

UNIVERSIDADE FEDERAL DOS VALES DO JEQUITINHONHA E MUCURI
FACULDADE DE CIÊNCIAS EXATAS
CURSO DE SISTEMAS DE INFORMAÇÃO

**MODELO DE APOIO AO ENSINO EM AMBIENTES VIRTUAIS DE
APRENDIZAGEM SUSTENTADO POR CONSCIÊNCIA SITUACIONAL:**

Ernani Martins

Diamantina

2018

UNIVERSIDADE FEDERAL DOS VALES DO JEQUITINHONHA E MUCURI
FACULDADE DE CIÊNCIAS EXATAS

**MODELO DE APOIO AO ENSINO EM AMBIENTES VIRTUAIS DE
APRENDIZAGEM SUSTENTADO POR CONSCIÊNCIA SITUACIONAL:**

Ernani Martins

Orientador(a):

Nome do Orientador(a)

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado
ao Curso de Sistemas de Informação, como
parte dos requisitos exigidos para a conclusão
do curso.

Diamantina

2018

**MODELO DE APOIO AO ENSINO EM AMBIENTES VIRTUAIS DE
APRENDIZAGEM SUSTENTADO POR CONSCIÊNCIA SITUACIONAL:**

Ernani Martins

Orientador(a):

Nome do Orientador(a)

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado
ao Curso de Sistemas de Informação, como
parte dos requisitos exigidos para a conclusão
do curso.

APROVADO em ____ / ____ / ____.

Prof. Dr. Nome do Avaliador(a) 1 – Instituição

Prof. Dr. Nome do Avaliador(a) 2 – Instituição

Prof. Dr. Nome do Orientador(a) – Instituição

À Francislene e Ana, por toda alegria que
há em mim.

AGRADECIMENTO

Aos colegas, pela diversão e (às vezes) estudo.

Ao professor Nome do Orientador(a) pela orientação, amizade e principalmente pela paciência, sem a qual este trabalho não se realizaria.

Aos professores e funcionários do Nome do Departamento, que durante esses anos contribuíram de algum modo para o nosso enriquecimento pessoal e profissional.

“Sem esforço, não há ganho”.

Dito Popular.

RESUMO

Seu resumo em português.

Palavras-chave: Palavra 1, Palavra 2, Palavra 3, Palavra 4.

ABSTRACT

Seu resumo em inglês.

Keywords: Palavra 1, Palavra 2, Palavra 3, Palavra 4.

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1	Modelo de Consciência de Situação em tomada de decisão dinâmica. Fonte: (ENDSLEY, 1995 apud BERTI, 2017)	4
Figura 2.2	Modelo de Consciência de Situação em tomada de decisão dinâmica. Fonte: (ENDSLEY, 1995 apud BERTI, 2017)	7
Figura 2.3	Principais áreas relacionadas com a EDM. Fonte: (ROMERO; VENTURA, 2013)	8
Figura 2.4	Etapas da Mineração de Dados Educacionais. Fonte: (GARCÍA et al., 2011 apud SANTOS, 2016)	10
Figura 3.1	Framework para Consciência Situacional. Fonte: (SALERNO; HINMAN; BOULWARE, 2004)	17
Figura 4.1	Modelo de Apoio ao Ensino em Ambientes Virtuais de Aprendizagem sustentado por Consciência Situacional- Perspectiva Conceitual. Fonte: elaborado pelo autor	22
Figura 4.2	Aplicação de esquemas/scripts em Compreensão. Fonte: elaborado pelo autor	24
Figura 4.3	Aplicação de esquemas/scripts em Projeção. Fonte: elaborado pelo autor	25
Figura 5.1	Modelo de Apoio ao Ensino em Ambientes Virtuais de Aprendizagem sustentado por Consciência Situacional- Perspectiva Computacional. Fonte: elaborado pelo autor	28
Figura 5.2	Árvore de Decisão para seleção de método EDM. Fonte: elaborado pelo autor	29
Figura 5.3	Exemplo do formato de regra SE-ENTÃO. Fonte: traduzido e adaptado de (ROMERO; VENTURA; BRA, 2004)	30

LISTA DE TABELAS

- Tabela 3.1 Parte 1 - Estado da Arte - Técnicas e métodos aplicáveis em Mineração de Dados e Consciência Situacional. Fonte: elaborado pelo autor . 18
- Tabela 3.2 Parte 2 - Estado da Arte - Técnicas e métodos aplicáveis em Mineração de Dados e Consciência Situacional. Fonte: elaborado pelo autor . 19
- Tabela 3.3 Parte 3 - Estado da Arte - Técnicas e métodos aplicáveis em Mineração de Dados e Consciência Situacional. Fonte: elaborado pelo autor . 20

LISTA DE SIGLAS

AVA - Ambientes Virtuais de Aprendizagem.

CS - Consciência Situacional.

EaD - Educação à Distância.

EDM - Education Data Mining.

IA - Inteligência Artificial.

MD - Mineração de Dados.

SUMÁRIO

1 - INTRODUÇÃO.	1
1.1 Considerações Iniciais	1
1.2 Motivação e Objetivo	2
2 - FUNDAMENTOS CONCEITUAIS.	3
2.1 Considerações Iniciais	3
2.2 Consciência Situacional	3
2.2.1 <i>Percepção</i> dos elementos do ambiente	4
2.2.2 <i>Compreensão</i> da situação atual	4
2.2.3 <i>Projeção</i> do estado futuro	5
2.2.4 Modelos Mentais	5
2.3 Mineração de Dados Educacionais	8
2.4 Consciência Situacional e Data Mining	10
2.5 Considerações Finais	12
3 - REVISÃO DE LITERATURA.	13
3.1 Considerações Iniciais	13
3.2 Estado da Arte	13
3.3 Considerações Finais	20
4 - MODELO CONCEITUAL	21
4.1 Considerações Iniciais	21
4.2 Ambiente Educacional	21
4.3 Módulo Seletor	22
4.3.1 Objetivos	23
4.3.2 Modelos Mentais	23
4.4 Pré-Processamento e Percepção	24
4.5 Compreensão	25
4.6 Projeção	26
4.7 Tomada de Decisão	26
5 - MODELO COMPUTACIONAL	27
5.1 Considerações Iniciais	27
5.2 Seletor	28
5.3 Técnicas DME	30

5.4	Regras Decisórias	30
5.5	Filtro	31
5.6	Sentenças	32
5.7	Mineração	32
5.8	Decisão	32
6 -	CONCLUSÃO	33
	REFERÊNCIAS	35

1 - INTRODUÇÃO.

1.1 Considerações Iniciais

A tecnologia em seu amplo desenvolvimento, demonstra-se cada vez mais presente no cotidiano humano, sendo uma facilitadora nos mais vastos tipos de atividades, desde o advento da informática, o computador, dia-a-dia invade a rotina das pessoas. No último século o crescimento das informações deu-se consideravelmente pelo avanço tecnológico, contudo, Endsley e 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 mundo 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 processo de Tomada de Decisão está envolvida em todos aspectos de nossas vidas, com notória importância em áreas de atividades militar e segurança pública (ROY; BRETON; ROUSSEAU, 2007). Para Berti (2017) eventos como o gerenciamento de catástrofes, operações de centros de comando e controle, atendimentos médicos e de chamadas 190 emergenciais exemplificam episódios críticos que dependem do correto entendimento situacional. Uma situação crítica define-se por situações onde existem risco em torno da vida ou patrimônio inerentes a ambientes dinâmicos, necessitando de intervenções baseadas na aprendizagem e manutenção da compreensão do evento durante seu tempo de vida (ROY; BRETON; ROUSSEAU, 2007).

O entendimento de aspectos em um ambiente é chamada de Consciência Situacional- CS (do inglês Situation Awareness), Endsley e Jones (2012) 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, Breton e Rousseau (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. O processo de Tomada de Decisão torna-se difícil quando não existe uma boa consciência da situação (ENDSLEY; JONES, 2012). Projetar ambientes computacionais que recriem e/ou processem relações e variações do ambiente entregando ao usuário um nível de entendimento

confiável do estado recorrente é desejável.

Dentro do aspecto escolar, propõem-se novas plataformas de apoio do ensino, sendo montadas para atender necessidades e particularidades de aprendizagem à cada aluno, estes Ambientes Virtuais de Aprendizagem (AVA) 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. Com a utilização das plataformas pelos discentes há a geração de diversos dados em inúmeras situações de interação com o ambiente, este valor numeroso de dados pode dificultar o gerenciamento e análise sobre a interação dos agentes junto dos AVA's (RABELO et al., 2017). A grande quantidade de dados, dinamicidade e inúmeras situações acontecidas durante o uso de AVA's podem confundir o usuário acarretando em baixos níveis de entendimento do ambiente.

1.2 Motivação e Objetivo

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 a melhor performance do ensino (FALCI et al., 2018). Sendo assim procuram-se novas técnicas e tecnologias baseados em Mineração de Dados-MD, CS e Inteligência Artificial para facilitar o processo de Tomada de Decisão e entendimento do ambiente, possibilitando assim a construção de sistemas de conteúdo adaptativo ao formato cognitivo do aluno.

O uso de modelos computacionais baseados em CS aplicados a AVA's não é recorrente na área, sendo assim objetiva-se ao final desta pesquisa conseguir construir um modelo de ensino adaptativo baseado em CS para apoio do professor no ambiente de aprendizagem e ensino a distância.

