

# Uso de raciocínio probabilístico para inferir os estados de ânimo do aluno no ambiente ROODA

Magalí T. Longhi

Universidade Federal do Rio Grande do Sul

Caixa Postal 5071 – 90.041-970

Porto Alegre – RS – Brasil

+55-051-3308-4179

mlonghi@cesup.ufrgs.br

Patricia A. Behar

Universidade Federal do Rio Grande do Sul

Caixa Postal 5071 – 90.041-970

Porto Alegre – RS – Brasil

+55-051-3308-4179

pbehar@terra.com.br

Magda Bercht

Universidade Federal do Rio Grande do Sul

Caixa Postal 5071 – 90.041-970

Porto Alegre – RS – Brasil

+55-051-3308-4179

bercht@inf.ufrgs.br

## RESUMO

Este artigo apresenta um mecanismo de inferência de estados de ânimo, tendo em vista dotar ambientes virtuais de aprendizagem (AVAs) com uma ferramenta apta a reconhecer a motivação do aluno. O modelo de inferência tem como parâmetros os traços de personalidade obtidos através do Inventário Fatorial de Personalidade (IFP); os fatores motivacionais reconhecidos através dos padrões de comportamento; e a subjetividade afetiva identificada em textos disponibilizados nas funcionalidades de comunicação do AVA. Na máquina de inferência, tais variáveis são tratadas sob raciocínio probabilístico, mais precisamente por redes bayesianas.

## Palavras-chave

Modelagem afetiva, redes bayesianas, ambientes virtuais de aprendizagem.

## ABSTRACT

This paper presents an inference engine of moods to provide virtual learning environments (VLEs) with a framework able to recognize the student's motivation. The inference model considers the personality traits obtained from Inventário Fatorial de Personalidade (IFP), a Brazilian personality test; motivational factors obtained through the behavioral patterns; and text subjectivity available in the communication tools of the VLE. The inference engine uses Bayesian networks to process such variables in a probabilistic reasoning.

## Categories and Subject Descriptors

H.1.2 [Models and Principles]: User/Machine Systems—*Human factors, Human information processing, software psychology*; K.3.1 [Computer and Education]: Computer uses in Education—*Distance learning*.

## General Terms

Human Factors, Verification, Experimentation.

## 1. INTRODUÇÃO

Este artigo apresenta estudos e a avaliação de resultados obtidos na incorporação de um *framework* concebido para inferir estados de ânimo em ambiente virtual de aprendizagem (AVA). Trata-se de estudo realizado no âmbito de investigação mais ampla, empreendida pelo Núcleo de Tecnologias Aplicadas à Educação

(NUTED) em conjunto com o Grupo de Computação Afetiva Aplicada à Educação (GCAE) da Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS).

Nesse âmbito, a pesquisa tem por propósito examinar como a dimensão afetiva se expressa em contexto virtual e, em especial, a de como ela se manifesta no processo de aprendizagem ao longo das interações que acontecem em tais ambientes. Parte-se do pressuposto que a Educação a Distância não deve desconsiderar as relações afetivas. Para tanto, faz-se necessário criar ferramentas tecnológicas de modo a dotar novas funcionalidades em AVAs, capazes de promover práticas pedagógicas mais sensíveis ao novo paradigma da Educação.

No que tange especificamente ao presente estudo, tem-se por hipótese ser possível reconhecer o(s) estado(s) de ânimo de um aluno em AVA por meio de um modelo computacional. Tal modelo é empregado com a finalidade de estabelecer relações entre a variável de estudo (estado de ânimo) e as variáveis independentes, quais sejam: traços de personalidade, fatores motivacionais e subjetividade afetiva identificada em textos disponibilizados em meio virtual. A plataforma utilizada para tanto é o AVA ROODA, da UFRGS.

Nesse contexto, este artigo apresenta a aplicação de uma rede bayesiana com vistas à inferência dos estados de ânimo de aluno. Tal investigação foi conduzida tendo por base disciplinas em nível de graduação, as quais contaram com o suporte do AVA ROODA. Por tratar-se de uma pesquisa de cunho interdisciplinar (Psicologia, Educação e Informática), a próxima seção contempla a fundamentação teórica. Na seguinte, procede-se à compilação dos trabalhos da literatura relacionados aos métodos de inferência baseados em redes bayesianas (RB). Na seção 4, apresenta-se o modelo afetivo de aluno e a seção 5, o mapeamento dos estados de ânimo. A seção 6 trata do ambiente de aplicação ROODA. Já a seção 7 mostra a máquina de inferência proposta e na 8, o experimento e os resultados encontrados. Finalmente, são feitas algumas considerações a propósito do trabalho desenvolvido.

## 2. FUNDAMENTOS TEÓRICOS

O papel da interação no processo de construção de conhecimento merece reconhecimento na psicogenética construtivista, a exemplo do que se verifica nas contribuições de Piaget [1] e Vygotski [2]. Inspirado em Piaget, Primo [3] empreendeu um estudo sistêmico-relacional das interações sob a perspectiva tecnológica. O autor identificou duas modalidades de interação: a mútua e a reativa. A primeira se estabelece mediante relações interdependentes e

processos de negociação, ao passo que a outra diz respeito a relações determinísticas do tipo ação-reação.

Em um AVA, as duas modalidades de interação não se verificam de forma exclusiva. Os sujeitos participantes não interagem apenas com a infraestrutura tecnológica – interface gráfica, ferramentas de comunicação síncrona/assíncrona e demais funcionalidades –, isto é, sob forma reativa. Há também, em tais ambientes, a formação de diversas relações que caracterizam a modalidade mútua, tais como as cognitivas, as afetivas, as simbólicas e as sócio-comportamentais. Disso resulta que um AVA soma potencialidades para além de simples repositório de conteúdo, organização de uma disciplina/curso ou de contato entre os participantes. Vislumbra-se uma nova abordagem para AVAs, cujas funcionalidades tecnológicas venham a representar fontes importantes para a inferência de aspectos afetivos.

