

Consciência Situacional em Ambientes Virtuais de Aprendizagem: Modelo Mental Proposto em Obras de Mineração de Dados Educacionais

Ernani Martins¹, Luciana Assis², Cláudia Berti², Alessandro Vivas²

¹Instituto de Informática – Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS)
Caixa Postal 15.064 – 91.501-970 – Porto Alegre – RS – Brazil

²Departamento de Computação
Universidade Federal dos Vales do Jequitinhonha e Mucuri (UFVJM)
Diamantina, MG – Brazil

{naninmartins, lupassis, claudiabberti, alessandro.vivas}@gmail.com

Abstract. *This article describes the use of Situational Awareness (CS) in support of Virtual Learning Environments (AVA's). Educational Data Mining (EDM) researches the development of methods for data processing generated from educational environments, however AVA's tend to result in extremely dynamic datasets, thus requiring tools that adapt to the variations arising from each interaction with the user. The CS uses Mental Models to systematically assimilate states in certain situations, the conscious view about the environment allows the identification of each configuration of the data and what better action to take, being able to delimit situations in which the MDE methods best apply.*

Resumo. *Este artigo descreve o uso da Consciência Situacional (CS) no suporte à Ambientes Virtuais de Aprendizagem (AVA's). Mineração de Dados Educacionais (MDE) buscam o desenvolvimento de métodos para processamento de dados gerados a partir de ambientes educacionais, no entanto AVA's tendem a resultar em conjuntos de dados extremamente dinâmicos, requerendo assim ferramentas que se adaptem as variações decorrentes de cada interação com o usuário. A CS usa Modelos Mentais para assimilar sistematicamente estados em determinadas situações, a visão consciente sobre o ambiente permite a identificação de cada configuração dos dados e qual melhor ação a ser tomada podendo delimitar situações nos quais os métodos da MDE melhor se aplicam.*

1. Introdução

O recente aprimoramento da tecnologia tem fornecido grande flexibilidade aos educadores para disseminar o conhecimento nas mais inúmeras plataformas. [Ahmad and Shamsuddin 2010] afirmam que o uso destas tecnologias disponibilizam diversas abordagens para facilitar o ensino, maximizando os resultados de aprendizagem entre os discentes.

Ambientes Virtuais de Aprendizagem (AVA's) criam modelagens e diretrizes que possam inferir o estado do aprendizado de cada estudante, assim modalidades de ensino da Educação a Distância caracterizam-se por práticas pedagógicas personalizadas utilizando-se das mais diversas tecnologias da informação em vários graus educacionais.

A utilização das plataformas pelos discentes resulta em um conjunto diverso de dados em inúmeras situações de interação com o ambiente, este valor numeroso de dados pode dificultar o gerenciamento e análise sobre a relação dos agentes junto dos AVA's [Rabelo et al. 2017]. Alunos e professores relacionam-se por meio da disponibilização de materiais, discussão em fóruns sobre determinados assuntos e chats, todavia, estes meios por vezes não são o bastante para que os discentes consigam atingir o conhecimento em sua melhor forma [Falci et al. 2018].

[Endsley and Jones 2012] enfatizam que o grande volume de dados em sua maioria não permitem extrair um conhecimento sucinto e real da situação. A dinamicidade dos acontecimentos no ambiente deverá ser capturada e assimilada em um processo ininterrupto, integrando a percepção dos elementos no espaço, assim como a compreensão e projeção de eventos imediatamente no futuro [Silva et al. 2012].

O entendimento de aspectos existentes no ambiente é chamado de Consciência Situacional-CS (do inglês Situation Awareness), [Endsley and Jones 2012, p.13] compreendem a CS em “ estar ciente do que está acontecendo ao seu redor e entendendo o que estas informações significam agora e no futuro ”.

[Roy et al. 2007] afirmam que a CS é um componente natural da organização cognitiva humana, e os benefícios que resultam de um melhor entendimento da situação podem ser percebidos desde a pré-história. Uma Decisão assertiva torna-se difícil quando não existe uma boa consciência da situação [Endsley and Jones 2012].