2 - FUNDAMENTOS CONCEITUAIS.

2.1 Considerações Iniciais

Este capítulo provê uma base teórica referente aos métodos que estão no escopo deste trabalho, tratando a formalização dos conceitos de Consciência Situacional com maior enfoque na modelagem apresentada por Endsley (1995) e uma explicação sobre o campo de pesquisa em mineração de dados voltado a educação, em razão de facilitar o processo de tomada de decisão em ambientes educacionais.

2.2 Consciência Situacional

A definição formal de SA é "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). A falta de SA 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; 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.

"Um atleta necessita avaliar seu adversário e as condições do jogo para decidir as ações da partida, para uma ultrapassagem segura o motorista verifica todos os sinais no ambiente dinâmico da estrada (velocidade do seu carro, do carro à frente, tipo de faixa do asfalto, condições da estrada), um policial necessita analisar objetivamente o cenário, condições da vítima, do bandido, avaliar o resultado da ação e só então a executa."(BERTI, 2017, p. 32)

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 e demonstrados na figura 2.1.

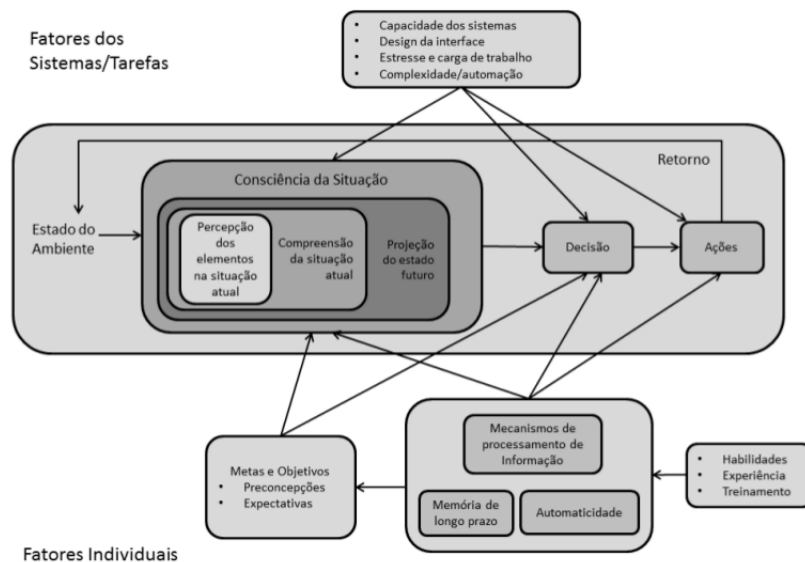


Figura 2.1: Modelo de Consciência de Situação em tomada de decisão dinâmica. Fonte: (ENDSLEY, 1995 apud BERTI, 2017)

2.2.1 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. A percepção destas informações são captadas por sensores ou pela combinação deles (ex: olfato e paladar em humanos, lasers e radares em máquinas).

2.2.2 Compreensão da situação atual

O segundo passo na obtenção da SA é conseguir realizar o entendimento mais correto possível sobre os dados colhidos, e compreender as relações percebidas e dinamismos nos significados que serão relevantes para alcançar os objetivos.

”Considere uma motorista aproximando de um cruzamento de uma rua. A motorista vê a luz amarela, então ela entende que precisa proceder com cautela, baseado na distância do cruzamento. A percepção dela da taxa de desaceleração do carro a sua frente permite determinar se o carro está parando ou seguindo através da intersecção e isto impacta na distância com aquele carro.”(ENDSLEY; JONES, 2012, p. 17)

2.2.3 *Projeção do estado futuro*

Após a compreensão dos fatos, 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 e Jones (2012) exemplificam que "com Nível 3 de SA, uma motorista sabe que se prosseguir para dentro do cruzamento da rua, ela provavelmente será atingida."

2.2.4 Modelos Mentais

Para Endsley e Jones (2012) o indivíduo possui dois tipos de memórias: *de curto prazo ou de trabalho e de longo prazo*. Quando armazenamos informações sobre a *memória de trabalho*, devemos armazenar este 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. 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 SA (ENDSLEY, 1995). Modelos Mentais foram definidos por Rouse, W. B., and Morris (1985 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". Endsley (1995) e Endsley e Jones (2012) entendem que um Modelo Mental são estruturas complexas para entender o comportamento de sistemas específicos, ou seja, uma assimilação sistemática do funcionamento de algo.

Um modelo mental ajuda as pessoas perceberem quais informações são mais importantes, (BERTI, 2017) ilustra que um pedestre sabe que é mais importante olhar para os dois lados da via antes de atravessá-la do que olhar para o céu, esta inferência se dá, pois no devido momento de atravessar a rua, existe um acesso dos modelos mentais conjuntos com experiências e entradas do ambiente, afirmando ao pedestre que olhar para os dois lados é uma informação crucial a ser entendida. A existência de um bom modelo mental é fator crucial para garantir altos níveis de SA 2 e 3.

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. 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. Um médico relaciona um esquema a partir da observação dos sintomas de um paciente podendo assim deduzir um estado do esquema e uma doença (ENDSLEY; 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; JONES, 2012).

”Um mecânico de automóveis escuta um carro e faz várias observações ou testes quando o carro é levado para um serviço. Ele usa seu modelo mental de como o carro (...) deveria soar, sentir e comportar para interpretar o que ele escuta e vê, e assim direcionar o que deveria examinar. Quando ele escuta algo de errado (...), o esquema (ligado ao modelo mental) que melhor corresponde a sugestão é ativado”(ENDSLEY; JONES, 2012, p. 23)

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. É possível visualizar a correspondência entre modelos mentais e o modelo da situação atual (figura 2.2), assim aplicamos durante toda a execução do processo de tomada de decisão uma correspondência de padrões alternando entre modelos mentais, esquemas e roteiros de trabalhos.

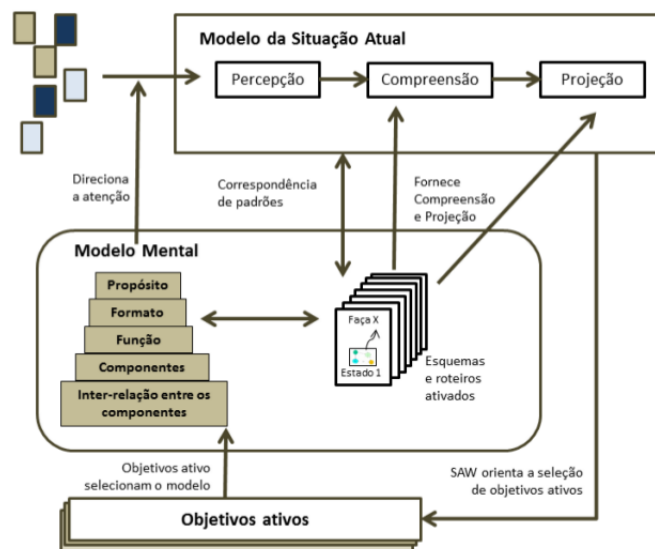


Figura 2.2: Modelo de Consciência de Situação em tomada de decisão dinâmica. Fonte: (ENDSLEY, 1995 apud BERTI, 2017)

2.3 Mineração de Dados Educacionais

A Mineração de Dados (do inglês Data Mining-DM) foi desenvolvida com o intuito de permitir descoberta de conhecimento sobre uma base de dados, Goldschmidt, Passos e Bezerra (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 EDM (Educational Data Mining) são soluções promissoras para a compreensão de informações nas base de dados em AVA's.

”(...) ao minerar os dados de um estoque de supermercado poderia-se descobrir que todas as sextas-feiras uma marca específica de cerveja se esgota nas prateleiras e, portanto, um gerente que obtém esta 'nova informação' poderia planejar o estoque do supermercado para aumentar a quantidade de cervejas desta marca as sextas-feiras. Analogamente, é possível minerar dados de alunos para verificar a relação entre uma abordagem pedagógica e o aprendizado do aluno. Através desta informação o professor poderia compreender se sua abordagem realmente está ajudando o aluno e desenvolver novos métodos de ensino mais eficazes..”(BAKER; ISOTANI; CARVALHO, 2011, p.2)

Romero e Ventura (2013) concordam em dizer que EDM pode ser definida como a aplicação de técnicas de DM para o específico tipo de conjunto de dados originados de ambientes educacionais, combinando ciência da computação, estatística e educação (figura 2.3).

