresponde à soma das características Nível de Conhecimento e Nível de Afinidade, mencionadas nas subseções anteriores.

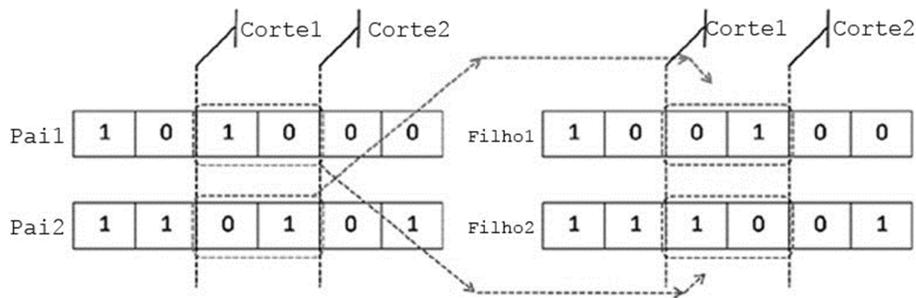
Neste trabalho, optou-se por selecionar aleatoriamente a população inicial, pois existem muitos trabalhos sobre a implementação de AG que mostram que a geração da população inicial não é uma fase crítica, no entanto, é importante a população ser formada por indivíduos diversos (ZINI, 2009).

Com a formação da população inicial, deve ser utilizado um mecanismo para efetuar a seleção dos pais, de acordo com a função de aptidão, para gerar a primeira reprodução. Segundo Linden (2008), o método mais utilizado para este fim é a seleção da roleta, o qual foi utilizado no presente trabalho. Este método funciona através da criação de uma roleta virtual em que cada indivíduo recebe uma porção da roleta proporcional à sua função de aptidão. Em seguida, a roleta é rodada e o indivíduo referente a porção em que a roleta parou é selecionado. Conseqüentemente, os mais aptos têm mais chances de serem selecionado para a reprodução.

Após a seleção dos pais para reprodução, é utilizado o operador de cruzamento genético para gerar os próximos indivíduos da população, o que pode gerar melhores indivíduos ou não. Este processo é repetido várias vezes até chegar a um resultado satisfatório (ZINI, 2009).

Por meio deste operador é feito cruzamento do material genético de dois pais selecionados pelo método da roleta. O objetivo é gerar indivíduos melhores do que os seus pais através da combinação de informações genéticas.

Como o cromossomo utilizado é formado por três genes (três OAs), utilizou-se a estratégia de corte multiponto com dois pontos de corte para cada indivíduo. Neste processo, os bits para a esquerda do *Corte1* do *Pai1* são enviados para o primeiro filho e os bits entre o primeiro e segundo corte do mesmo pai são enviados para o segundo filho. Os bits após o segundo corte do *Pai1* permanecem no *Filho1*. O segundo filho é formado pelos bits restantes (SILVA, 2012). A Figura 19 mostra um exemplo.



**Figura 19** - Cruzamento utilizando dois pontos de corte. Fonte: (SILVA, 2012).

Como cada indivíduo tem 51 bits com três OAs e cada OA tem 17 bits, o primeiro corte em cada indivíduo é feito após o 17º bit e o segundo corte é feito após o 34º bit. O limite de 50 gerações foi adotado como critério de parada do algoritmo.

## **9 VALIDAÇÃO E RESULTADOS**

Com a finalidade de avaliar as funcionalidades da ferramenta desenvolvida foram realizados testes em laboratório. Como será apresentado nesta seção, o mecanismo de recomendação de conteúdo apresentou resultados satisfatórios. O processo de validação dos resultados foi realizado como descrito nas subseções seguintes.

### **9.1 ORGANIZAÇÃO DO EXPERIMENTO**

Esta subseção apresenta como o experimento foi organizado e estruturado.

#### **9.1.1 Definição da População Inicial**

Para realização do experimento, foram criadas três turmas para o curso Inteligência Artificial no Moodle, LMS utilizado no desenvolvimento do projeto. Cada turma contendo perfis de 30 (trinta) alunos fictícios, totalizando 90 (noventa) alunos.

O repositório de conteúdos utilizado continha 153 objetos de aprendizagem (OAs) para TVDi (vídeos) e foram recomendados 2.868 (dois mil oitocentos e cinquenta e oito) vídeos. Os OAs correspondem a vídeos selecionados aleatoriamente e em seus metadados foram definidas as características levadas em consideração para recomendação. A disposição destas características estão descritas na subseção a seguir.