Concorrendo nessa direção, a Computação Afetiva [5] aglutina técnicas da Inteligência Artificial, Engenharia de Software e Engenharia da Computação, voltadas à afetividade e ao seu papel na experiência humana. No entanto, persistem dificuldades para modelar as emoções em sistemas computacionais, essencialmente em razão de três fatores, segundo Bercht [6]: à marcante influência do pensamento cartesiano, que vê a razão como contraposta à emoção; à indefinição dos termos associados à afetividade; e, por fim, de ordem computacional, ao uso de lógicas e formalismos voltados exclusivamente à representação do conhecimento.

A visão dicotômica entre cognição e afetividade perdurou até recentemente, desde que Platão distinguiu o corpo da “alma”, estruturando-a na tríade cognição, emoção e volição (motivação). Após o advento dos computadores, os cientistas da cognição passaram a recorrer à nova tecnologia como instrumento para representar e simular processos mentais. O destaque na abordagem de processamento de informações (codificação, armazenagem e recuperação) resultou em que os pesquisadores das ciências cognitivas não considerassem adequadamente as relações entre a cognição e os aspectos afetivos [7]. Embora Piaget [8] e Vygotsky [2] houvessem demonstrado interesse nessa relação, somente a partir da década de 80 a afetividade nas atividades cognitivas passou a ser enfatizada, tal como se verifica nas teorias de Zajonc [9] e Lazarus [10]. Mais tarde, as pesquisas dos neurocientistas Damásio [11] e Le Doux [12] vieram a apresentar evidências significativas das relações entre cognição e afetividade.

A segunda dificuldade apontada por Bercht [6] diz respeito à definição dos termos relacionados à afetividade, tais como emoção, estado de ânimo/humor, motivação, sentimento, traços de personalidade, etc., são abordados por várias teorias psicológicas e, mesmo dentro delas, segundo diferentes orientações. Por isso, as maneiras distintas de definir os inúmeros fenômenos afetivos suscitam dúvidas quanto à sua diferenciação. Scherer [13] formulou critérios para diferenciá-los (importância do evento, tipo de *appraisal*, sincronização com os vários subsistemas orgânicos, impacto no comportamento, intensidade e duração). A partir de tais critérios é que, para fins do presente estudo, serão definidos os termos *emoção*, *estados de ânimo* e *traços de personalidade*. Sobretudo o segundo, particularmente relevante para os objetivos da investigação em curso.

A *emoção*, embora no senso comum seja tomada como sinônimo de afetividade e, muitas vezes, confundida com sentimento, consiste em um estado afetivo breve, de alta intensidade e de resposta sincronizada a um evento. Uma emoção pode ser

classificada tanto como primária (básica ou utilitária) quanto secundária (ou social). As primárias (medo, raiva, tristeza, alegria, surpresa, desprezo e aversão) servem para garantir a sobrevivência, e sob tal aspecto foram amplamente discutidas por Ekman [14] em pesquisas realizadas a partir de diferentes culturas. Já as emoções secundárias (arrogância, preocupação, inquietação, mágoa, entusiasmo, espanto, repulsa, etc.) são adquiridas ou aprendidas a partir das primárias, à medida que se vivencie uma série de situações cotidianas e assim como seus desdobramentos.

Por sua vez, os *estados de ânimo*, uma classe de fenômenos afetivos e noção fundamental para o desenvolvimento desta investigação, representam um tipo de emoção de segundo plano [11], de caráter ondulatório e difuso, de baixa intensidade, de longa duração. Esses estados podem ser desencadeados tanto por emoções primárias quanto secundárias [15].

Os traços de personalidade sinalizam padrões através dos quais o sujeito percebe a realidade, e sugerem como ele se relaciona. Normalmente, são determinados através de modelos caracterizados como fatores (ou dimensões), que denotam a especificidade de um indivíduo. Esses fatores são obtidos através da aplicação de testes psicométricos.

Assim, no entender de Rosenberg [15], existe uma relação de composição entre os termos apresentados: as emoções são a unidade mais básica dos fenômenos afetivos; essas compõem os estados de ânimo que, em conjunto com as emoções, modelam os traços de personalidade.

A dificuldade na modelagem dos fenômenos afetivos em sistemas computacionais, terceiro fator de Bercht [6], reside no uso de modelos criados sob o método científico cartesiano. Isso se verifica em função de os mecanismos cognitivos serem examinados de acordo com a visão reducionista (o mundo complexo deve ser dividido em partes mais simples). Esses modelos formais tratam do conhecimento pertinente tanto aos domínios completos e imutáveis quanto aos de raciocínio incerto. Também tratam da aprendizagem a partir das observações, da percepção do mundo e das ações a serem tomadas. Em todos esses aspectos, a questão da afetividade não é tratada.

Fellous, Armony e Le Doux [16] afirmam que as técnicas de Inteligência Artificial podem ser empregadas para modelar os processos cognitivos (*appraisals*) dos fenômenos afetivos, ainda que cada um deles implique dificuldades teóricas. Assim, ao se modelar fenômenos afetivos, é preciso avaliar qual o modelo mais adequado para a representação de conhecimento, como também, para identificar as tecnologias que o suportam [17]. É certo, porém, que não há modelos perfeitos e capazes de identificar os estados afetivos. Por vezes, combinar modelos pode render melhores resultados do que se restringir a um único [5].

### 3. TRABALHOS RELACIONADOS

As RBs são largamente aplicadas em sistemas especialistas ou sistemas baseados em conhecimento de um determinado domínio (diagnóstico médico, por exemplo) [18]. Na última década, têm se destacado na representação da avaliação cognitiva dos aspectos afetivos, principalmente a partir das ações e de outras informações (por exemplo, expressão facial) de usuários em ambientes computacionais.

Investigações sobre o reconhecimento das emoções num ambiente virtual e a modelagem delas a partir de RBs são apresentados em [19, 20, 21, 22, 23]. Notabilizam-se trabalhos que envolvem

agentes personificados e conversacionais, que, a partir de informações sobre as expressões faciais inferem a emoção [19, 20] e os estados de ânimo [20] do usuário, de modo a gerar comportamentos adequados para com ele interagir.