Técnicas e tecnologias baseadas em Mineração de Dados Educacionais (MDE) e a CS podem facilitar o processo de Tomada de Decisão e entendimento do ambiente, possibilitando assim a construção de sistemas com conteúdo adaptativo ao processo de aprendizagem do aluno. A MDE emprega diversas técnicas e procedimentos sobre uma base de dados educacional desejando a descoberta de conhecimento relevante.

[Endsley 1995] e [Endsley and Jones 2012] relatam que a CS emprega Modelos Mentais na criação de estruturas complexas para mapear o comportamento de sistemas específicos diminuindo assim a carga de dados sobre um usuário. Este arcabouço de situações sugere qual procedimento a ser tomado dada determinada situação.

Modelos Mentais podem auxiliar na escolha dos métodos de MDE sobre determinadas circunstâncias, o resultado do processamento destes métodos influencia diretamente no nível de CS que o ambiente educacional atingirá.

2. Fundamentação Teórica

Este capítulo provê uma base teórica referente a formalização dos conceitos de Consciência Situacional e Mineração de Dados voltado a educação, em razão de facilitar o processo de tomada de decisão em ambientes educacionais.

3. Consciência Situacional

Define-se CS como: “ a percepção dos elementos no ambiente dentro de um volume de tempo e espaço, a compreensão dos seus significados, e a projeção dos seus estados em um futuro próximo ”[Endsley 1988, p. 97].

A falta de CS leva as pessoas a um desentendimento da situação em que se encontram, sendo que a melhor maneira de auxiliar a avaliação humana é suprimindo o usuário

com altos níveis de Consciência Situacional [Endsley and Jones 2012]. Todas as tarefas cotidianas requerem níveis específicos de consciência, ao cozinhar por exemplo, a pessoa deve entender todos os parâmetros do ambiente, como temperatura da panela, quantidade de água esquentando, previsão de fervura da água e etc.

Existem algumas variações nos modelos de definição da consciência da situação, contudo a definição melhor aceita na literatura para modelagem computacional foi proposta por [Endsley 1995] sendo separados em 3 níveis: *percepção*, *compreensão* e *projeção*.

- **Percepção dos elementos do ambiente:**

Neste estado é necessário perceber os sinais do ambiente, variáveis relevantes, elementos e atributos do ambiente, é o primeiro passo para obtenção da Consciência Situacional. Sem uma boa percepção, informações relevantes as etapas de compreensão e projeção ficam incompletas, levando a interpretações ruidosas e baixa consciência sobre os estados do ambiente.

- **Compreensão da situação atual:**

O segundo passo na obtenção da CS é conseguir realizar o entendimento mais correto possível sobre os dados colhidos, compreendendo as relações e dinamismos percebidas em sinais que serão relevantes para alcançar os objetivos. Baseado em conhecimentos dos elementos do nível 1, o tomador de decisão reconhece padrões e formas em uma figura holística do ambiente, compreendendo a significância dos objetos e eventos.

- **Projeção do estado futuro:**

Nesta etapa deve-se ser capaz de prever um estado futuro, ou seja, a habilidade de antever eventos onde tomadores de decisão necessitam de um alto nível de SA. O Nível 3 somente é obtido a partir de uma boa compreensão (Nível 2). [Endsley and Jones 2012] exemplificam que: “ com Nível 3 de CS, uma motorista sabe que se prosseguir para dentro do cruzamento da rua, ela provavelmente será atingida. ”

3.1. Modelos Mentais

Para [Endsley and Jones 2012] o indivíduo possui dois tipos de memórias: *de curto prazo ou de trabalho e de longo prazo*. Quando armazenamos informações em *memória de trabalho*, gravamos o conhecimento em uma base temporária na mente, entretanto somente uma quantia restrita de informação consegue ser retida e manipulada, sendo que uma pessoa deverá relacionar-se ativamente com estas informações para não esquecer-las. A informação conciliada com conhecimento prévio em uma memória de trabalho cria uma nova imagem mental ou a atualiza conforme mudanças na situação.