#### **9.1.2 Estruturação dos Conteúdos**

Levando em consideração a variável nível de dificuldade, os OAs foram dispostos da seguinte forma:

- (i) 1/3 do total de OAs com nível de dificuldade “Difícil”;
- (ii) 1/3 do total de OAs com nível de dificuldade “Médio”;

- (iii) 1/3 do total de OAs com nível de dificuldade “Fácil”;
- (iv) E, se a divisão por 3 não for exata, o restante dos OAs não possuía nível de dificuldade.

Levando em consideração a variável nível de afinidade com o curso, os OAs foram dispostos da seguinte forma:

- (i) 20% do total de OAs presente no repositório com nível de afinidade igual a 5 (fortemente relacionado com o curso – 4 ou mais palavras-chave relacionadas ao curso);
- (ii) 20% do total de OAs presente no repositório com nível de afinidade igual a 4 (relacionado ao curso – três palavras-chave relacionadas ao curso);
- (iii) 20% do total de OAs presente no repositório com nível de afinidade igual a 3 (moderadamente relacionado ao curso – 2 palavras-chave relacionadas ao curso);
- (iv) 20% do total de OAs presente no repositório com nível de afinidade igual a 2 (fracamente relacionado ao curso – 1 palavra-chave relacionada ao curso);
- (v) 20% do total de OAs presente no repositório com nível de afinidade igual a 1 (não relacionado ao curso – não apresenta palavras-chave relacionadas ao curso).

### **9.1.3 Estruturação dos Perfis dos Estudantes**

Com a finalidade de definir o nível de conhecimento de cada turma em relação ao assunto do curso ministrado, foi efetuado um cálculo onde foi determinada a média do nível de conhecimento da turma, que poderia ser Alto, Médio ou Baixo. As turmas foram dispostas da seguinte forma:

- (i) Turma 1: Nível de conhecimento Médio, sendo composta por 5 alunos com nível de conhecimento “Alto”, 20 alunos com nível de conhecimento “Médio” e 5 alunos com nível de conhecimento “Baixo”;

- (ii) Turma 2: Nível de conhecimento Alto, sendo composta por 15 alunos com nível de conhecimento “Alto”, 10 alunos com nível de conhecimento “Médio” e 5 alunos com nível de conhecimento “Baixo”;
- (iii) Turma 3: Nível de conhecimento Baixo sobre o assunto ministrado no curso, sendo composta por 5 alunos com nível de conhecimento “Alto”, 10 alunos com nível de conhecimento “Médio” e 15 alunos com nível de conhecimento “Baixo”.

#### **9.1.4 Execução e Resultados do Experimento**

Os conteúdos educacionais foram inseridos no repositório do Moodle, relacionados com a disciplina de Inteligência Artificial do curso de graduação em Ciências da Computação e o projeto foi alocado no servidor.

Conforme explicado na seção anterior, para cada recomendação realizada, o agente de conteúdo escolhe o melhor cromossomo da população gerada. Este cromossomo contém três genes, que correspondem a três OAs. Então, no total de testes de recomendação realizados, 2.868 cromossomos foram recomendados e, como cada cromossomo é composto por 3 OAs, logo 8.604 OAs (vídeos) foram recomendados.

Os OAs foram recomendados de acordo com o nível de afinidade e o nível de dificuldade, portanto, foram analisados os resultados obtidos para as duas características, os quais foram analisados tanto separadamente como em conjunto.

Quanto ao nível de dificuldade dos OAs e o nível de conhecimento da turma, os resultados dos testes de recomendação são apresentados a seguir:

(a) Para Turma 1:

Para a Classe 1, cujo o nível de conhecimento da turma era “médio” (ver subseção 9.1.3), foram recomendados:

- i. 441 OAs com nível de dificuldade igual a “difícil”, correspondendo a 15,38% do total de recomendações;

- ii. 2.042 OAs com nível de dificuldade igual a “médio”, correspondendo a 71,20% do total de recomendações;
- iii. 378 OAs com nível de dificuldade igual a “fácil”, correspondendo a 13,18% do total de recomendações;
- iv. 7 OAs que não foi definido nível de dificuldade, correspondendo a 0,24% do total de recomendações.

Os resultados estão resumidos na Tabela 2.