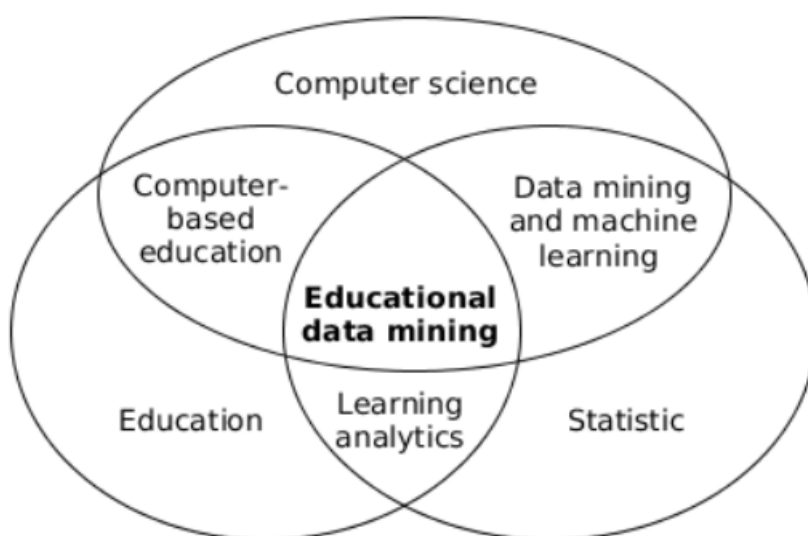


Figura 2.3: Principais áreas relacionadas com a EDM. Fonte: (ROMERO; VENTURA, 2013)

Baker, Isotani e Carvalho (2011) citam várias linhas de pesquisa na área de EDM, tais pesquisas em sua maioria provenientes da área de mineração de dados, podendo destacar a taxonomia das principais subáreas de pesquisa em EDM:

1. Predição

- Classificação
- Regressão
- Estimação de Densidade

2. Agrupamento

3. Mineração de Relações

- Mineração de Regras de Associação
- Mineração de Correlações
- Mineração de Padrões Sequenciais
- Mineração de Causas

4. Destilação de dados

5. Descobrimento com modelos

Na área de **Predição**, objetivamos o desenvolvimento de modelos que possam inferir características específicas dos dados observados. Em **Mineração de Relações** o intuito é descobrir relações possíveis entre variáveis na Base de Dados. Para agruparmos dados e classificarmos em diferentes grupos e/ou categorias utilizamos técnicas da área de **Agrupamento**. **Destilação** propõe facilitar a compreensão de dados complexos expondo suas características mais pertinentes já em **Descoberta de Modelos**, gera-se um modelo que posteriormente é utilizado como componente ou ponto de partida em outra análise com técnicas de Predição ou Mineração de Relações (BAKER; ISOTANI; CARVALHO, 2011).

García et al. (2011) e Santos (2016) elucidam o processo de EDM 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 DM como exposto por Romero, Ventura e Bra (2004) nas seguintes etapas (figura 2.4):

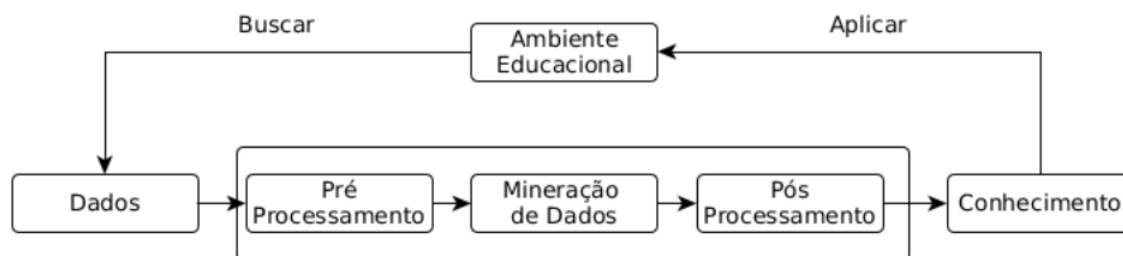


Figura 2.4: Etapas da Mineração de Dados Educacionais. Fonte: (GARCÍA et al., 2011 apud SANTOS, 2016)

- **Pré-processamento:** Os dados obtidos a partir de ambientes educacionais devem ser pré-processados, transformando-os em formatos apropriados para a mineração.
- **Mineração de Dados:** Passo central do procedimento onde as técnicas de DM são aplicadas (ex: regressão, classificação, associação etc..).
- **Pós-processamento:** Os resultados ou modelos obtidos são interpretados e usados no processo de tomada de decisão sobre o ambiente educacional.

Neste trabalho abordaremos o uso da mineração de dados educacionais em formato genérico, procura-se abordar o seu uso dentro do escopo de um AVA modelado com a existência de Consciência Situacional.

2.4 Consciência Situacional e Data Mining

Um software com CS deve relacionar todas informações contextuais disponíveis afim de obter o máximo de entendimento sobre o ambiente, assim estas informações devem ser organizadas em modelos mentais em determinadas situações prototípicas, ou seja, cada relação entre os atores da situação devem ser vistas a partir de um modelo da situação (BERTI, 2017). A mineração de dados por sua via, refere-se a descoberta de conhecimento e análise sobre as bases de informações e sobre os modelos que são definidos

no software, Krishnaswamy et al. (2005) relacionam uma situação com o estado do relacionamento de uma entidade. Em seu trabalho buscando a CS afim de obter seguranças em rodovias, eles definiram os papéis da consciência do ambiente em meios de modelar as informações contextuais sobre o motorista, veículo e ambiente no qual o carro está situado, e posteriormente utilizar a técnicas de mineração para uma análise sobre modelos pré-definidos.

Mitsch et al. (2013) expõem que em sistemas com CS, definir situações críticas requer uma quantidade significativa de tempo e esforço. Este esforço de disponibilizar conhecimento explícito poderia ser facilitado e complementado através de DM, descobrindo relações "interessantes" ou incomuns em domínios nos quais os especialistas podem não estar explicitamente conscientes (conhecimento intrínseco), além do mais, em tempo de execução de um sistema com CS, novas e contínuas mudanças e relações incomuns podem surgir, as quais não foram nitidamente observadas ou definidas. O autor ainda ressalta a grande diversidade dos dados de entrada, monitorando vários objetos inter-relacionados em espaço e tempo heterogêneos que devem ser tratados na avaliação de uma situação crítica.

"Outro requisito específico da CS é que objetos que constituem uma certa situação crítica frequentemente exibem uma mistura de Propriedades espaço-temporais. Isto pode ser exemplificado por uma situação envolvendo três objetos, (i) um ônibus, enviando pontos de localização em instantes de tempo via GPS para o centro de controle (ou seja, uma trajetória), (ii) um engarrafamento, compreendendo um intervalo espacial e temporal, ambos evoluindo ao longo do tempo (ou seja, crescendo, encolhendo, movendo-se) e (iii) uma área de neblina sendo estendida espacialmente sobre uma certa região e caracterizada por um espaço de tempo (...)." (MITSCH et al., 2013, p.4)

Berti (2017) considera o modelo de Endsley intuitivo e claro, permitindo aos estudiosos mensurar em um caminho simples as composições e os requisitos da consciência em cada um dos três níveis. McGuinness e Foy (2000 apud SALERNO; HINMAN; BOULWARE, 2004) estenderam o modelo de Endsley adicionando um quarto nível nomeado Resolução, este nível viabilizaria consciência do melhor caminho a seguir para obter a definição desejada da situação, assim durante o fluxo do modelo aplicaria-se os seguintes questionamentos por etapa:

- Percepção: "Quais são os fatos atuais?"
- Compreensão: "O que está atualmente acontecendo?"

- Projeção: "O que geralmente acontece se...?"
- Resolução: "O que exatamente eu deveria fazer?"

Tais indagações norteiam à compreensão da situação alicerçado em conhecimentos de situações similares ocorridas no passado e no presente, se um conhecimento prévio não existe, é preciso aprendê-lo ou descobri-lo, papel este na maioria das vezes destinado principalmente a técnicas de Mineração de Dados aliadas a outras ferramentas de Descoberta do Conhecimento (do inglês Knowledge Discovery Tools - KDD) (SALERNO; HINMAN; BOULWARE, 2004).

2.5 Considerações Finais

Em AVA's podemos ter inúmeras ações e situações de interação de um aluno com uma máquina, em casos que podem levar a diversas interpretações, assim como inúmeros tipos de informações de entrada no ambiente (texto, áudio, frequência de acesso etc), conhecer e identificar estas interpretações é desafiador, pois cada reconhecimento de uma situação pode acarretar inúmeras respostas diferentes. Um sistema com CS deve trabalhar continuamente para criar e atualizar modelos de situações nos quais podemos trabalhar tanto com técnicas de mineração como regras de inferência, lógica etc.

Cada tipo de entrada no sistema pode demonstrar uma resposta mais efetiva para determinadas técnicas e modelos, um sistema pode ter uma resposta melhor para determinado mapa mental dada uma situação. É recorrente na literatura comparativos sobre performances de algoritmos em AVA e e-Learning, entretanto, não é recorrente na área estudos que proponham arquiteturas visando atingir um nível de consciência situacional em situações nas quais tais técnicas e procedimentos apresentam uma melhor performance.

3 - REVISÃO DE LITERATURA.

3.1 Considerações Iniciais

Os AVA's estão se popularizando, assim como os estudos em buscas de técnicas e aperfeiçoamento destes ambientes, no domínio de DME podemos destacar diversos estudos nas mais inúmeras abordagens, nota-se a falta de aprofundamento no tema sob uma perspectiva de CS. Para o desenvolvimento do modelo resume-se neste capítulo alguns dos trabalhos que inspiraram esta pesquisa.

3.2 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, seguindo seu modelo, 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, Ribeiro et al. (2017) aplicam o uso de Média Móvel Exponencialmente Ponderada, Sena et al. (2016) usam cadeias ocultas de Markov com o algoritmo Viterbi 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 na abordagem inicial e 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 e 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.

Procurando prever o desempenho acadêmico do estudante, Santos (2016) realizou um estudo a partir do método de Seleção de Atributos baseados nas técnicas Wrapper e Classificador em Cascata em um banco de dados de uma AVA Moodle, a técnica de seleção de atributos pelo método cápsula alcançou a marca de 90,2% de acurácia. Fernandes (2017) utilizou-se do Algoritmo de Classificação Associativa em EDM 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. Em sua conclusão Fernandes (2017) destaca os bons resultados do CBA para a previsão de desempenho do estudante, junto de uma clareza nas regras geradas e simplicidade de interpretação.