Outros autores sugerem o uso de RBs em agentes computacionais concebidos para inferir as emoções de alunos em jogos colaborativos [21, 22] e em sistemas tutores inteligentes [23]. O agente social proposto por Boff [23] leva em consideração as características individuais do aluno, como desempenho, perfil social, aceitação (por parte de colega), estado afetivo e traços de personalidade, de forma a identificar seu perfil na proposição de grupos de trabalhos. O modelo de Conati [21] foi desenvolvido com o objetivo de avaliar os estados emocionais em um jogo educacional. Essa avaliação tem por suporte um monitoramento das interações do aluno a partir dos objetivos do jogo e preferências (a expressividade corporal também é evidência). Abordagem semelhante foi adotada por Pantarolo [22]. O que distingue sua contribuição é, com base num jogo colaborativo, inferir as emoções do aluno em relação a si e aos demais colegas. O modelo afetivo considera as ações coordenadas e simétricas por parte dos alunos-jogadores em seu esforço de solucionar conjuntamente os desafios.

Sob forte influência dos trabalhos [21, 22, 23], o modelo afetivo definido para esta investigação é suportado por uma rede semântica. O modelo tem por objetivo servir de meio para a avaliação cognitiva dos estados de ânimo em meio virtual.

#### 4. MODELO AFETIVO DO ALUNO

A proposta de modelo afetivo do aluno, representado pela rede semântica ilustrada na Figura 1, inspira-se no modelo de Scherer [13].

Neste modelo, considera-se a subjetividade afetiva em texto como uma das variáveis explicativas do estado de ânimo do aluno. Ela envolve um julgamento unilateral [24], que se consolida à medida que o aluno registra suas preocupações, seus êxitos e motivações nos textos disponibilizados nas funcionalidades de comunicação síncrona e assíncrona do AVA.

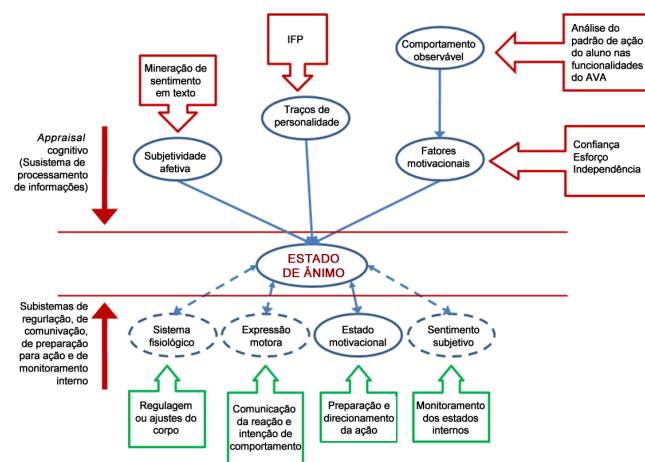


Figura 1: Classe de variáveis e relações do modelo afetivo.

A subjetividade afetiva é inferida através do *framework* AWM (*Affective Word Mining*), o qual tem por objetivo identificar e classificar as palavras de conotação afetiva presentes em um texto. Para esse efeito, o processo de mineração extrai os lexemas afetivos, que são submetidos a uma classificação. O processo de classificação consiste em verificar a qual posição da Roda dos

Estados Afetivos (REA) cada lexema se insere [25] (o mapeamento dos estados de ânimo é apresentado na próxima seção).

O comportamento observável é entendido como um conjunto sistemático de ações adotadas pelo aluno no AVA. Dessa forma, os padrões verificados sinalizam o grau motivacional (Confiança, Esforço e Independência), considerado como um indicador dos estados de ânimo. Cada fator motivacional é identificado a partir de variáveis relacionadas ao comportamento observável: número de acessos (NA) a uma funcionalidade do ROODA, número de contribuições (NC) em fóruns, frequência (FP) e modo de participação (MP), pedidos ou prestação de ajuda (PA) e tempo de permanência (TP) na sessão. O grau motivacional é inferido pelo *framework* BFC (*Behavioral Factor Calculation*) descrito em [26].

Os traços de personalidade constituem padrões através dos quais o sujeito percebe a realidade, e explicam como ele estabelece as conexões sociais. Normalmente, são determinados através de modelos caracterizados como fatores ou dimensões, os quais denotam a especificidade de um indivíduo. Essas dimensões são obtidas através da aplicação de testes psicométricos. Na pesquisa em curso, recorreu-se ao instrumento IFP (Inventário Fatorial da Personalidade) [27], com aplicação e análise por psicólogo. A escolha do IFP se justifica pelo fato de representar um instrumento adaptado à realidade brasileira, fidedigno e de natureza verbal mais consistente com os propósitos da pesquisa. Para a investigação, foram selecionadas nove dimensões: assistência, dominância, denegação, desempenho, agressão, ordem, persistência, mudança e autonomia.

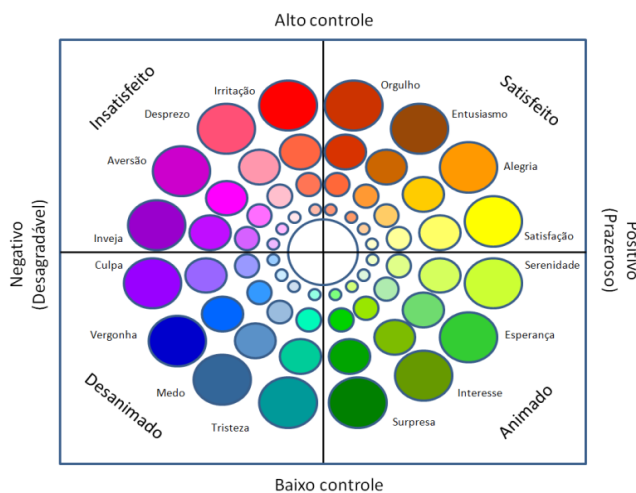
As três variáveis (traços de personalidade, fatores motivacionais e subjetividade afetiva em texto) integram o subsistema de processamento de informações ou de *appraisal* (avaliação) cognitivo [13] para determinar o estado de ânimo correspondente. Os outros subsistemas do modelo de Scherer que tratam da regulação fisiológica, dramatização corporal, preparação para ação a ser tomada e de monitoramento dos componentes subjetivos não estão sendo contemplados neste trabalho.