**Tabela 2** - Resultados da recomendação por nível de dificuldade para Turma 1.

| <b>Nível de Dificuldade</b> | <b>Quantidade de recomendações</b> | <b>(%)</b> |
|-----------------------------|------------------------------------|------------|
| Difícil                     | 441                                | 15,38      |
| Médio                       | 2.042                              | 71,20      |
| Fácil                       | 378                                | 13,18      |
| Não definido                | 7                                  | 0,24       |
| <b>Total:</b>               | <b>2.868</b>                       | <b>100</b> |

(b) Para Turma 2:

Para a Turma 2, cujo nível de conhecimento da turma era “alto”, foram recomendados:

- i. 2.194 OAs com nível de dificuldade igual a “difícil”, correspondendo a 76,50% do total de recomendações;
- ii. 554 OAs com nível de dificuldade igual a “médio”, correspondendo a 19,32% do total de recomendações;
- iii. 107 OAs com nível de dificuldade igual a “fácil”, correspondendo a 3,73% do total de recomendações;
- iv. 13 OAs que não foi definido nível de dificuldade, correspondendo a 0,45% do total de recomendações.

Os resultados estão resumidos na Tabela 3.

**Tabela 3** - Resultados da recomendação por nível de dificuldade para Turma 2.

| <b>Nível de Dificuldade</b> | <b>Quantidade de recomendações</b> | <b>(%)</b> |
|-----------------------------|------------------------------------|------------|
| Difícil                     | 2.194                              | 76,50      |

|               |              |            |
|---------------|--------------|------------|
| Médio         | 554          | 19,32      |
| Fácil         | 107          | 3,73       |
| Não definido  | 13           | 0,45       |
| <b>Total:</b> | <b>2.868</b> | <b>100</b> |

(c) Para Turma 3:

Para a Turma 3, cujo nível de conhecimento da turma era “baixo”, foram recomendados:

- i. 201 OAs com nível de dificuldade igual a “difícil”, correspondendo a 7,01% do total de recomendações;
- ii. 1.047 OAs com nível de dificuldade igual a “médio”, correspondendo a 36,51% do total de recomendações;
- iii. 1.600 OAs com nível de dificuldade igual a “fácil”, correspondendo a 55,79% do total de recomendações;
- iv. 20 OAs que não foi definido nível de dificuldade, correspondendo a 0,70% do total de recomendações.

Os resultados estão resumidos na Tabela 4.

**Tabela 4** - Resultados da recomendação por nível de dificuldade para Classe 3.

| <b>Nível de Dificuldade</b> | <b>Quantidade de recomendações</b> | <b>(%)</b> |
|-----------------------------|------------------------------------|------------|
| Difícil                     | 201                                | 7,01       |
| Médio                       | 1.047                              | 36,51      |
| Fácil                       | 1.600                              | 55,79      |
| Não definido                | 20                                 | 0,70       |
| <b>Total:</b>               | <b>2.868</b>                       | <b>100</b> |

Quanto ao nível de afinidade entre os OAs e o conteúdo do curso, os resultados dos testes de recomendação são apresentados a seguir.

(a) Para Turma 1:

- i. 2.353 OAs com nível de afinidade igual a 5, ou seja, fortemente relacionados ao curso, correspondendo a 82,04% do total de recomendações;
- ii. 457 OAs com nível de afinidade igual a 4, ou seja, relacionados ao curso, correspondendo a 15,93% do total de recomendações;
- iii. 57 OAs com nível de afinidade igual a 3, ou seja, moderadamente relacionados ao curso, correspondendo a 1,99% do total de recomendações;
- iv. 1 OA com nível de afinidade igual a 2, ou seja, fracamente relacionado ao curso, correspondendo a 0,03% do total de recomendações;
- v. Não houve recomendação de OA com nível de afinidade igual a 1, ou seja, não relacionados ao curso.

Estes resultados estão resumidos na Tabela 5.

**Tabela 5** - Resultados da recomendação por nível de afinidade para Turma 1.

| <b>Nível de Afinidade</b>  | <b>Quantidade Recomendações</b> | <b>(%)</b> |
|----------------------------|---------------------------------|------------|
| Fortemente relacionados    | 2.353                           | 82,05      |
| Relacionados               | 457                             | 15,93      |
| Moderadamente relacionados | 57                              | 1,99       |
| Fracamente relacionados    | 1                               | 0,03       |
| Não relacionados           | 0                               | 0,0        |
| <b>Total:</b>              | <b>2.868</b>                    | <b>100</b> |

(b) Para Turma 2:

- i. 2.198 OAs com nível de afinidade igual a 5 (fortemente relacionados ao curso), correspondendo a 76,64% do total de recomendações;
- ii. 572 OAs com nível de afinidade igual a 4 (relacionados ao curso), correspondendo a 19,94% do total de recomendações;
- iii. 89 OAs com nível de afinidade igual a 3 (moderadamente relacionados ao curso), correspondendo a 3,10% do total de recomendações;
- iv. 9 OAs com nível de afinidade igual a 2 (fracamente relacionado ao curso), correspondendo a 0,32% do total de recomendações;

- v. Não houve recomendação de OA com nível de afinidade igual a 1 (não relacionados ao curso).