Imagem mental são formas de representar em pensamento o mundo externo, a mente humana capta o mundo exterior a partir de representações mentais. Estas visões podem ser categorizadas entre representações *analógicas e proposicionais*, a imagem visual é um exemplo de representação analógica [Moreira 1996].

Por outro lado as representações proposicionais são abstratas, organizadas em regras rígidas compreendendo o conteúdo ideacional da mente. Estas representações proposicionais mapeiam-se em uma linguagem da mente (“ mentais ”), de forma que

representações proposicionais não são pensamentos expressos em frases, mas sim entidades individuais e abstratas formuladas em linguagem própria da mente, alguns psicólogos cognitivos afirmam que a imagem mental pode ser reduzida a representações proposicionais [Moreira 1996].

Memórias de longo-prazo estruturadas podem ser utilizadas para contornar as limitações em memórias de trabalho, gerenciando o conhecimento em modelos mentais, esquemas e scripts, desempenhando uma importante função na CS [Endsley 1995].

Modelos Mentais foram definidos por [Rouse, W. B., and Morris 1985, p.60] apud [Endsley 1995] como: “ mecanismos pelos quais humanos são capazes de gerar descrições e formas de sistemas propostos, explicações de funcionalidades e estados observados do sistema, e previsões de estados futuros ”.

Um *esquema* é um estado provável em que podemos acessar a partir de um modelo mental, a mente define padrões de acontecimentos anteriores e os reconhecessem conforme as entradas do ambiente [Endsley and Jones 2012].

Os esquemas podem funcionar como atalhos para que não necessitemos acessar o modelo mental a todo momento, (como se tivéssemos uma sensação de *dejavú*). Estes esquemas são formados a partir de casos vividos, contudo, uma vantagem dos esquemas são que não necessitam representar exatamente outras situações parecidas pois as pessoas tem a capacidade de relacionar características de uma situação com um esquema [Endsley and Jones 2012].

Um *script* são sequências de ações sendo associadas a um esquema, ou seja, são passos do que se deve fazer a partir da seleção de uma ação, os scripts também são desenvolvidos a partir da experiência, ou são normatizados pelo domínio. Novamente um doutor ao selecionar um esquema (determinando um estado do paciente), prosseguirá o tratamento dando continuidade a uma série de ações pré-programadas para determinada situação [Endsley and Jones 2012].

[Moreira 1996] acredita que não existe um único modelo mental para determinadas situações ou estados em uma mesma abordagem dos fatos, ainda que um modelo mental demonstre-se mais adequado para representação da situação. Um mecânico pode seguir trocando entre vários modelos mentais e esquemas conforme segue na identificação das entradas (possíveis problemas) do seu exame no carro.

3.2. Mineração de Dados Educacionais

A Mineração de Dados foi desenvolvida com o intuito de permitir descoberta de conhecimento sobre uma base de dados, [Goldschmidt et al. 2005] afirmam que este conjunto de técnicas oriundas da Estatística e Inteligência Artificial visam obter conhecimento novo, útil, relevante e não-trivial os quais possam estar escondidos em tais bases.

[Fernandes et al. 2016] reforçam que o uso de técnicas de Mineração de dados ao contexto educacional ou MDE (Mineração de Dados Educacionais) são soluções promissoras para a compreensão de informações nas base de dados em AVA's.

[Romero and Ventura 2013] concordam em dizer que MDE pode ser definida como a aplicação de técnicas de MD para o específico tipo de conjunto de dados originados em ambientes educacionais, combinando ciência da computação, estatística e

educação .

[García et al. 2011] e [dos Santos 2016] elucidam o processo de MDE em uma conversão de dados brutos de Sistemas Educacionais em informação, que podem ser usadas por desenvolvedores de software, professores, pesquisadores educacionais, em informação útil, [García et al. 2011] ainda afirmam que o processo de mineração de dados educacionais é baseado nos mesmos passos de um processo de MD.