#### 5. MAPEAMENTO DOS ESTADOS DE ÂNIMO

Scherer e Tran [28,29] descreveram o impacto de alguns fenômenos afetivos sobre o processo de aprendizagem, especialmente em organizações, de modo a indicar quais repercutiriam nos processos de tomada de decisão. Os autores identificaram quatro classes de emoções: condutivas, logrativas, resignativas e antagonônicas.

As emoções, cuja principal função é modular as ações [30], podem evidenciar determinados estados de ânimo. O estado de ânimo exprime, muitas vezes, situações em que uma emoção, ou várias delas, permanecem subjacentes, atuando em *background* afetivo, colorindo nossa visão de mundo e modulando ou influenciando a cognição [30]. Também pode ser inferido a partir de termos que contornam uma emoção [31]; por exemplo, a emoção alegria tem a ela relacionada os termos feliz, contente, encantado, etc. os quais remetem ao estado de ânimo Satisfação.

Assim, as emoções, classificadas em famílias afetivas, são posicionadas em um espaço de representação conforme apresentado na Figura 2. Esse espaço, denominado nesta investigação como Roda dos Estados Afetivos (REA), tem por origem o trabalho de Tran [29].



**Figura 2: Espaço de representação dos estados de ânimo, baseado em Tran [29].**

As famílias afetivas na REA constituem rótulos para um grupo de emoções. A posição das famílias em cada quadrante da REA tem sua fundamentação em justificativas empíricas e em extenso estudo teórico empreendido por Scherer [13] e Tran [29]. Neste trabalho, são consideradas duas classes de estados de ânimo: animação e satisfação. Cada classe, por sua vez, é dividida em duas subclasses a partir da valência positiva e negativa: animado, desanimado, satisfeito e insatisfeito.

## 5.1 Animação

O termo animação (do latim “anima” ou alma), no sentido figurado, designa a participação do subjetivo nos atos de percepção, representação e pensamento [24] sobre algo ou alguém. É o estado de ânimo que movimenta (ou não) em direção aos objetivos perseguidos. Pode ser identificada nos sentidos positivo e negativo.

No contexto educacional, ser ou estar *animado* evidencia que o aluno, de algum modo, demonstra surpresa, interesse, esperança e/ou serenidade para enfrentar os desafios da aprendizagem, o que o impele a colaborar e a cooperar.

Essas famílias afetivas (surpresa, interesse, esperança e serenidade) estão associadas à valência positiva e a baixo controle sobre os eventos causadores do estado afetivo, tanto quanto em relação a seus desdobramentos. Isto é, ao ser apresentado o conteúdo, o aluno revela disposição de confiança, ainda que detenha pouco controle sobre as situações de aprendizagem. Diz-se, nesse caso, que o estado de ânimo é orientado ao futuro. É composto por emoções condutivas, aquelas que imbuem o aluno de ânimo positivo para explorar, desenvolver e continuar o aprendizado.

É possível, no entanto, que tais emoções condutivas assumam conotação negativa: estar tranquilo demais pode induzi-lo à desistência; estar muito esperançoso pode levá-lo ao descompromisso e a praticar ações inapropriadas; estar demasiado interessado pode dispersá-lo; estar exageradamente surpreso pode originar ideias confusas ou deixá-lo paralisado, inerte ou ficar indiferente à aprendizagem.

O estado de ânimo *desanimado* sugere que o aluno, por algum meio, demonstra (ou reprime a manifestação de) tristeza, medo, vergonha e/ou culpa por não conseguir acompanhar o conteúdo.

Essas famílias afetivas caracterizam-se por valência negativa, baixo controle sobre os eventos e suas possíveis consequências, bem como tendência à submissão ou à renúncia. Compõem-se de emoções resignativas, ou seja, aquelas que podem, no limite, conduzir o aluno à desistência.

Contudo, podem ter implicações positivas, no sentido de permitir um tempo de recuperação para repensar atitudes, readaptar-se às novas condições ou evitar problemas.

## 5.2 Satisfação

O termo satisfação denota o prazer advindo da realização do que se espera, do que se deseja. No sentido positivo, o estado de ânimo *satisfeito* indica que o aluno transparece, de algum modo, satisfação, alegria, entusiasmo e/ou orgulho pela tarefa cumprida.

Estas famílias afetivas compreendem valência positiva e significativo controle sobre os eventos e seus desdobramentos, proporcionando melhoria da auto-estima e do bem-estar. São compostas por emoções logrativas, ou seja, aquelas que estabelecem alcance de um objetivo e celebração do sucesso. Quando tais emoções são extravasadas, pode haver implicações adversas. De fato, um aluno muito orgulhoso pode suscitar inveja e hostilidade (precisando, então, lidar com conflitos). Deve-se considerar que entusiasmo ou alegria demais podem redundar em declínio de produtividade; do mesmo modo que alta satisfação pode desencorajar a exploração de novas alternativas.

Por outro lado, para a inferência do estado de ânimo *insatisfeito*, os indicativos são o de o aluno expressar, ou tentar não transparecer, irritação, desprezo, aversão e/ou inveja. Essas famílias afetivas, a que se atribuem valência negativa e alto controle sobre os eventos e suas consequências, revelam, especialmente, agressividade. São compostas por emoções antagônicas, a partir das quais o aluno pode fomentar intenções de represália ou de vingança.