Estes resultados estão resumidos na Tabela 6.

**Tabela 6** - Resultados da recomendação por nível de afinidade para Turma 2.

| <b>Nível de Afinidade</b>  | <b>Quantidade Recomendações</b> | <b>(%)</b> |
|----------------------------|---------------------------------|------------|
| Fortemente relacionados    | 2.198                           | 76,64      |
| Relacionados               | 572                             | 19,94      |
| Moderadamente relacionados | 89                              | 3,10       |
| Fracamente relacionados    | 9                               | 0,32       |
| Não relacionados           | 0                               | 0,0        |
| <b>Total:</b>              | <b>2.868</b>                    | <b>100</b> |

(c) Para Turma 3:

- i. 2.257 OAs com nível de afinidade igual a 5 (fortemente relacionados ao curso), correspondendo a 78,70% do total de recomendações;
- ii. 504 OAs com nível de afinidade igual a 4 (relacionados ao curso), correspondendo a 17,57% do total de recomendações;
- iii. 97 OAs com nível de afinidade igual a 3 (moderadamente relacionados ao curso), correspondendo a 3,38% do total de recomendações;
- iv. 9 OAs com nível de afinidade igual a 2 (fracamente relacionado ao curso), correspondendo a 0,32% do total de recomendações;
- v. 1 OA com nível de afinidade igual a 1 (não relacionados ao curso), correspondendo a 0,03% do total de recomendações.

Estes resultados estão resumidos na Tabela 7.

**Tabela 7** - Resultados da recomendação por nível de afinidade para Turma 3.

| <b>Nível de Afinidade</b> | <b>Quantidade Recomendações</b> | <b>(%)</b> |
|---------------------------|---------------------------------|------------|
| Fortemente relacionados   | 2.257                           | 78,70      |

|                            |              |            |
|----------------------------|--------------|------------|
| Relacionados               | 504          | 17,57      |
| Moderadamente relacionados | 97           | 3,38       |
| Fracamente relacionados    | 9            | 0,32       |
| Não relacionados           | 1            | 0,03       |
| <b>Total:</b>              | <b>2.868</b> | <b>100</b> |

Vale lembrar que uma premissa do algoritmo genético é não garantir a solução ótima do problema, por este motivo foram recomendados OAs não adequados ao curso. Porém, este fator não compromete a eficácia do sistema, já que a quantidade desses OAs é irrisória, levando em consideração a população total de recomendações.

Como visto anteriormente, o AG proposto para efetuar a recomendação leva em consideração tanto a afinidade entre os OAs e o conteúdo do curso como também a relação entre o nível de dificuldade dos OAs e o nível de conhecimento da turma. Para os três casos de testes apresentados na validação, os resultados da recomendação, considerando as características levadas em consideração simultaneamente, são apresentados a seguir.

Para a Turma 1, cujo nível de conhecimento era “médio”, foram recomendados 1.989 vídeos com nível de afinidade 5 (fortemente relacionados ao curso) ou 4 (relacionados ao curso) e com nível de dificuldade “médio”, correspondendo a 69,35% do total de recomendações.

Para a Turma 2, cujo nível de conhecimento era “alto”, foram recomendados 2.111 vídeos com nível de afinidade 5 (fortemente relacionados ao curso) ou 4 (relacionados ao curso) e com nível de dificuldade “difícil”, correspondendo a 73,61% do total de recomendações.

Para a Turma 3, cujo nível de conhecimento era “baixo”, foram recomendados 1.522 vídeos com nível de afinidade 5 (fortemente relacionados ao curso) ou 4 (relacionados ao curso) e com nível de dificuldade “fácil”, correspondendo a 53,07% do total de recomendações.

Estes resultados são apresentados resumidamente na Tabela 8.