García et al. (2011) descrevem uma ferramenta de mineração de dados colaborativa educacional baseada em regras de associação, nas quais as informações descobertas poderiam ser avaliadas e compartilhadas por professores com diferentes expertises. Sua ferramenta foi modelada em dois sub-sistemas: uma aplicação do cliente e um servidor. A aplicação do cliente é uma especialização de ambientes educacionais desenvolvida em uma interface com filtros e regras de restrição nos quais aplicam-se algoritmos de DM. Por sua vez, o servidor desempenha o gerenciamento da base de dados ou repositório do conhecimento, onde especialistas em educação podem editar tais dados, assim como introduzir novas regras ao repositório. Os professores podem validar os modelos para e-learning através da ferramenta a partir de interações reais entre os estudantes e o curso em e-learning.

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 novo não previstos. As árvores de decisão deixaram a mostra padrões referentes ao processo de aprendizado relacionado ao comportamento dos alunos. As Redes Bayesianas permitiram a contabilização de relações de dependência

entre as ações envolvidas durante o processo de aprendizagem. Destaca-se a influência da participação do usuário no sistema, sendo que aqueles que se inscreveram tardiamente demonstraram deficiências na utilização do LabSQL e consequentemente obtiveram um menor desempenho na resolução das atividades.

Romero, Ventura e Bra (2004) descreveram o uso de algoritmos evolucionários para detecção de regras de predição em base de dados aplicados em uma Gramática Baseada em Programação Genética, hospedados em um Sistema Adaptativo para Educação baseada na Web desenvolvido pelo autor, conclui-se ao final que os algoritmos baseados na abordagem de Pareto foram superiores aos outros propostos na pesquisa os quais usam somente uma única medida de avaliação.

Mitsch et al. (2013) realizaram uma pesquisa de técnicas de DM 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 DM para seleção de técnicas de clusterização espaço-temporais.

Silva et al. (2012) verificam o uso da CS em equipes transdisciplinares mostrando que o nível de consciência torna-se maior no conjunto do que a mera soma das CSs individuais de seus integrantes aplicando a interdisciplinaridade de seus conhecimentos (o todo é maior que a soma das partes). 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 DM para extrair informações no Twitter geradas a partir de desastres e crises.

Naderpour, Lu e Zhang (2014) modelam um sistema com CS após uma explosão de uma usina química por fatores de falta de níveis de consciência, criando assim uma rede situacional do ambiente a partir das inúmeras situações que podem ocorrer. A metodologia foi proposta para desenvolver e analisar uma rede situacional que visa auxiliar a CS em tomada de decisões de operadores nas salas de controles da usina, também levou em conta específicas habilidades de Redes Bayesianas e lógica fuzzy em sistemas que simulam o pensamento humano.

Berti (2017) aplica o conceito de CS em sistemas de atendimento a Chamadas 190 da Polícia Militar, onde a dinamicidade e complexidade do ambiente requer altos níveis de consciência. Em seu estudo de caso a partir de modelos Conceitual e Preditivo propostos, aplicou-se as técnicas de classificação de texto Bag of Words (calcula a frequência de cada palavra para determinada frase) e Naïve Bayes (calcula a probabilidade de uma frase relatada nas chamadas 190 pertencer a uma determinada situação emergencial). Dentre as proposições levantadas pela autora, no escopo deste trabalho é notório ressaltar como o uso do Modelo Preditivo de Situações para orientar a implementação de módulos CS para sistemas de apoio à decisão e o uso de técnicas de IA como os classificadores de texto, podem auxiliar no processo de CS em sistemas de apoio a tomada de decisão em situações emergenciais.

Salerno, Hinman e Boulware (2004) apresentam um framework genérico (figura 3.1) para adquirir Consciência Situacional, a sua construção é basicamente descrita a partir do modelo de Endsley (1995) e o modelo de Fusão de Dados JDL, buscando definir quais são os padrões e dados/informações de interesses que o agente necessita desenvolver para entender o que está acontecendo. O Componente de Coleção de Dados recebe e gerencia as entradas de dados, o Modelo de Interesse determina o tipo, localização e frequência no qual devem ser coletados/atualizados estes dados. O estado de Percepção é mixado com os níveis de Avaliação dos Dados e Avaliação dos Objetos do modelo JDL criando uma conexão em tempo real entre dados e objetos observáveis. A Compreensão contém bases de dados com Modelos de Análises definidos a partir de um conhecimento prévio, que visam encontrar qualquer referência do Modelo de Interesse dentro dos dados analisados.

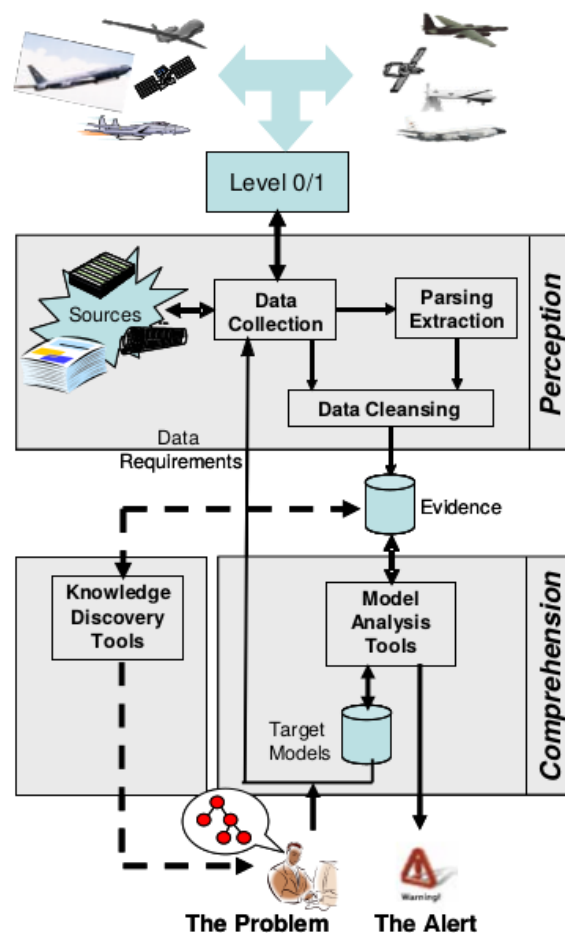


Figura 3.1: Framework para Consciência Situacional. Fonte: (SALERNO; HINMAN; BOULWARE, 2004)

Matthews et al. (2001) apresentam uma análise em Sistemas de Transportes Inteligentes, criando um modelo de CS aplicado ao processo de direção. A construção teórica criada pelos autores baseia-se no modelo proposto por Endsley (1995), relacionando as etapas e objetivos durante o processo de direção com a CS, os autores ainda definem características de sistemas com CS em rodovias que podem sobrecarregar um usuário com muita informação, acarretando em baixos níveis de consciência do ambiente.

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.

Tabela 3.1: Parte 1 - Estado da Arte - Técnicas e métodos aplicáveis em Mineração de Dados e Consciência Situacional. Fonte: elaborado pelo autor

<u>Trabalho</u>	<u>Domínio</u>	<u>Método</u>	<u>Objetivo</u>
Dorça (2012)		Redes Bayesianas e Algoritmo por Reforço	Detecção do Estilo de Aprendizagem
Salazar et al. (2017)		Redes Bayesianas	Detecção do Estilo de Aprendizagem
Falci et al. (2018)		Lógica Fuzzy e Categorização de Reforços	Detecção do Estilo de Aprendizagem
Ribeiro et al. (2017)		Média Móvel Exponencial Ponderada	
Sena et al. (2016)		Cadeias Ocultas de Markov	
Silva et al. (2017)		Dinamic Scripting	
Falci et al. (2016)	EDM	Categorização dos Reforços	
Ahmad e Shamsuddin (2010)		Regras de Associação, Redes Bayesianas e Árvores de Decisão	Análise entre algoritmos para Detecção do Estilo de Aprendizagem.
Santos (2016)		Seleção de Atributos, Wrapper e Classificador em Cascata	Prever o desempenho acadêmico do estudante.
Fernandes (2017)		Algoritmo de Classificação Associativa - CBA	Prever o desempenho acadêmico do estudante.
García et al. (2011)		Regras de Associação	Filtragem e Compartilhamento de Informações relevantes para os professores.

Tabela 3.2: Parte 2 - Estado da Arte - Técnicas e métodos aplicáveis em Mineração de Dados e Consciência Situacional. Fonte: elaborado pelo autor

<u>Trabalho</u>	<u>Domínio</u>	<u>Método</u>	<u>Objetivo</u>
Dias et al. (2008)		Redes Bayesianas e Árvores de Decisão	Determinar relações e padrões no processo de Aprendizagem.
Romero, Ventura e Bra (2004)		Algoritmos Evolucionários	Prever o desempenho acadêmico do estudante.
Mitsch et al. (2013)	DM e CS	Pesquisa exploratória	Estudar Técnicas de DM que melhor se encaixem a Sistemas com CS.
Silva et al. (2012)		Pesquisa exploratória	Verificar o uso da CS em equipes transdisciplinares.
Yin et al. (2012)		PLN e DM	Modelar a CS para avaliar Situações Emergenciais detectadas em Mídias Sociais.
Naderpour, Lu e Zhang (2014)		Redes Bayesianas e Lógica Fuzzy	Sistema com CS para garantir consciência após explosão em usina química.
Berti (2017)	CS	Bag of Words, Naïve Bayes	Modelo Preditivo de Situações em atendimento a Chamadas 190.
Matthews et al. (2001)			Integração de Sistemas de Transportes Inteligentes com CS.