4. Estado da Arte

[Dorça 2012] desenvolve uma abordagem estocástica visando a detecção dos Estilos de Aprendizagem do aluno, o desenvolvimento do trabalho resultou em um Módulo do Estudante, um Módulo Pedagógico e o Componente de Modelagem do Estudante, usou-se Cadeia de Markov e Algoritmo de Aprendizagem por Reforço como técnicas dentro dos módulos para o processo de detecção do estilo.

[Salazar et al. 2017] construíram um novo algoritmo empregando o uso de redes Bayesianas para detecção do estilo de aprendizagem, [Falci et al. 2018] propõem uma customização desta abordagem utilizando lógica fuzzy e categorização de reforços, já [Ribeiro et al. 2017] aplicam o uso de Média Móvel Exponencialmente Ponderada para detecção dos estilos.

[Sena et al. 2016] usam cadeias ocultas de Markov com o algoritmo Virtebi procurando potencializar o processo de seleção dos Estilos de Aprendizagem dos alunos, [Silva et al. 2017] utilizam a técnica de Aprendizagem de Máquina online Dynamic Scripting no lugar do algoritmo de Aprendizagem por Reforço usado por [Dorça 2012].

[Falci et al. 2016] propõem um algoritmo novo para que o sistema convirja para o estilo de aprendizagem mais rápido do que a técnica de Aprendizagem por Reforço a partir de uma análise dos históricos da Categorização do Estilo de Aprendizagem .

[Ahmad and Shamsuddin 2010] fazem uma análise comparativa das Técnicas de Mineração para Detecção Automática dos Estilos de Aprendizagem do Estudante, os autores utilizam nove algoritmos diferentes baseados em três técnicas de mineração: regras de associação, redes Bayesianas e árvores de decisão, presentes dentro da ferramenta Weka, concluíram por fim que algoritmos baseados em árvores de decisão apresentaram substancial porcentagem de acurácia comparados a redes Bayesianas e regras de associação.

[Fernandes 2017] utilizou-se do Algoritmo de Classificação Associativa em MDE na previsão do desempenho de estudantes no combate a evasão da EAD, o estudo dividiu-se em 4 experimentos, algoritmo CBA usando o algoritmo Apriori, algoritmo CBA com Predictive Apriori, Balanceamento das Classes de estudo antes da aplicação dos algoritmos e Cortes Temporais, objetivando a divisão do conjunto de dados em períodos temporais de forma que os professores obtivessem resultados progressivos dos estudantes.

[Dias et al. 2008] a partir da avaliação dos dados do ambiente LabSQL desenvolveram tarefas de classificação aplicando Redes Bayesianas e Árvores de decisão, buscando entre os dados relacionamentos novos não previstos. As árvores de decisão deixaram a mostra padrões referentes ao processo de aprendizado relacionado ao comportamento dos alunos.

[Mitsch et al. 2013] realizaram uma pesquisa de técnicas de MD concentrada em

clusterização para o uso em Consciência Situacional, o autor ressalta a especificidade dos requisitos necessários para a CS, dada a natureza destes sistemas em lidar com uma faixa larga de heterogeneidade em objetos inter-relacionados oriundos de várias fontes, propondo assim um critério de avaliação entre CS e MD para seleção de técnicas de clusterização espaço-temporais.

[Yin et al. 2012] modelaram o uso da Consciência Situacional para avaliar Situações de Emergência através de sensores oriundos de Mídias Sociais, usando processamento de linguagem natural e técnicas de MD para extrair informações no Twitter geradas a partir de desastres e crises.

[Krishnaswamy et al. 2005] desenvolvem uma arquitetura que busca a CS em rodovias, para isto, propõe-se o uso de técnicas de mineração de dados onipresentes embarcadas em dispositivos móveis transmitidas em redes wireless dispostas nas rodovias. A arquitetura promete reduzir erros humanos graças ao monitoramento das estradas e dos dispositivos móveis dentro dos carros executando o algoritmo LWC de classificação de eventos.

5. Abordagem Proposta

O presente trabalho propõe uma organização computacional de um Modelo Mental que poderá ser aplicado diretamente sobre as etapas de Compreensão e Projeção na construção de AVA's suportados por CS, tais softwares devem ter a capacidade de auto-gerenciamento definindo assim qual melhor técnica de MDE deverá ser tomada diante de cada situação.