**Tabela 8** - Resultados das recomendações por nível de afinidade e nível de dificuldade.

| <b>Turma</b> | <b>Nível de afinidade</b> | <b>Nível de dificuldade</b> | <b>Recomendações</b> | <b>%</b> |
|--------------|---------------------------|-----------------------------|----------------------|----------|
| 1            | 5 ou 4                    | Médio                       | 1.989                | 69,35    |
| 2            | 5 ou 4                    | Difícil                     | 2.111                | 73,61    |
| 3            | 5 ou 4                    | Fácil                       | 1.522                | 53,07    |

Com a finalidade de efetuar uma validação sobre sistemas de recomendação, muitos pesquisadores têm utilizado métricas como *precision* (p) e *recall* (r) (SALEHI e KMALABADI, 2012), (SALEHI, KMALABADI e GHOUSHCHI, 2012). Estas correspondem a métricas amplamente utilizadas com a finalidade de avaliar a utilidade das recomendações produzidas por um sistema de recomendação.

A métrica *precision* corresponde à proporção de resultados relevantes levando em consideração alguma definição de recomendação relevante para o domínio do problema (CARACIOLO, 2011). No caso do presente trabalho, correspondem aos OAs com nível de afinidade 4 ou 5 e nível de dificuldade correspondente ao nível de conhecimento da turma. O resultado desta métrica pode ser obtido por meio da Equação 2.

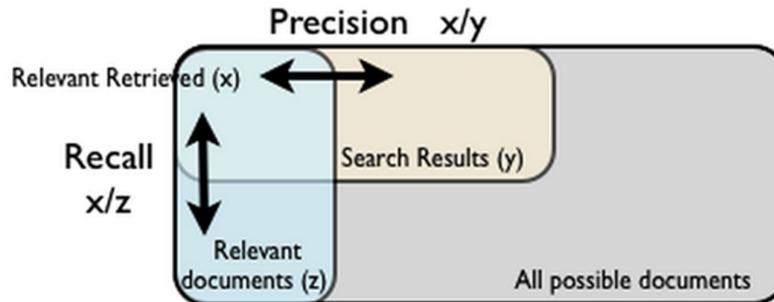
$$p = \frac{|\{\textit{documentos relevantes}\} \cap \{\textit{documentos recomendados}\}|}{|\{\textit{documentos recomendados}\}|} \quad (2)$$

A métrica *recall* corresponde à proporção de todos os resultados relevantes que estão inseridos no topo das recomendações relevantes (CARACIOLO, 2011). O resultado para esta métrica pode ser obtido por meio da Equação 3.

$$r = \frac{|\{\textit{documentos relevantes}\} \cap \{\textit{documentos recomendados}\}|}{|\{\textit{documentos relevantes}\}|} \quad (3)$$

Efetuando um comparativo entre as duas métricas, elas podem ser definidas da seguinte forma: *precision* corresponde a proporção de boas recomendações, ou seja, quanto do total que foi recomendado deveria realmente ser recomendado e *recall*

corresponde a proporção de boas recomendações que aparecem no topo das recomendações, ou seja, quanto do que deveria ser recomendado foi realmente recomendado. A Figura 20 ilustra um exemplo dessas métricas.



**Figura 20** - *Precision e recall* no contexto dos motores de busca. Fonte:(CARACIOLO, 2011).

Uma vez que é comum alcançar *recall* igual a 100%, onde todos os documentos recomendados são relevantes, o *recall* em si não é suficiente para efetuar uma validação sobre o sistema de recomendação. Por este motivo, é necessário calcular também *precision*, que corresponde ao número de documentos não relevantes que foram recomendados. E, além disso, aplicar a métrica *F-measure* (ou *F1 score*) que combina *recall* e *precision* (SALEHI e KMALABADI, 2012), (SALEHI, KMALABADI e GHOUSHCHI, 2012). Esta métrica pode ser representada por meio da Equação 4.

$$F1 = 2x \frac{precision \times recall}{precision + recall} \quad (4)$$

Levando em consideração que os documentos relevantes são os OAs recomendados que, como visto na Tabela 8, possuem grau de afinidade 4 ou 5 e nível de dificuldade correspondente ao nível de conhecimento da turma e aplicando as fórmulas apresentadas para cada turma, temos os seguintes resultados:

i. Para Turma 1:

$$p = \frac{|\{1989\} \cap \{2868\}|}{|\{2868\}|} = \frac{|\{1989\}|}{|\{2868\}|} = 0,69$$

$$r = \frac{|\{1989\} \cap \{2868\}|}{|\{1989\}|} = \frac{|\{1989\}|}{|\{1989\}|} = 1$$

$$F1 = 2x \frac{p \times r}{p + r} = 2x \frac{0,69 \times 1}{0,69 + 1} = 0,82$$

ii. Para Turma 2:

$$p = \frac{|\{2111\} \cap \{2868\}|}{|\{2868\}|} = \frac{|\{2111\}|}{|\{2868\}|} = 0,74$$

$$r = \frac{|\{2111\} \cap \{2868\}|}{|\{2111\}|} = \frac{|\{2111\}|}{|\{2111\}|} = 1$$

$$F1 = 2x \frac{p \times r}{p + r} = 2x \frac{0,74 \times 1}{0,74 + 1} = 0,85$$

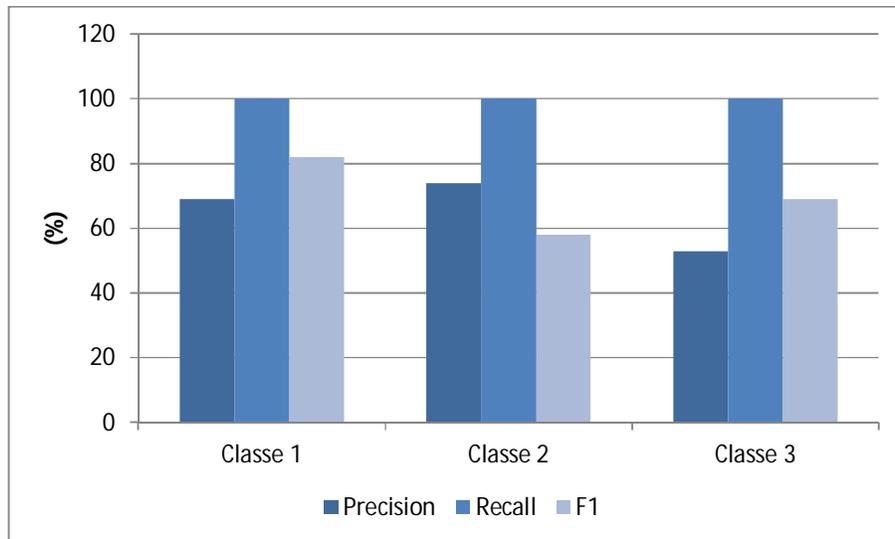
iii. Para Turma 3:

$$p = \frac{|\{1522\} \cap \{2868\}|}{|\{2868\}|} = \frac{|\{1522\}|}{|\{2868\}|} = 0,53$$

$$r = \frac{|\{1522\} \cap \{2868\}|}{|\{1522\}|} = \frac{|\{1522\}|}{|\{1522\}|} = 1$$

$$F1 = 2x \frac{p \times r}{p + r} = 2x \frac{0,53 \times 1}{0,53 + 1} = 0,69$$

O resumo dos resultados obtidos por meio da validação do sistema de recomendação pode ser representado pela Figura 21.



**Figura 21** - Resultados para *precision*, *recall* e *F1* do sistema de recomendação proposto.

Como pode ser visto em Arias et. al.(2008), o sistema de recomendação proposto obteve resultados compatíveis com resultados de *precision* e *recall* de diferentes estratégias para recomendação de cursos. Os resultados da avaliação mostram que a nossa abordagem fornece grande qualidade nas recomendações, alcançando melhores resultados em *recall* e também bons resultados em *precision* e F1.

## 10 CONSIDERAÇÕES FINAIS E TRABALHOS FUTUROS

Neste trabalho, foi apresentada uma abordagem baseada em agentes para TVDi, apoiada por um padrão adequado para classificação de OAs voltados para *t-learning*, com a finalidade de recomendar conteúdos educativos, de acordo com o nível de conhecimento dos usuários e adequação do conteúdo para o curso em andamento. Por meio do *T-Scorm Adapter*, este padrão é capaz de adaptar os OAs para TVDi, facilitando a busca e navegação destes objetos. A abordagem proposta tem como objetivo tornar o ambiente de aprendizagem mais adequado às necessidades de cada aluno.

Conforme apresentado na seção anterior, foram realizados testes em laboratório e a abordagem proposta apresentou resultados satisfatórios. Quanto à relação entre os OAs e o conteúdo do curso ofertado: (i) para a Turma 1, 82,05% dos vídeos recomendados foram fortemente relacionados ao curso e apenas 0,03% foram fracamente relacionados ao curso; (ii) para a Turma 2, 76,64% dos OAs recomendados foram fortemente relacionados ao curso e apenas 0,32% fracamente relacionados ao curso; e (iii) para a Turma 3, 78,70% dos OAs recomendados foram fortemente relacionados ao curso e somente 0,32% fracamente relacionados ao curso.