Tabela 3.3: Parte 3 - Estado da Arte - Técnicas e métodos aplicáveis em Mineração de Dados e Consciência Situacional. Fonte: elaborado pelo autor

<u>Trabalho</u>	<u>Domínio</u>	<u>Método</u>	<u>Objetivo</u>
Krishnaswamy et al. (2005)		Mineração de Dados Onipresentes	Modelo de Arquitetura que busca CS em rodovias.
Salerno, Hinman e Boulware (2004)		CS e Fusão de Dados, modelo JDL	Construção de Framework genérico que integra Fusão de Dados e CS.

3.3 Considerações Finais

Este capítulo apresentou métodos e pesquisas estudadas para construção de aplicações voltadas a e-learning e em aplicações com consciência situacional. É notório o uso de classificadores e redes bayesianas em mineração de dados na maioria das pesquisas, entretanto o método computacional de descoberta de conhecimento varia-se conforme os requisitos do domínio da aplicação e pela natureza das informações que alimentarão o modelo na formalização da situação.

Perante o exposto, os capítulos seguintes apresentam o modelo de apoio ao ensino em Ambientes Virtuais de Aprendizagem sustentado por Consciência Situacional.

Os capítulos 4 e 5 apresentam o Modelo de Apoio ao Ensino orientado a Consciência Situacional. O protótipo visa descrever como um sistema pode ser construído visando a consciência do ambiente em AVA's, auxiliando assim o docente na correta interpretação do conhecimento do aluno. Pretende-se especificar como um sistema consciente pode ser modelado em AVA's conforme suas entradas de dados e situações que devem ser abrangidas dentro de um ambiente educacional.

Modelos Mentais e Situações Prototípicas oriundos de conhecimentos prévios norteiam o operador na tomada de ações necessárias sobre a situação em curso, Mineração de Dados Educacionais atuam como um motor auxiliador na síntese de dados gerando informações que serão relacionadas aos modelos e situações pré-definidas identificadas uma situação e re-alimentando a base de conhecimentos prévios.

4 - MODELO CONCEITUAL

4.1 Considerações Iniciais

O Modelo Conceitual traz uma descrição em alto-nível sobre o escopo do que deseja ensinar no ambiente educacional, ressaltando aspectos equivalentes ao corpo estrutural do conhecimento, seu desenvolvimento promove conceitos relevantes para compreender a situação do ambiente, seus relacionamentos e sua estrutura representativa. Módulos genéricos propostos podem ser aplicados diretamente na construção de representações sobre conteúdo educacional, módulos educacionais categorizam-se basicamente por conter conteúdos teóricos e práticos, tais módulos podem ser declarados com uma combinação de "blocos de conteúdos" que podem ser utilizados por mais de um autor, com objetivos e abordagens diferentes (BARBOSA, 2004).

A modelagem proposta neste trabalho transcreve o ambiente escolar para o fluxo do processamento computacional. A figura 4.1 representa o fluxo nos quais os dados captados no ambiente seguem e os módulos que um sistema consciente necessita orientando a implementação de ferramentas que processem e auxiliem os usuários na interação com o sistema.

4.2 Ambiente Educacional

O universo educacional representa toda as relações que circundam o professores e alunos quando estes vivenciam o processo de ensino e aprendizado, o mapeamento de relações e ações que abrangem esta esfera é incerto e complexo, ainda assim, é possível definir os dados primordiais e ações sobre os mesmo que possam alimentar o modelo para obtenção da Consciência.

Conforme reiterado por Barbosa (2004) módulos educacionais são compostos essencialmente por conteúdos teóricos e práticos, assim sendo, ocorre a alimentação do sistema por um Banco de Dados preenchidos com o material durante a interação com o modelo. Entende-se por conteúdo teórico como informações e referências na web, transparências, anotações de aula, áudio e vídeo associados, etc. Por outro lado conteúdo prático denota as atividades e avaliações guiadas no processo, assim como o resultado das

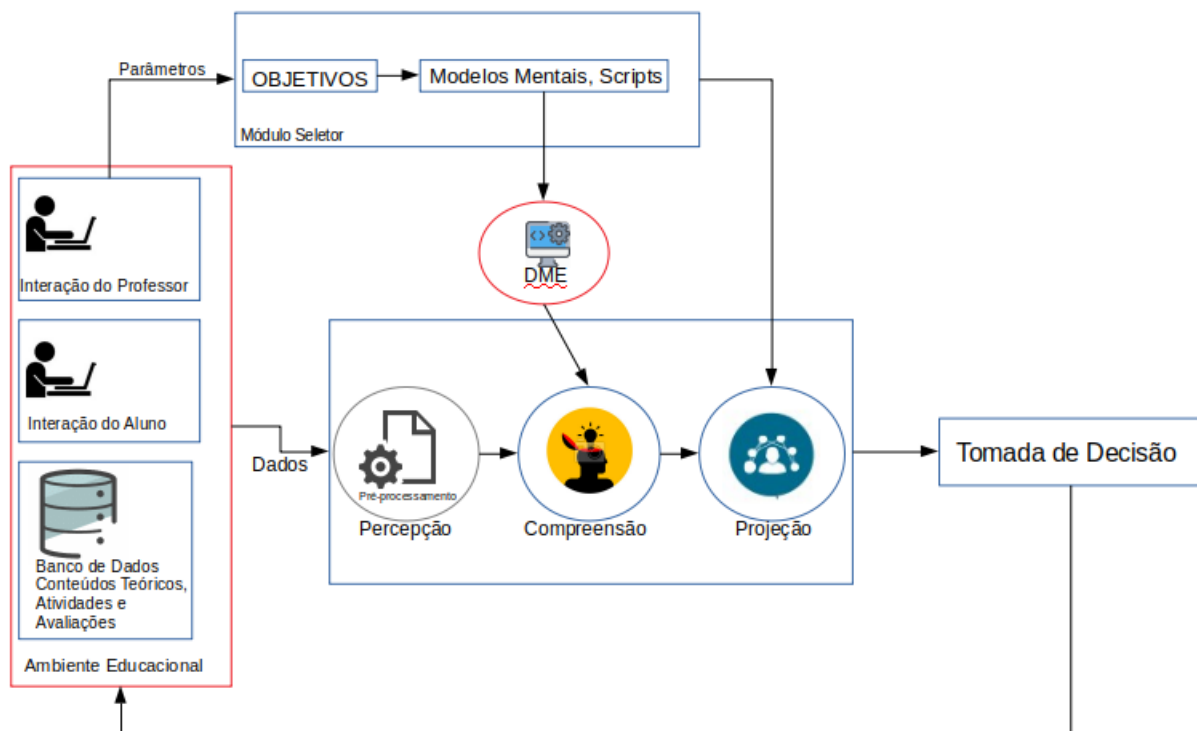


Figura 4.1: Modelo de Apoio ao Ensino em Ambientes Virtuais de Aprendizagem sustentado por Consciência Situacional- Perspectiva Conceitual. Fonte: elaborado pelo autor

mesmas (documentos, códigos-fonte, programas executáveis, discussões, experimentos). Estes conteúdos são ligados aos agentes a partir da interface computacional, interagindo diretamente com Aluno e Professor.

Apesar da modelagem genérica o Banco de Dados deve adaptar-se as necessidades particulares dos agentes, em outras palavras, suponha que exista um AVA especialista no ensino de Física, diante do exposto o BD deve tratar diferentemente seu conteúdo para um estudante de ensino médio em relação a um pesquisador de pós-graduação.

4.3 Módulo Seletor

Conforme Salerno, Hinman e Boulware (2004) o processo de construir um framework para CS inicializa com a análise e definição do problema em interesse, que inicia adaptando a base do modelo para seus propósitos fundamentais. A experiência e o conhecimento é obtido através de resultados e experiências prévias, transformando-os em modelos e mapas mentais quais documentam estes conhecimentos.

Os agentes do ambiente traçam os objetivos esperados durante a execução do modelo, e para cada parâmetro destes objetivos associam-se Modelos Mentais e Esquemas definindo padrões que aconselham quais dados/informações o sistema necessita coletar para desenvolver um entendimento do que está acontecendo. "Os esquemas agem como atalhos, fornecendo a compreensão e projeção da situação em um simples passo, especialmente quando as situações envolvem grandes volumes de dados"(BERTI, 2017).

Os Modelos Mentais geram padrões sobre como os dados devem ser tratados, agindo diretamente sobre a atuação do módulo de DME. Em uma situação empírica ótima os modelos mentais deveriam ser capazes de sugerir quais possíveis melhores métodos incorporados a DME adequam-se para obtenção do resultado esperado.

4.3.1 Objetivos

Os objetivos são extremamente dinâmicos e ilustram as metas do ambiente no qual foram inseridos, neste trabalho, ilustram os principais propósitos aplicados em Ambientes Virtuais de Aprendizagem relatados pelos os autores aqui referenciados. Os trabalhos assim atribuem-se a: *Detecção do Estilo de Aprendizagem e Prevenção do Desempenho acadêmico do Discente*. Estes estudos compreendem vasto conhecimento em técnicas, resultados e descrição de aplicações, gerando um vasto conhecimento prévio de ações e reações sobre os AVA's.