Por outro lado, podem ter implicações desejáveis, como a de manter o grupo unido para atingir os objetivos e a aptidão para se contrapor a injustiças ou para superar obstáculos. A inveja, no seu sentido positivo, provoca admiração pelos exemplos de colegas e professores, sugerindo que se deva seguir pelo mesmo caminho. A aversão pode indicar que está na hora de mudar posições, atitudes ou comportamentos. O desprezo contribui para repensar normas sociais; e um pouco de raiva aumenta a confiança em algumas situações, como a de reagir a agressões.

## 6. ROODA

O ROODA (Rede cOOperativa De Aprendizagem), institucionalizado pela UFRGS em 2005, é um ambiente virtual de aprendizagem desenvolvido com base em princípios construtivistas, tendo implícita a concepção epistemológica interacionista [1]. As funcionalidades disponíveis no ROODA podem ser agrupadas nas classes: Recursos Gerais, Acompanhamento de Atividades, Publicação de Materiais e Comunicação.

O grupo de funcionalidades que contém *Recursos Gerais* permite visualizar e alterar dados cadastrais, personalizar a interface, registrar compromissos na disciplina, verificar o histórico de acessos às funcionalidades e acessar o item Ajuda. As funcionalidades de *Acompanhamento de Atividades* são responsáveis pela disponibilização dos conteúdos de aula e estudo, dos exercícios e da participação de enquetes. Já os recursos *Publicação de Materiais* permitem a divulgação do

material pessoal e de grupo com possibilidade de limitar a visualização dos conteúdos publicados. Por fim, as ferramentas de comunicação síncrona e assíncrona integram o grupo de funcionalidades de *Comunicação*. Essas possibilitam encontros virtuais e espaços de convivência, sustentando o movimento de negociações, discussões e coordenações durante a realização da disciplina.

A máquina de inferência dos estados de ânimo é acoplada ao AVA ROODA através da funcionalidade ROODAafeto, desenvolvido pela equipe do NUTED/UFRGS. A nova funcionalidade integra a classe *Recursos Gerais* do AVA ROODA.

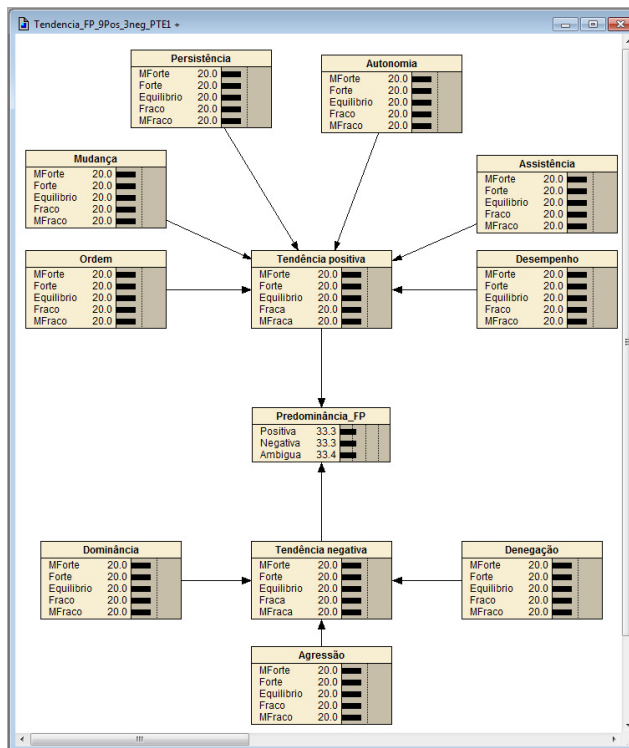
## 7. RACIOCÍNIO PROBABILÍSTICO

A tecnologia de rede bayesiana (RB) é a abstração computacional escolhida para apropriar a rede semântica descrita na seção 3. Tal escolha se deve ao fato de representar uma tecnologia adequada por considerar os aspectos de incerteza inerentes à dimensão afetiva. E, também, por tratar os aspectos dinâmicos dessa dimensão. Dessa forma, aplica-se o modelo afetivo de aluno sobre uma RB de forma a se obter inferências estatísticas, tendo em conta as probabilidades associada aos eventos observados.

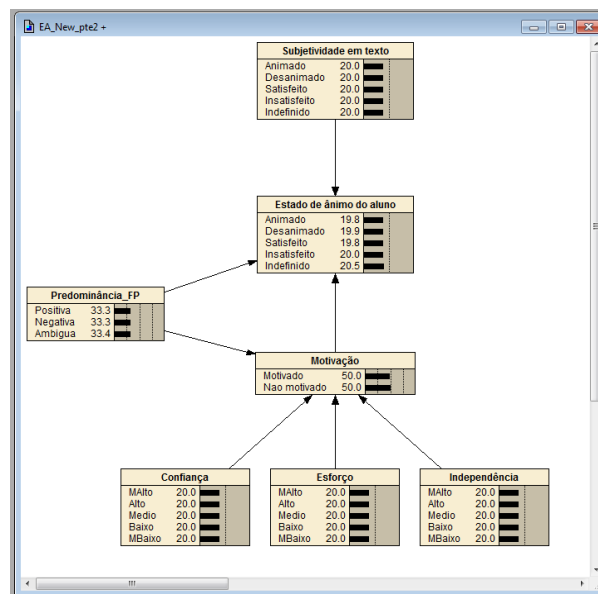
Uma RB é um tipo de rede semântica representada por um grafo orientado acíclico, em que cada nodo possui informações de probabilidade [32]. Os nodos representam as variáveis aleatórias (discretas ou contínuas) do problema com as medidas de incerteza associadas. As ligações entre os nodos são feitas por arcos que definem os vínculos. Os arcos identificam a precedência lógica ou influência causal entre as variáveis conectadas. Essa precedência, ou influência, determina a distribuição da probabilidade condicional, ou seja, é realizada uma quantificação do efeito dos nodos pais sobre os filhos.