Outro resultado expressivo foi o percentual de objetos recomendados de acordo com o nível de conhecimento dos alunos. Para a Turma 1, que possuía nível de conhecimento “médio”, 71,20% dos OAs recomendados possuía nível de dificuldade “médio”. Para a Turma 2, que possuía nível de conhecimento “alto”, 76,50% dos OAs recomendados possuía nível de dificuldade “difícil”. Para a Turma 3, que possuía nível de conhecimento “baixo”, 55,79% dos OAs recomendados possuía nível de dificuldade “fácil”.

Levando em consideração simultaneamente a relação entre os OAs e o conteúdo do curso, bem como o nível de conhecimento da turma e o nível de dificuldade dos OAs, a recomendação também apresentou bons resultados. Para as turmas 1, 2 e 3, as porcentagens de boas recomendações foram, respectivamente, 69,35%, 73,61% e 53,07%.

Como trabalho futuro, pretende-se desenvolver uma implementação mais robusta da arquitetura proposta e realizar uma avaliação com base em questionários com alunos reais, com o objetivo de obter melhor feedback sobre a usabilidade do ambiente proposto e seu impacto sobre a aprendizagem dos alunos. Pretende-se também efetuar uma validação quanto à performance do sistema, verificando o tempo real para efetuar uma recomendação e, conseqüentemente, avaliar possíveis melhorias.

Além disso, temos a intenção de trabalhar o enriquecimento dinâmico do perfil da turma por meio da avaliação da interação dos alunos com os conteúdos apresentados na TVDi. Assim, o nível de conhecimento da turma será calculado automaticamente, influenciando a recomendação dos vídeos para os alunos.

Além disso, pretende-se desenvolver uma função para captar informações dinâmicas sobre os alunos obtidas por meio de avaliações ao final de cada OA recomendado, como forma de avaliar o conhecimento dos alunos. Estas novas informações sobre os estudantes obtidas por meio das avaliações feitas ao final de cada OA apresentado formão o perfil dinâmico dos estudantes, os quais serão armazenados na Ontologia de Contexto Dinâmico. O primeiro OA recomendado será compatível com o nível de conhecimento fornecido pela turma em seu perfil estático, enquanto que o nível do próximo OA dependerá da interação posterior entre os alunos e o OA recomendado anteriormente, o que será alcançado através das atividades desenvolvidas no final de cada OA.

## REFERÊNCIAS

- ADL. Advanced Distributed Learning. **Co-Laboratories, Choosing a Learning Management System**, 2013. Disponível em: <[http://www.adlnet.gov/wpcontent/uploads/2013/05/Choosing an LMS.pdf](http://www.adlnet.gov/wpcontent/uploads/2013/05/Choosing_an_LMS.pdf)>. Acesso em: Maio 2013.
- ADVANCED Distributed Learning. **Advanced distributed learning**, 2013. Disponível em: <<http://www.adlnet.org>>.
- AMÉRICO, M. **TV Digital: Propostas Para o Desenvolvimento de Conteúdos em Animação Para o Ensino de Ciências**. Tese (Doutorado em Educação para a Ciência) - Universidade Estadual Paulista. Bauru, SP, p. 213. 2010.
- ARIAS, J. J. P. et al. Provision of distance learning services over interactive digital tv with mhp. **Computers & Education**, v. 50, p. 927-949, 2008.
- ARTERO, A. O. **Inteligência Artificial - Teoria e Prática**. 1. ed. São Paulo: Livraria da Física, 2009.
- CARACIOLO, M. ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN MOTION. **Evaluating Recommender Systems - Explaining F-Score, Recall and Precision using Real Data Set from Apontador**, 4 Maio 2011. Disponível em: <<http://aimotion.blogspot.com.es/2011/05/evaluating-recommender-systems.html>>. Acesso em: 15 jun. 2013.
- CARNEIRO, N. et al. Design decisions for a Brazilian t-commerce application. **16th International Conference on Information Visualisation. 2 ed.**, Montpellier, 2012. 176-181.
- EDWIN, M. et al. Multiplatform learning system based on interactive digital television technologies, IDTV. **XXXVIII Conferencia Latinoamericana En Informatica (CLEI)**, Medellin, 2012. 1-10.
- GOMES, A. S. et al. **Design da Interação de Novos Produtos para TVD: Abordagens qualitativas**. Porto Alegre, RS: IHC, 2008.
- IBGE. **Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística**, 2010. Disponível em: <<http://www.ibge.gov.br/home/default.php>>.
- IEEE-LTSC-P1484.12. IEEE Learning Technology Standard. **Learning Object Metadata Working Document**, 2000. Disponível em: <<http://ltsc.ieee.org/wg12>>.
- ITU-T. **Nested Context Language (NCL) and Ginga-NCL for IPTV**. [S.l.]. 2009.
- LINDEN, R. **Algoritmos Geneticos - Uma importante ferramenta da Inteligencia Computacional**. 2. ed. Rio de Janeiro, RJ: Brasport, 2008.
- LISBOA, R. P. et al. Categorias Comunicacionais para Produção de Conteúdos Educativos para Televisão Digital. **XXII Simpósio Brasileiro de Informática na Educação**, Aracaju, SE, 2011. 800-809.