4.3.2 Modelos Mentais

Os Modelos Mentais compreendem as formas que representam o pensamento dos professores conforme o objetivo definido para a execução do modelo, estes modelos devem procurar representar o máximo de eventos que melhor vestem as situações comuns à aquelas iterações, assim para cada tipo de interação do ambiente com o modelo devem existir situações previamente moldadas que melhor se encaixarão naqueles padrões. Este módulo aplica-se diretamente sobre as etapas de Compreensão e Projeção. Em Compreensão os modelos mentais atuam comparando a iteração corrente com esquemas e scripts que melhor aplicam-se naquele conjunto de dados a partir do objetivo selecionado pelo

docente, definindo quais métodos e técnicas dentro do módulo DME melhor se aplicam à situação (figura 4.2).

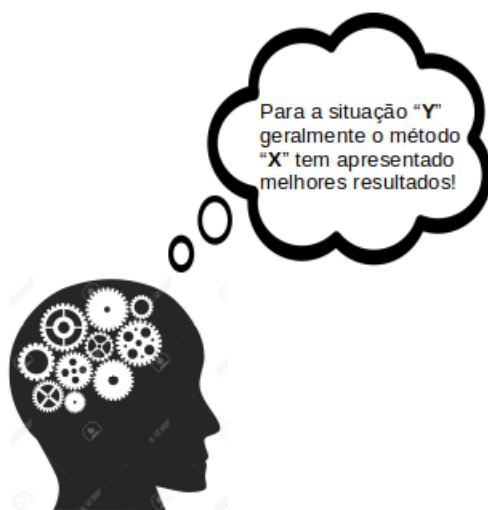


Figura 4.2: Aplicação de esquemas/scripts em Compreensão. Fonte: elaborado pelo autor

Por sua vez os modelos mentais atuam na etapa de Projeção descrevendo o cenário, evidenciando os estados observáveis e atingíveis fundamentados pelos conhecimento evidenciados no estágio anterior, ou seja, antevem cenários atingidos pelos alunos diante das relações criadas entre os dados do sistema (figura 4.3). Representam o conjunto de dados para construção da base mental deste modelo: *Discussões e resultados sobre métodos e técnicas em DME nos trabalhos aqui referenciados e Experiência do Docente no Ensino Acadêmico.*

4.4 Pré-Processamento e Percepção

A percepção consiste em notar os sinais do ambiente, como primeiro passo na aquisição de Consciência Situacional, desempenha papel primordial na obtenção dos dados. O resultado decorrente da interação Aluno X Professor X Conteúdos Teóricos/Práticos consiste na principal fonte de entrada de dados que alimentam o modelo consciente da situação.

Levando em conta a ampla gama de resultados oriundos das interações dos agentes faz-se necessário consolidar e transformar estes dados em um formato mais simples



Figura 4.3: Aplicação de esquemas/scripts em Projeção. Fonte: elaborado pelo autor

de modo que o tempo aplicado nas etapas posteriores seja consumido primordialmente de acordo com a definição de suas funções do que a adequação destes dados as ferramentas e procedimentos pospositivos. A fase de Pré-Processamento age sobre dados crus realizando ações como limpeza de prováveis dados sujos e estruturação destes conteúdos como entradas da etapa de Compreensão. Este procedimento pode ser feito com a ajuda de várias técnicas computacionais assim todos os dados independente da fonte representada serão manipulados.

4.5 Compreensão

A compreensão pode ser considerado um processo cognitivo, analisando-se as variáveis ambientais é possível assimilar as relações existentes no universo, este processo só se torna possível graças a atuação de métodos e técnicas utilizados para a normatização e ou identificação da situação. Inúmeras abordagens podem ser encarregadas desta função. Como mencionado no capítulo 3 Berti (2017) utiliza redes Bayesianas, Salerno, Hinman e Boulware (2004) um modelo de Fusão de Dados JDL, Mitsch et al. (2013) evidenciam técnicas de clusterização.

Este modelo estabelece as estratégias utilizadas em Mineração de Dados Educacionais como agente descobridor do conhecimento, suas inúmeras técnicas providenciam um abrangente campo de atuação já referenciado à inúmeras aplicações em educação,

bem como resultados e parâmetros de quais técnicas podem ser melhor mapeadas em específicos conjuntos de dados, facilitando a correspondência do melhor método a cada situação. DME explora os dados disponíveis à procura de padrões consistentes, relacionamentos, associações explicitando tais informações ocultas no BD.

Modelos mentais serão de grande importância na definição das relações, empregues tanto nos dados a serem processados assim como nas técnicas e métodos utilizados pela EDM, assim as situações prototípicas e mapas mentais agem sobre os meios que tais dados podem ser processados dado cada condição.

4.6 Projeção

Quando projeta-se situações futuras anseia ensaiar possíveis caminhos e consequências advindas de cada decisão, o ato de projetar examina quais prováveis alterações arremeterão no Ambiente Educacional e como isso impactará o estado de todo sistema e de cada agente interno. Novamente os modelos mentais serão o propulsor doando esquemas para a imaginação de possíveis estados. A projeção diferentemente da Compreensão não trabalha diretamente com métodos de EDM sendo que o objetivo é que os dados cheguem a este passo tratados explicitando conhecimentos relevantes.

4.7 Tomada de Decisão

Resultado final do processo, esta última etapa da Perspectiva Conceitual apresenta a alternativa determinada pelo o usuário diante das opções suportadas pelo sistema, toda decisão impactará em uma nova configuração do Ambiente Educacional, criando assim novos parâmetros e situações em uma futura iteração.

5 - MODELO COMPUTACIONAL

5.1 Considerações Iniciais

O Modelo Computacional representa aspectos lógicos, discretos e matemáticos afim de serem interpretados por um computador, esta representação propõe a estruturação dos métodos e dados adequando-se a arquitetura do processamento em máquina, incumbe-se assim a vinculação dos objetos anteriormente modelados, instituindo uma sequência organizacional entre eles.

O modelo a seguir, ilustrado pela figura 5.1 constitui-se de três blocos principais, sendo, Ambiente Educacional, Modelo Mental e Consciência Situacional, derivando-se em 8 módulos de funcionamento do sistema. O Ambiente Educacional como descrito anteriormente neste trabalho, abriga o universo educacional, contendo docente e discente como agentes/usuários que interagem com o sistema, e um Banco de Dados que abrange os conteúdos teóricos, atividades propostas, avaliações e assim por diante.

O módulo Modelo Mental constitui-se por três sub-módulos: Seletor, Técnicas DME e Regras Decisórias. Por sua vez o módulo de Consciência Situacional contém os sub-módulos: Filtro, Sentenças, Mineração e Decisão. Será descrito a seguir especificadamente a ação dos sub-módulos em Modelo Mental e Consciência Situacional influenciando o fluxo de funcionamento do modelo ante a transformação do Ambiente Educacional.

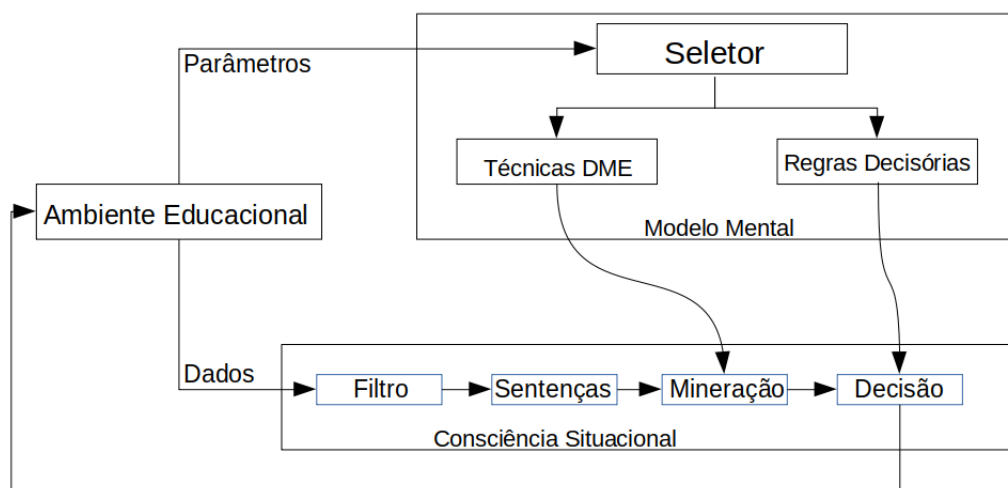


Figura 5.1: Modelo de Apoio ao Ensino em Ambientes Virtuais de Aprendizagem sustentado por Consciência Situacional- Perspectiva Computacional. Fonte: elaborado pelo autor

5.2 Seletor

O módulo Seletor atua recebendo os parâmetros de execução do sistema, adequando-os ao funcionamento do modelo a partir das necessidades advindas do Professor. As escolhas dos objetivos aqui definidos originaram-se a partir das aplicações e motivações dos mesmos pelos autores neste trabalho citados, compreendendo-se:

1. Detecção do Estilo de Aprendizagem
2. Previsão do Desempenho Acadêmico do Estudante

O professor tem a liberdade de escolha do tipo de execução do sistema conforme a necessidade encontrada em sala de aula, de forma que o sistema providencie as condições necessárias para auxílio do docente no ambiente. O módulo a partir do recebimento dos parâmetros define qual o melhor tipo de comportamento do sistema para o tratamento da entrada dos dados, atua selecionando quais os melhores métodos de DME que devem ser utilizados sobre o conjunto de dados, permitindo a Compreensão dos mesmos, e extraindo regras de decisão que ajudarão o sistema na etapa de Projeção de situações conforme o resultado extraído da etapa pós-mineração. O processo de seleção de técnicas e regras pode ser definido computacionalmente por vários métodos, segue exemplo de estruturação

por Árvores de Decisão, definindo métodos em EDM para serem aplicados a etapa de Compreensão 5.3.