A RB pode ser analisada sob duas perspectivas: *qualitativa*, pois o modelo gráfico representa a dependência entre os nodos; e *quantitativa*, por meio de tabelas de probabilidades condicionais (TPC). Assim, os motivos que justificam a opção por uma RB neste trabalho são: 1) a RB permite expressar as assertivas de independência de forma visual e, por isso, pode-se ter uma percepção semântica do problema; 2) a RB é apropriada para representar e raciocinar com a incerteza, com probabilidades e imprecisão, características importantes que envolvem o tratamento dos aspectos afetivos; 3) a RB representa e armazena uma distribuição conjunta de forma reduzida, explorando a esparsidade do relacionamento entre as variáveis; e 4) a RB torna o processo de inferência eficiente do ponto de vista computacional, embora a distribuição de probabilidade possa crescer exponencialmente.

A RB, desenhada no software NETICA v. 4.16 e apresentada em duas partes na Figura 3, representa as relações das variáveis visualizadas na Figura 1. A variável Predominância-FP serve de elo entre as duas redes. Uma vez especificada a topologia da rede, foram definidas as TPCs de cada nodo.



(a) Primeira parte



(b) Segunda Parte

Figura 3: Rede bayesiana da pesquisa com as TPC *a priori*.

As variáveis (ou nodos) independentes possuem valores de probabilidade *a priori* (ou incondicional), que indicam a crença sobre determinada proposição sem levar em conta outra informação qualquer. Assim, as probabilidades *a priori* estabelecidas para os nove traços de personalidade (*ordem, mudança, persistência, autonomia, assistência, desempenho, dominância, agressão e denegação*), os três fatores motivacionais (*confiança, esforço e independência*) e a subjetividade em texto é de 20%.

Por outro lado, as variáveis dependentes possuem valores de probabilidade *a posteriori* (ou condicional). Isso significa que a probabilidade de um evento acontecer está condicionada à ocorrência de outros eventos. Nesse caso, as probabilidades condicionais para a *tendência positiva* e *negativa* dos traços de personalidade foram adquiridas com o auxílio de especialista e através da estimação das possíveis combinações. O mesmo foi estabelecido para as variáveis *motivação* e *estado de ânimo*.

## 8. EXPERIMENTO E RESULTADOS

A funcionalidade ROODAafeto, que congrega os *frameworks* AWM (minerador de subjetividade afetiva), BFC (cálculo dos fatores motivacionais) e a máquina de inferência, constituiu o recurso a partir do qual fez-se possível a coleta de dados. Os resultados, aqui apresentados, fazem parte de protótipo aplicado em 8 alunos de duas disciplinas do curso de graduação em Pedagogia da UFRGS. As informações sobre os traços de personalidade foram obtidas através da aplicação dos questionários IFP.

As disciplinas foram ministradas na modalidade presencial em que o AVA ROODA serviu de apoio para as discussões extrasala. As funcionalidades de comunicação utilizadas resumiram-se ao Fórum e ao Diário de Bordo. Os alunos caso-de-estudo (4 do sexo masculino e 4 do sexo feminino) concordaram em participar voluntariamente da pesquisa.

A coleta de dado transcorreu ao longo do primeiro semestre de 2010. No entanto, neste trabalho são apresentados os dados referentes às seis primeiras semanas de ocorrência das disciplinas. No período foram registradas a maior parte das contribuições no AVA ROODA.

A Tabela 1 apresenta os resultados produzidos pela primeira parte da RB, cuja topologia está ilustrada na Figura 3. As probabilidades em destaque informam a crença sobre a predominância dos traços de personalidade.

**Tabela 1: Predominância dos traços de personalidade.**

Aluno	Predominância		
	Positiva	Negativa	Ambígua
109	0,097	<b>0,547</b>	0,357
192	<b>0,471</b>	0,163	0,366
309	0,216	<b>0,419</b>	0,365
441	0,425	<b>0,426</b>	0,150
561	0,234	0,209	<b>0,558</b>
729	<b>0,739</b>	0,074	0,187
756	0,116	<b>0,762</b>	0,122
950	0,123	0,318	<b>0,559</b>

Na Tabela 2 encontram-se os resultados obtidos pelo *framework* AWM, cuja descrição pode ser encontrada em [25]. O AWM define o quadrante (Ani – Animado, Sat – Satisfeito, Id – Indefinido, encontrados na tabela) e a intensidade do estado afetivo nas mensagens postadas nas funcionalidades de comunicação. Observa-se que os alunos 192 e 561 não apresentaram textos com conotação afetiva e os 756 e 950 foram os que mais expuseram sua subjetividade nas mensagens postadas.

**Tabela 2: Estados de ânimo obtidos pelo *framework* AWM.**

Semana	109	192	309	441	561	729	756	950
1	Id	Id	Id	Id	Id	Id	Id	Id
2	Id	Id	Id	Id	Id	Ani	Ani	Sat
3	Id	Id	Id	Id	Id	Id	Ani	Sat
4	Ani	Id	Ani	Id	Id	Id	Ani	Id
5	Sat	Id	Sat	Ani	Id	Ani	Sat	Ani
6	Id	Id	Id	Id	Id	Id	Id	Id

A Tabela 3 mostra os resultados encontrados pela máquina de inferência. Tais resultados foram obtidos através do algoritmo *Counting-Learning* suportado pelo *software* NETICA. Esse algoritmo implementa o modelo de aprendizagem de máquina conhecido como *modelo de Bayes ingênuo* ou Naïve Bayes. É assim denominado porque considera todas as variáveis da rede como condicionalmente independentes [32]. Isso assegura que, apesar da ideia simplista e “ingênuo”, o modelo Naïve Bayes funciona muito bem para uma ampla variedade de aplicações [32].