A estrutura do Modelo Mental deverá ser capaz de avaliar as características dos dados a serem processados, objetivo a ser atingido e a condição encontrada no estado vigente. Os esquemas e scripts deste modelo desempenham papel crucial relacionando todas as características da situação presente a alguma estrutura vivenciada e/ou definida anteriormente.

Em uma situação empírica ótima os modelos mentais deveriam ser capazes de sugerir quais possíveis melhores métodos incorporados a MDE adequam-se para obtenção do resultado esperado.

O Modelo Mental é volátil e pode ser alterado futuramente conforme a mudança das condições do ambiente onde o software funcionará, os objetivos são extremamente dinâmicos e ilustram as metas do ambiente no qual foram inseridos. O Modelo aqui proposto fundamenta-se nos objetivos, características do conjunto de dados e métodos nos estudos realizados pelas obras levantadas neste trabalho. Os objetivos são: Detecção do Estilo de Aprendizagem e Prevenção do Desempenho acadêmico do Discente.

O primeiro parâmetro dado a árvore será qual o objetivo que deve ser minerado do conjunto de dados a ser trabalhado, desta definição, a árvore percorrerá o caminho no qual atender melhor as expectativas e características do conjunto, deduzindo através de experiências prévias qual técnica MDE possivelmente atenderá as expectativas do conjunto (ex: Em Detecção do Estilo de Aprendizagem se o tratamento dos dados é Estocástico e o nº de iterações é pequeno então deverá ser aplicado o algoritmo de Virtebi como enfatizam [Sena et al. 2016]).

A organização a ser seguida pelo Modelo Mental poderá ser construída em diversas estruturas computacionais de dados, decidiu-se neste trabalho o uso de Árvores de

Decisão devido a sua facilidade de entendimento e implementação (Figura 1).