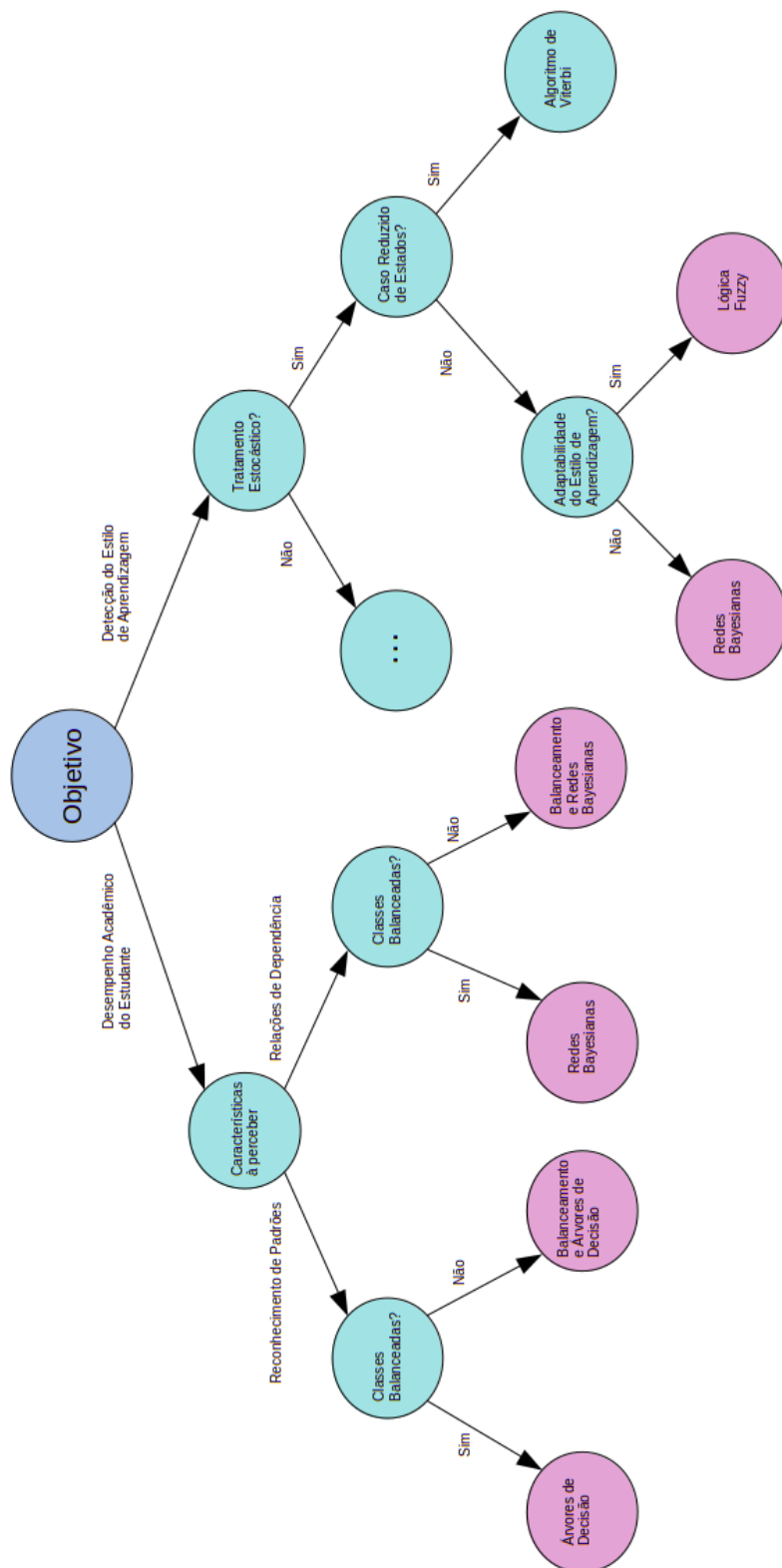


Figura 5.2: Árvore de Decisão para seleção de método EDM. Fonte: elaborado pelo autor

A seleção e delimitação do conjunto de regras pode ser feito por várias técnicas, cita-se o modelo de García et al. (2011) para validação, seleção e criação de regras designados a educação. O repositório de regras é alimentado pelos docentes a partir de ações decisórias costumeiras, procedimentos e protocolos seguidos em sala de aula, rotineiramente avaliando, editando e introduzindo novas regras.

5.3 Técnicas DME

Este módulo receberá como entrada todas as técnicas e procedimentos necessárias para a mineração dos dados, compreende a implementação dos algoritmos que serão utilizados em Compreensão. O módulo prevê mais de um tipo algoritmo presente, afim de fornecer diferentes estruturas nas saídas dos dados possibilitando a determinação de diferentes regras decisórias.

5.4 Regras Decisórias

A regras decisórias são um conjunto de associações e inferências aplicadas após a computação e processamento dos dados minerados, este conjunto permite a orientação do sistema quanto aos possíveis estados futuros diante dos resultados obtidos por aquelas variáveis (figura 5.3).

<regra>	::=	SE <antecedente> ENTÃO <consequente>
<antecedente>	::=	<condição> +
<consequente>	::=	<condição> +
<condição>	::=	<atributo> <operador> <valor>
<atributo>	::=	Cada um dos possíveis atributos do conjunto
<valor>	::=	Cada um dos possíveis valores de cada atributo do domínio
<operador>	::=	= > < >= =< !=

Figura 5.3: Exemplo do formato de regra SE-ENTÃO. Fonte: traduzido e adaptado de (ROMERO; VENTURA; BRA, 2004)

Romero, Ventura e Bra (2004) defendem que o conhecimento gerado pelas regras podem ser extremamente úteis para os coordenadores do curso, assim decidindo quais modificações seriam mais apropriadas para aumentar a efetividade das aulas. Depen-

dendo do conhecimento gravado, correspondem-se diferentes tipos de regras, abrangendo-se as regras de: *Decisão, Associação, Classificação, Predição, Causal e Otimização*, em concordância com os objetivos deste trabalho, destaca-se as regras de Associação, Classificação e Predição.

O objetivo de Regras de Associação é procurar por relacionamentos entre os atributos nas bases de dados, levando em conta as regras que antecedem e sucedem o estado. Um exemplo de regra de associação em Ambientes Educacionais seria: SE "aluno acessa muitos dados gráficos" ENTÃO "preferência por conteúdo visual".

Regras de Classificação desenvolvem relações para criarem um sistema de classificação, visam encontrar objetos que possam ser considerados pertencentes a determinado conjunto características específicas. A finalidade de Regras de Predição é antecipar algum estado futuro advindo dos valores das suas variáveis avaliadas, permitindo identificar características deem pistas para uma específica saída.

A regras decisórias executarão o papel de esquemas e roteiros juntamente com o módulo Seletor, determinando situações prototípicas para as relações visualizadas no estado.

5.5 Filtro

O módulo Filtro é responsável por realizar um pré-processamento nos dados de entrada selecionando os fatos de relevância e padronizando-os nos formatos necessários para execução dos algoritmos de mineração. Sua rotina consiste em realizar uma limpeza de ruídos de informações dos dados de entrada, como caracteres especiais, espaços em branco e stop-words. Também faz-se necessário a padronização dos tipos de arquivos, forma da letra e estruturação dos caracteres para que não exista imprevistos na execução dos algoritmos.

A entrada de dados do sistema modela-se basicamente em formato de texto, estes dados representam todas as interações dos agentes com a base de dados preenchida com conteúdos teóricos/práticos, resultados destas interações e estatísticas de uso do sistema.

5.6 Sentenças

A execução deste módulo destina-se a criar as sentenças que serão executadas conforme a necessidade de cada algoritmo, sua implementação dedica-se a criar frases e estruturas de dados para os possíveis procedimentos na etapa posterior, ou seja, para o conjunto de dados formado por interações do usuários, dados estatísticos e conteúdos teóricos/práticos o módulo estruturará frases, expressões e mensagens os quais dispararão as rotinas de mineração dos dados nas etapas seguintes.

5.7 Mineração

A aplicação das técnicas de mineração ocorre, realizando a compreensão dos dados fornecidos pelo ambiente educacional. Este módulo recebe as entradas do módulo de Sentenças, e do módulo Técnicas DME, este último fornece quais procedimentos devem ser aplicados nas informações recebidas pelas sentenças. Ao final do processo deve ser possível perceber padrões, características e relações sobre o conjunto de dados.

5.8 Decisão

A Decisão reúne as regras decisórias e a partir dos fatos adquiridos da Mineração, o módulo deve ser capaz de antecipar os eventos futuros, sugerindo as prováveis mudanças que melhor causarão impacto ao Ambiente Educacional.

O retorno das sugestões é uma junção da aplicação das regras decisórias, probabilidade de ocorrência das situações e a experiência sob o olhar do agente humano, (representado aqui pelo docente) assumindo papel de avaliador da assertividade das decisões geradas.