**Tabela 3: Resultados da máquina de inferência.**

Aluno	Motivação		Estado de ânimo				
	M	NM	A	D	S	Is	Id
109	<b>0,52</b>	0,48	0,18	0,03	<b>0,52</b>	0,05	0,23
192	<b>0,66</b>	0,35	0,19	0,13	0,18	0,13	<b>0,37</b>
309	<b>0,56</b>	0,44	<b>0,59</b>	0,03	0,17	0,30	0,18
441	<b>0,60</b>	0,40	<b>0,63</b>	0,03	0,17	0,03	0,15
561	<b>0,55</b>	0,45	0,18	0,14	0,16	0,14	<b>0,39</b>
729	<b>0,72</b>	0,28	<b>0,78</b>	0,02	0,12	0,02	0,06
756	0,40	<b>0,60</b>	<b>0,46</b>	0,04	0,21	0,04	0,25
950	0,47	<b>0,53</b>	0,16	0,03	<b>0,58</b>	0,04	0,19

A partir dos graus dos fatores motivacionais Confiança, Esforço e Independência, informados através do *framework* BFC, pôde-se verificar o nível de motivação do aluno nas seis semanas de estudo. O nível de motivação está apresentado nas colunas M (Motivado) e NM (Não Motivado) da Tabela 3.

A predominância nos traços de personalidade, a subjetividade afetiva em texto e o nível de motivação serviram de evidência para inferir a probabilidade dos estados de ânimo no final das semanas de análise.

Observa-se, na Tabela 3, que os valores obtidos para os alunos 192 e 561 definem uma estimativa maior para Indefinido, ainda que ambos estivessem moderadamente motivados.

O aluno 756, razoavelmente desmotivado em função da maneira como se comportou no ambiente, apresenta resultado consistente com o que está expresso na Tabela 2. Os traços de personalidade desse aluno confirmam a tendência negativa quanto à motivação (Tabela 1). Contudo, esse aluno demonstra um traço de personalidade conhecido como desejabilidade social (DS), conforme verificado na aplicação do questionário IFP. A DS no instrumento IFP indica a tendência do participante da pesquisa em



apresentar respostas consideradas mais aceitáveis, enfim, que sejam de aprovação social. O participante tende a dissimular sua opinião ou seu comportamento, por considerá-los socialmente não aceitos. Isso pode esclarecer por que a máquina de inferência decidiu por um estado de ânimo “mais favorável” à aprendizagem em relação a um aluno pouco motivado (em relação aos colegas).

O aluno 950 revela um comportamento semelhante ao 756, mas com baixa DS. Conclui-se, portanto, que o aluno mostrou-se realmente entusiasmado com a disciplina. Para os demais alunos, a máquina de inferência forneceu resultados conforme a expectativa.

## 9. CONSIDERAÇÕES FINAIS

O reconhecimento dos estados afetivos envolve a captura e a análise dos sinais, os quais podem ser transformados em dados, com vista à construção do modelo afetivo do usuário. Através dele, o sistema computacional pode inferir as razões pelas quais o usuário experimentou determinado episódio afetivo. Para isso, faz-se necessário construir e atualizar dinamicamente o modelo afetivo-cognitivo do usuário, contemplando a incerteza dos dados obtidos no reconhecimento e a influência do cognitivo no afetivo, e vice-versa.

A abordagem dinâmica pressupõe: a) as incertezas advindas do tipo de modelo a ser empregado para representar a afetividade (modelo de Scherer); e b) eventuais falhas de compreensão das variáveis utilizadas, dada a provável precariedade dos “sinais” capturados. Parte-se, então, para o uso de raciocínio probabilístico implementado através de redes bayesianas.

O presente trabalho apresenta o estado da arte do processo de construção de uma máquina de inferência do estado de ânimo de aluno em AVAs. A máquina (e os *frameworks* associados) inserida na funcionalidade ROODAafeto, encontra-se em testes no ambiente de desenvolvimento do ROODA.

Para avaliar a possibilidade de construção, foi conduzido um experimento, cujos dados foram submetidos a um protótipo de rede implementada através do software NETICA v. 4.16. Na simulação, o aluno conta com uma representação cognitiva e afetiva limitada às características indispensáveis aos propósitos iniciais da pesquisa. Esse modelo tem o intuito de formalizar suas inter-relações, seja com o sistema, seja com os colegas. E, até mesmo, com os professores e/ou tutores.

Há a perspectiva de considerar uma amostra de estudo maior com o intuito de aumentar a confiabilidade dos resultados. Além dessa, vislumbra-se dois novos trabalhos. O primeiro, relacionado à incorporação de novas características ao modelo afetivo do aluno, como o estilo de aprendizagem, segundo Felder e Silverman [33] e a atitude social, identificada através dos estudos em sociometria [34]. O segundo caminho a ser trilhado refere-se à inclusão de novas variáveis no cálculo dos fatores motivacionais. Atualmente, apenas as variáveis associadas às ferramentas de comunicação do AVA ROODA são consideradas no cálculo dos padrões comportamentais.

O objetivo da pesquisa é o de construir um sistema computacional adaptativo, isto é, suficientemente dinâmico e flexível em face das características de cada aluno. Disso, eventualmente, pode resultar uma nova postura frente às interações que se formam no ambiente. De qualquer modo, importa reconhecer que a atividade de ensino, especialmente em meio virtual, constitui um processo complexo. Como tal, a par de diferentes potencialidades, deve-se propiciar discussões quanto a se as dificuldades encontradas decorrem de

insuficiências tecnológicas ou pedagógicas, ou ainda, se resultam de motivos outros, como os de natureza individual.