LOM. **Learning object metadata**, 2002. Disponível em: <<http://ltsc.ieee.org/wg12/20020612-final-lom-draft.html>>.

MENDES NETO, F. M. **Technology Platform Innovations and Forthcoming Trends in Ubiquitous Learning**. Hershey: IGI Global, 2013.

MONTEZ, C.; BECKER, V. **TV Digital Interativa: Conceitos, desafios e perspectivas para o Brasil**. 2. ed. Florianópolis: Editora da UFSC, 2005.

MONTEZ, C.; BECKER, V. **TV Digital Interativa: Conceitos, desafios e perspectivas para o Brasil**. 2. ed. [S.l.]: Editora da UFSC, 2005.

PETROLI NETO, S. Computação Evolutiva: desvendando os algoritmos genéticos. **Ubiquidade - Revista de Estudos de Tecnologia da Informação e Comunicações**, v. 1, p. 34-35, 2011.

REY-LOPEZ, M.; FERNANDEZ-VILAS, A.; DIAZ-REDONDO, R. P. A model for personalized learning through idtv. **Adaptive Hypermedia and Adaptive WebBased Systems Proceedings**, Berlin, 4018, 2006. 457-461.

ROTHLAUF, F. Representations for Genetic and Evolutionary Algorithms. 2. ed. Heidelberg: Springer, 2006.

SALEHI, M.; KMALABADI, I. N. **A hybrid attribute-based recommender system**. International Conference on Future Computer Supported Education. IERI Procedia: Elsevier. 2012. p. 565-570.

SALEHI, M.; KMALABADI, I. N.; GHOUSHCHI, M. B. G. **A new recommendation approach based on implicit attributes of learning material**. International Conference on Future Computer Supported Education. Procedia: Elsevier. 2012. p. 571-576.

SANTOS, D. T. **Estudo de aplicativos de TVDi para educação a distância**. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - UNICAMP. Campinas, SP, p. 98. 2007.

SILVA, F. M. **T-SCORM: Uma Extensão do Padrão SCORM para Apoiar o Projeto de Conteúdos Educacionais para t-learning**. Dissertação (Mestrado em Ciências da Computação) - Universidade Federal Rural do Semi Árido. Mossoró, RN, p. 75. 2012.

SILVA, F. M. et al. T-SCORM: An Extension of the SCORM Standard to Support the Project of Educational Contents for t-learning. **Creative Education**, v. 3, p. 101-108, 2012.

SILVA, L. C. N. **MobiLE: Um Ambiente Multiagente de Aprendizagem Móvel para Apoiar a Recomendação Ubíqua de Objetos de Aprendizagem**. Dissertação (Mestrado em Ciências da Computação) - Universidade Federal Rural do Semi Arido. Mossoró, RN, p. 107. 2012.

SILVA, L. C. N.; MENDES NETO, F. M.; JÁCOME JÚNIOR, L. **MobiLE: Um Ambiente Multiagente de Aprendizagem Móvel Baseado em Algoritmo Genético para Apoiar a Aprendizagem Ubíqua**. **Revista Brasileira de Informática na Educação (RBIE)**, v. 21, 2013.

SOUSA NETO, F. A.; BEZERRA, E. P. DITV-Learning: Uma Ferramenta de Autoria à Criação de Objetos Digitais de Aprendizagem para Televisão Digital Interativa. **XXIII Simpósio Brasileiro de Informática na Educação**, Rio de Janeiro, RJ, 2012.

W3C. World Wide Web Consortium. **XML Technology**, 2013. Disponível em: <<http://www.w3.org/standards/xml/>>.

ZINI, E. O. C. **Algoritmo Genético Especializado na Resolução de Problemas com Variáveis Contínuas e Altamente Restritos**. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Universidade Estadual Paulista (UNESP). Ilha Solteira, SP, p. 149. 2009.