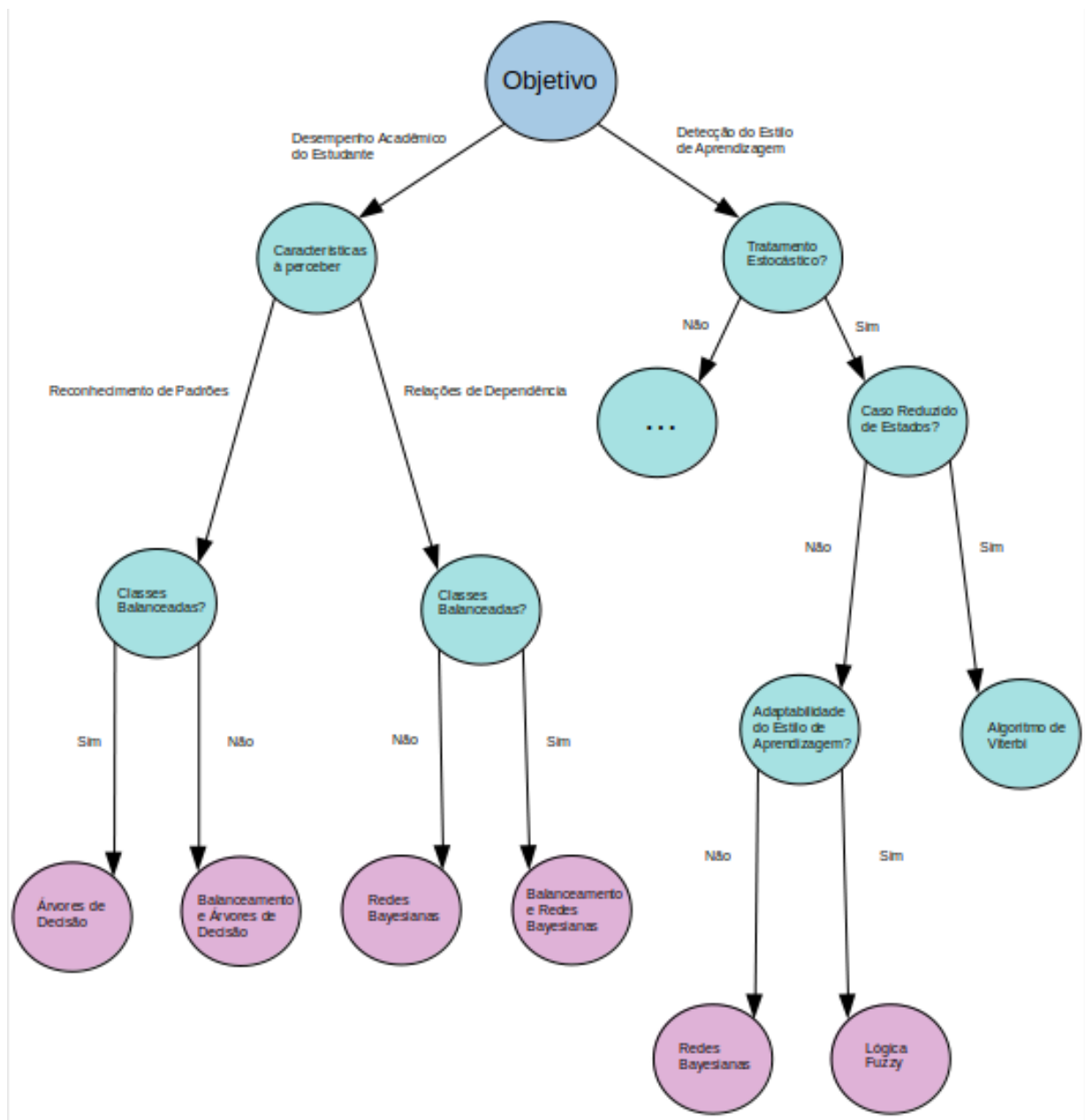


Figura 1. Árvore de Decisão para seleção de método MDE. Fonte: elaborado pelo autor

6. Discussões

7. Conclusão e Trabalhos Futuros

Então Aqui vão as conclusões e trabalhos futuros do que vai rolar nessa bagaça tretística

Referências

Ahmad, N. B. H. and Shamsuddin, S. M. (2010). A comparative analysis of mining techniques for automatic detection of student's learning style. In *2010 10th International*

Conference on Intelligent Systems Design and Applications, number November, pages 877–882.

- Dias, M. M., Filho, L. A. d. S., Lino, A. D. P., Favero, E. L., and Ramos, E. M. L. S. (2008). Aplicação de Técnicas de Mineração de Dados no Processo de Aprendizagem na Educação a Distância. *Brazilian Symposium on Computers in Education (Simpósio Brasileiro de Informática na Educação - SBIE)*, 1(1):105–114.
- Dorça, F. A. (2012). *Uma Abordagem Estocástica Baseada em Aprendizagem por Reforço para Modelagem Automática e Dinâmica de Estilos de Aprendizagem de Estudantes em Sistemas Adaptativos e Inteligentes para Educação a Distância*. PhD thesis, Universidade Federal de Uberlândia.
- dos Santos, R. M. M. (2016). Técnicas de Aprendizagem de Máquina Utilizadas na Previsão de Desempenho Acadêmico.
- Endsley, M. R. (1988). PROCEEDINGS OF THE HUMAN FACTORS SOCIETY-32nd ANNUAL MEETING 1988. In *PROCEEDINGS OF THE HUMAN FACTORS SOCIETY*, pages 97–101, Hawthorne, CA.
- Endsley, M. R. (1995). Toward a Theory of Situation Awareness in Dynamic Systems. *Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society*, 37(1):32–64.
- Endsley, M. R. and Jones, D. G. (2012). *Designing for Situation Awareness: An Approach to User-Centered Design*. CRC Press, second edition.
- Falci, S. H., Andrade, A. V., Assis, L. P. D., Pitangui, C., de Carvalho, L. L., and Dorça, F. (2018). Detecção de Estilos de Aprendizagem Utilizando Lógica Fuzzy e Categorização de Reforços. Number June.
- Falci, S. H., Vivas, A., Assis, L., and Pitangui, C. (2016). Uma Nova Abordagem para Aplicação de Reforço em Sistemas Automáticos e Adaptativos de Detecção de Estilos de Aprendizagem. *Revista Eletrônica Argentina-Brasil de Tecnologias da Informação e da Comunicação*, 1(6).
- Fernandes, W. L. (2017). APLICAÇÃO DO ALGORITMO DE CLASSIFICAÇÃO ASSOCIATIVA (CBA) EM BASES EDUCACIONAIS PARA PREDIÇÃO DE DESEMPENHO.
- Fernandes, W. L., Pitangui, C. G., Vivas, A., and Assis, L. (2016). Levantamento e Análise de Obras Recentes Baseada em Mineração de Relações e Clusterização. Number October, page 970.
- García, E., Romero, C., Ventura, S., and De Castro, C. (2011). A collaborative educational association rule mining tool. *Internet and Higher Education*, 14(2):77–88.
- Goldschmidt, R., Passos, E., and Bezerra, E. (2005). *Data Mining: Um Guia Prático - Conceitos, Técnicas, Ferramentas, Orientações e Aplicações*.
- Krishnaswamy, S., Loke, S., Rakotonirainy, A., Horovitz, O., and Gaber, M. M. (2005). Towards situation-awareness and ubiquitous data mining for road safety: Rationale and architecture for a compelling application. *Researchportal.Port.Ac.Uk*.
- Mitsch, S., Müller, A., Retschitzegger, W., Salfinger, A., and Schwinger, W. (2013). A survey on clustering techniques for situation awareness. In *Lecture Notes in Computer*

- Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, volume 7808 LNCS, pages 815–826.
- Moreira, M. A. (1996). MODELOS MENTAIS. *Investigações em Ensino de Ciências*, 1(3):193–232.
- Rabelo, H., Burlamaqui, A., Valentim, R., Rabelo, D. S. d. S., and Medeiros, S. (2017). Utilização de técnicas de mineração de dados educacionais para predição de desempenho de alunos de EaD em ambientes virtuais de aprendizagem. Number Cbie, page 1527.
- Ribeiro, P., Assis, L., Vivas, A., and Pitangui, C. (2017). Detecção de Estilos de Aprendizagem utilizando Média Móvel Exponencialmente Ponderada. (November):1247.
- Romero, C. and Ventura, S. (2013). Data mining in education. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, 3(1):12–27.
- Rouse, W. B., and Morris, N. M. (1985). On looking into the black box: Prospects and limits in the search for mental models (OTIC AD-AI59080). *Georgia Institute of Technology, Center for Man-Machine Systems Research*.
- Roy, J., Breton, R., and Rousseau, R. (2007). *Concepts, Models, and Tools for Information Fusion*. Artech House , INC.
- Salazar, L., Assis, L., Vivas, A., Pitangui, C., and Falci, S. (2017). Detecção de Estilos de Aprendizagem em Ambientes Virtuais de Aprendizagem Utilizando Redes Bayesianas. (November):1317.
- Sena, E., Vivas, A., Assis, L., and Pitangui, C. (2016). Proposta de uma Abordagem Computacional para Detecção Automática de Estilos de Aprendizagem Utilizando Modelos Ocultos de Markov e FSLSM. (November):1126.
- Silva, A. W. L., Lacerda, M. R. M., Santos, N. D., Fialho, F. A. P., and Netto, M. (2012). Consciência Da Situação Em Equipes Transdisciplinares. *Ciências e Cognição / Science and Cognition*, 17(2):115–134.
- Silva, J. C., Pitangui, C., Assis, L., and Vivas, A. (2017). Detecção Automática e Dinâmica de Estilos de Aprendizagem em Sistemas Adaptativos e Inteligentes utilizando Dynamic Scripting. (October):1327.
- Yin, J., Lampert, A., Cameron, M., Robinson, B., and Power, R. (2012). Using social media to enhance emergency situation awareness. *IEEE Computer Society*, 27:52–59.