## 10. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] Piaget, J. (1973) “Estudos Sociológicos”. Rio de Janeiro: Forense. 1973.
- [2] Vygotski, L. S. (2001) “A construção do pensamento e da linguagem”. São Paulo: Martins Fontes.
- [3] Primo, A. (2008) “Interação mediada por computador: comunicação, cibercultura, cognição”. Porto Alegre: Sulina.
- [4] Behar, P. A. (2009) “Modelos Pedagógicos em Educação a Distância”. Porto Alegre: Artmed.
- [5] Picard, R. W. (1997) “Affective Computing”. Cambridge: MIT Press.
- [6] Bercht, M. (2007) “Computação Afetiva: vínculos com a psicologia e aplicações na educação”. In: Psicologia & Informática: produções do III PsicoInfo e II Jornada do NPDI. São Paulo: Conselho Regional de Psicologia de São Paulo. p.106-115.
- [7] Eysenck, M. W., and Keane, M. T. (1994) “Psicologia Cognitiva: um manual introdutório”. Gesser, W. & Gesser, M. H. F. (Trad.). Porto Alegre: Artes Médicas.
- [8] Piaget, J. (2005) “Inteligencia y afectividad”. Buenos Aires: Aique. Publicação original: Piaget, J. (1954). “Les relations entre l’Intelligence et l’Affectivité dans le développement de l’enfant”.
- [9] Zajonc, R. B. (1980) “Feeling and thinking: preferences need no inferences”. American Psychologist, v.35, n.2, p. 151-175, Feb. 1980.
- [10] Lazarus, R. S. (1982) “Thoughts on the relations between emotion and cognition”. American Psychologist, v.37, n.9, p. 1019-1010, Sep. 1982.
- [11] Damásio, A. (1996) “O Erro de Descartes: emoção, razão e o cérebro humano”. Tradução: Dora Vicente e Georgina Segurado. São Paulo: Cia das Letras.
- [12] Le Doux, J. (2001) “O cérebro emocional: os misteriosos alicerces da vida emocional”. Santos, T. B. (Trad.). Rio de Janeiro: Objetiva.
- [13] Scherer, K. R. (2005) “What are emotions? And how can they be measured?”. Social Science Information v. 44, n.4, p. 695-729.
- [14] Ekman, P. (1999) “Basic Emotions”. In: Dalglish, T. & Power, T. (Eds.). The Handbook of Cognition and Emotion. Sussex, U.K.: John Wiley & Sons, Ltd. p. 45-60.
- [15] Rosenberg, E.L. (1998) “Levels of analysis and the organization of affect. Review of General Psychology”, v. 2, n. 3, p. 247-270.
- [16] Fellous J. M., Armony J. L., and Le Doux J. E. (2002) “Emotional Circuits and Computational Neuroscience”. In: Arbib, M.A. (Ed.), The handbook of brain theory and neural networks, Second Edition. Cambridge, MA: The MIT Press.
- [17] Gratch, J., and Marsella, S. (2004) “A Domain-independent framework for modeling emotion”. Journal of Cognitive Systems Research, v.5, n.4, p. 269-306.
- [18] Flores, C. D. (2002) “Fundamentos dos Sistemas Especialistas”. In: Barone, D. A. C. (Org.). Sociedades

- Artificiais: A Nova Fronteira da Inteligência nas Máquinas, Porto Alegre: Bookman (ArtMed), p. 127-154.
- [19] Ball, G., and Breese, J. (2000) "Relating Personality and Behavior: Posture and Gestures". In: Paiva, A. M. (Ed.): *Affective Interactions*, LNAI 1814, p. 196-203.
- [20] Kshirsagar, S., and Magnenat-Thalmann, N. (2002) "A Multilayer Personality Model". In: 2<sup>nd</sup> International Symposium on Smart Graphics. New York: ACM Press, p.107-115.
- [21] Conati, C., and Maclaren, H. (2009). "Empirically building and evaluating a probabilistic model of user affect". In: *User Modeling and User-Adapted Interaction*, v.19, n.3, p. 267-303.
- [22] Pantarolo, E. (2008) "Modelagem probabilística de aspectos afetivos do aluno em um jogo educacional colaborativo". Tese de doutorado. PPGIE/UFRGS, Porto Alegre.
- [23] Boff, E. (2008) "Colaboração em ambientes inteligentes de aprendizagem mediada por um agente social probabilístico". Tese de Doutorado. PGCC/UFRGS.
- [24] Dorsch, F., Häcker, H., and Stapf, K. H. (2008). "Dicionário de Psicologia Dorsch". Petrópolis, RJ: Vozes.
- [25] Longhi, M. T., Behar, P. A., and Bercht, M. (2010). "Em busca de palavras com conotação afetiva registradas em ambiente virtual de aprendizagem". In: Conferência IADIS Ibero-Americana WWW/Internet 2010, Algarve. Portugal. p. 43-50.
- [26] Longhi, M. T., Behar, P. A., Bercht, M. and Simonato, G. (2010) "Os fatores motivacionais e os estados de ânimo em ambientes virtuais de aprendizagem". In: Congresso Iberoamericano de Informática Educativa. Santiago do Chile, Chile, Dez. 1-3, 2010. p. 551-558.
- [27] Pasquali, L., Azevedo, M. M., and Ghesti, I. (1997) "Inventário Fatorial de Personalidade: manual técnico e de aplicação". São Paulo: Casa do Psicólogo.
- [28] Scherer, K. R., and Tran, V. (2001) "Effects of emotion on the process of Organization Learning". In: Nonaka I. (Ed.). *Handbook of organizational learning and knowledge*. Oxford, UK: Oxford University Press. p. 369-392.
- [29] Tran, V. (2004) "The influence of emotions on decision-making processes in management teams". *Faculte De Psychologie et des Sciences de l'Education*. Université de Genève. Thèse No 323.
- [30] Davidson, R. J. (1994) "On Emotion, Mood, and Related Affective Constructs." In: Ekman, P., and Davidson, R. J.. *The Nature of Emotion: Fundamental Questions*. Oxford: Oxford University Press, p. 51-55.
- [31] Watson, D., and Tellegen, A. (1985) "Toward a consensual structure of mood". *Psychological Bulletin*, v. 98, n.2, p.219-235.
- [32] Russell, S.J., and Norving, P. (2004) "Inteligência Artificial". Rio de Janeiro: Elsevier.
- [33] Felder, R., and Silverman, L. K. (1998) "Learning styles and teaching styles in Engineering education". *Engineering Education*. v.78, n.7, p. 674-681.
- [34] Scherman, L. W. (2002) "Sociometry in the classroom: how to do it". Disponível em <[http://www.users.muohio.edu/shermalw/sociometryfiles/socio\\_introduction.html](http://www.users.muohio.edu/shermalw/sociometryfiles/socio_introduction.html)>. Acesso em Dez/2010.