6 - CONCLUSÃO

Aponte aqui as conclusões do seu trabalho.

REFERÊNCIAS

AHMAD, N. B. H.; SHAMSUDDIN, S. M. A comparative analysis of mining techniques for automatic detection of student's learning style. In: **2010 10th Int. Conf. Intell. Syst. Des. Appl.** [s.n.], 2010. p. 877–882. ISBN 978-1-4244-8134-7. Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/document/5687150/>.

BAKER, R.; ISOTANI, S.; CARVALHO, A. Mineração de Dados Educacionais: Oportunidades para o Brasil. **Rev. Bras. Informática na Educ.**, v. 19, n. 02, 2011. ISSN 1414-5685. Disponível em: <http://www.br-ie.org/pub/index.php/rbie/article/view/1301>.

BARBOSA, E. F. Uma Contribuição ao Processo de Desenvolvimento e Modelagem de Módulos Educacionais. n. January, 2004.

BERTI, C. B. **MODELO PREDITIVO DE SITUAÇÕES COMO APOIO À CONSCIÊNCIA SITUACIONAL E AO PROCESSO DECISÓRIO EM SISTEMAS DE RESPOSTA À EMERGÊNCIA**. 150 p. Tese (Doutorado) — UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO CARLOS, 2017.

DIAS, M. M. et al. Aplicação de Técnicas de Mineração de Dados no Processo de Aprendizagem na Educação a Distância. **Brazilian Symp. Comput. Educ. (Simpósio Bras. Informática na Educ. - SBIE)**, v. 1, n. 1, p. 105–114, 2008. ISSN 2316-6533. Disponível em: <http://www.br-ie.org/pub/index.php/sbie/article/view/693>.

DORÇA, F. A. **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**. 207 p. Tese (Doutorado) — Universidade Federal de Uberlândia, 2012.

ENDSLEY, M. R. PROCEEDINGS OF THE HUMAN FACTORS SOCIETY-32nd ANNUAL MEETING 1988. In: **Proc. Hum. FACTORS Soc.** Hawthorne, CA: [s.n.], 1988. p. 97–101.

ENDSLEY, M. R. Toward a Theory of Situation Awareness in Dynamic Systems. **Hum. Factors J. Hum. Factors Ergon. Soc.**, v. 37, n. 1, p. 32–64, 1995. ISSN 0018-7208. Disponível em: <http://journals.sagepub.com/doi/10.1518/001872095779049543>.

ENDSLEY, M. R.; JONES, D. G. **Designing for Situation Awareness: An Approach to User-Centered Design**. Second edi. [S.l.]: CRC Press, 2012. ISBN 978-1-4200-6355 (pbk).

FALCI, S. H. et al. Detecção de Estilos de Aprendizagem Utilizando Lógica Fuzzy e Categorização de Reforços. In: . [S.l.: s.n.], 2018.

FALCI, S. H. et al. Uma Nova Abordagem para Aplicação de Reforço em Sistemas Automáticos e Adaptativos de Detecção de Estilos de Aprendizagem. **Rev. Eletrônica Argentina-Brasil Tecnol. da Informação e da Comun.**, v. 1, n. 6, 2016. ISSN 2446-7634. Disponível em: <http://revistas.setrem.com.br/index.php/reabtic/article/view/200>.

FERNANDES, W. L. APLICAÇÃO DO ALGORITMO DE CLASSIFICAÇÃO ASSOCIATIVA (CBA) EM BASES EDUCACIONAIS PARA PREDIÇÃO DE DESEMPENHO. 2017.

FERNANDES, W. L. et al. Levantamento e Análise de Obras Recentes Baseada em Mineração de Relações e Clusterização. In: . [s.n.], 2016. p. 970. ISSN 2316-8889. Disponível em: <http://br-ie.org/pub/index.php/wcbie/article/view/7022>.

GARCÍA, E. et al. A collaborative educational association rule mining tool. **Internet High. Educ.**, Elsevier Inc., v. 14, n. 2, p. 77–88, 2011. ISSN 10967516. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1016/j.iheduc.2010.07.006>.

GOLDSCHMIDT, R.; PASSOS, E.; BEZERRA, E. **Data Mining: Um Guia Prático - Conceitos, Técnicas, Ferramentas, Orientações e Aplicações**. [S.l.: s.n.], 2005. 250 p.

KRISHNASWAMY, S. et al. Towards situation-awareness and ubiquitous data mining for road safety: Rationale and architecture for a compelling application. **Researchportal.Port.Ac.Uk**, 2005. Disponível em: <http://eprints.qut.edu.au/9684/>.

MATTHEWS, M. et al. Model for Situation Awareness and Driving: Application to Analysis and Research for Intelligent Transportation Systems. **Transp. Res. Rec. J. Transp. Res. Board**, v. 1779, n. January, p. 26–32, 2001. ISSN 0361-1981. Disponível em: <http://trrjournalonline.trb.org/doi/10.3141/1779-04>.

MCGUINNESS, B.; FOY, L. A subjective measure of SA: The Crew Awareness Rating Scale (CARS). In: . Savannah, Georgia: [s.n.], 2000.

MITSCH, S. et al. A survey on clustering techniques for situation awareness. In: **Lect. Notes Comput. Sci. (including Subser. Lect. Notes Artif. Intell. Lect. Notes Bioinformatics)**. [S.l.: s.n.], 2013. v. 7808 LNCS, p. 815–826. ISBN 9783642374005. ISSN 03029743.

MOREIRA, M. A. MODELOS MENTAIS. **Investig. em Ensino Ciências**, v. 1, n. 3, p. 193–232, 1996. Disponível em: <http://www.lume.ufrgs.br/bitstream/handle/10183/141162/000292664.pdf?sequence=1>.

NADERPOUR, M.; LU, J.; ZHANG, G. The explosion at institute: Modeling and analyzing the situation awareness factor. **Accid. Anal. Prev.**, Elsevier Ltd, v. 73, p. 209–224, 2014. ISSN 00014575. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1016/j.aap.2014.09.008>.

RABELO, H. et al. Utilização de técnicas de mineração de dados educacionais para predição de desempenho de alunos de EaD em ambientes virtuais de aprendizagem. In: . [s.n.], 2017. p. 1527. ISSN 2316-6533. Disponível em: <http://www.br-ie.org/pub/index.php/sbie/article/view/7684>.

RIBEIRO, P. et al. Detecção de Estilos de Aprendizagem utilizando Média Móvel Exponencialmente Ponderada. n. November, p. 1247, 2017. Disponível em: <http://www.br-ie.org/pub/index.php/sbie/article/view/7653>.

ROMERO, C.; VENTURA, S. Data mining in education. **Wiley Interdiscip. Rev. Data Min. Knowl. Discov.**, v. 3, n. 1, p. 12–27, 2013. ISSN 19424787.

ROMERO, C.; VENTURA, S.; BRA, P. Knowledge discovery with genetic programming for providing feedback to courseware author. **User Model. User-Adapted Interact. J. Pers. Res.** **14(5)**, p. 425–464, 2004.

Rouse, W. B., and Morris, N. M. On looking into the black box: Prospects and limits in the search for mental models (OTIC AD-AI59080). **Georg. Inst. Technol. Cent. Man-Machine Syst. Res.**, Atlanta, GA, 1985.

ROY, J.; BRETON, R.; ROUSSEAU, R. **Concepts, Models, and Tools for Information Fusion**. [S.l.]: Artech House , INC, 2007. 155 p. ISBN 978-1-59693-081-0.

SALAZAR, L. et al. Detecção de Estilos de Aprendizagem em Ambientes Virtuais de Aprendizagem Utilizando Redes Bayesianas. n. November, p. 1317, 2017. Disponível em: <http://www.br-ie.org/pub/index.php/sbie/article/view/7660>.

SALERNO, J.; HINMAN, M.; BOULWARE, D. Building A Framework For Situation Awareness. **Seventh Int. Conf. Inf. Fusion**, v. 28, p. 680–686, 2004. Disponível em: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.63.1633\&rep=rep1\&ty>.

SANTOS, R. M. M. dos. *Técnicas de Aprendizagem de Máquina Utilizadas na Previsão de Desempenho Acadêmico*. 2016.

SENA, E. et al. Proposta de uma Abordagem Computacional para Detecção Automática de Estilos de Aprendizagem Utilizando Modelos Ocultos de Markov e FSLSM. n. November, p. 1126, 2016. ISSN 2316-6533. Disponível em: <http://www.br-ie.org/pub/index.php/sbie/article/view/6798>.

SILVA, A. W. L. et al. Consciência Da Situação Em Equipes Transdisciplinares. **Ciências e Cognição / Sci. Cogn.**, v. 17, n. 2, p. 115–134, 2012. ISSN 1806-5821. Disponível em: <http://www.cienciasecognicao.org/revista/index.php/cec/article/view/792>
<http://www.cienciasecognicao.org/revista/index.php/cec/article/download/792/>.

SILVA, J. C. et al. Detecção Automática e Dinâmica de Estilos de Aprendizagem em Sistemas Adaptativos e Inteligentes utilizando Dynamic Scripting. n. October, p. 1327, 2017. Disponível em: <http://www.br-ie.org/pub/index.php/sbie/article/view/7661>.

YIN, J. et al. Using social media to enhance emergency situation awareness. **IEEE Comput. Soc.**, v. 27, p. 52–59, 2012. ISSN 10450823.