

Recomendação de estratégias pedagógicas através de emoções, perfis de personalidade e inteligências múltiplas utilizando raciocínio baseado em casos

**Adilmar C. Dantas¹, Sara L. de Melo², Márcia A. Fernandes¹, Luciano V. Lima²,
Marcelo Z. do Nascimento¹**

¹FACOM - Faculdade de Ciência da Computação
Universidade Federal de Uberlândia
Av. João Naves de Ávila, 2121-38408-100 Uberlândia, MG, Brasil

²FEELT - Faculdade de Engenharia Elétrica
Universidade Federal de Uberlândia
Av. João Naves de Ávila, 2121-38408-100 Uberlândia, MG, Brasil
email{akanehar,saraluziamelo,marcelo.zanchetta,lucianovieiralimaster}@gmail.com,
marcia@ufu.br

Abstract. *This paper presents a system for recommending pedagogical strategies in virtual learning environments. For this, individual characteristics of the student were considered, such as personality profile and basic emotions detected during the cognitive process. In addition, a Case-Based Reasoning system was developed to develop new cases through the information stored in the student model, as well as the relation of these characteristics to the Multiple Intelligences of each student. Thus, through the initial set of pedagogical strategies stored in the student model, we have as results a database composed of 91 new cases retained from 9 initial cases.*

Resumo. *Este trabalho apresenta um sistema para recomendação de estratégias pedagógicas em ambientes virtuais de aprendizagem. Para isto, foram consideradas características individuais do estudante, tais como perfil de personalidade e emoções básicas detectados durante o processo cognitivo. Além disso, foi desenvolvido um sistema de Raciocínio Baseado em Casos a fim de desenvolver novos casos, por meio das informações armazenadas no modelo do estudante, bem como a relação dessas características com as Inteligências Múltiplas de cada estudante. Assim, por meio do conjunto inicial de estratégias pedagógicas armazenados no modelo do estudante, têm-se como resultados uma base de dados composta por 91 novos casos retidos a partir de 9 casos iniciais.*

1. Introdução

A computação afetiva investiga como extrair características emocionais e sociais de indivíduos, tais como reconhecer automaticamente as emoções e, por conseguinte, reagir a determinada emoção de maneira positiva. Assim, várias pesquisas sobre a detecção e classificação das emoções vêm sendo desenvolvidas, como exposto nos trabalhos de [Azcarate et al. 2005], [Jaques and Vicari 2005], [Shen et al. 2009], dentre outros. Em informática na educação, a observação das emoções em ambientes computacionais de

aprendizagem tem a finalidade de inserir aspectos motivacionais em ambientes de ensino levando em consideração o estado afetivo do estudante.

Sistemas Tutores Inteligentes (STI) e a computação afetiva podem auxiliar em propostas de soluções para os grandes desafios em educação incluindo métodos e técnicas que permitem promover uma assistência individualizada e inteligente ao estudante, proporcionando assim maior interação social [Jaques et al. 2012]. Um STI, em sua arquitetura clássica, é composto por três módulos, denominados de Modelo Pedagógico, Modelo do Estudante e Modelo de Domínio.

Dentre os três módulos supracitados, para [Chrysafiadi et al. 2015] o Modelo do Estudante (ME) é um módulo crucial para a construção de um STI, sendo considerado um dos principais módulos da arquitetura, pois ele é responsável pela forma como o sistema toma decisões que promovem apoio e instruções personalizadas ao estudante, em momentos apropriados. Dessa maneira, aspectos cognitivos, emocionais e psicológicos são integrados na arquitetura de STI.

Na pesquisa de [de Melo 2016] foi proposto um ME baseado em emoções e perfis de personalidade para recomendação de estratégias pedagógicas personalizadas ao estudante de acordo com o seu estado emocional. A modelagem proposta foi amparada didaticamente pela pedagogia emocional presente na teoria perfis de personalidade de [Chabot 2005], cuja teoria foi adaptada do modelo psicológico de [Cloninger et al. 1993]. Assim, verificou-se aspectos referentes à personalidade do indivíduo com ênfase na aprendizagem. Ainda nessa pesquisa, foi apresentado um conjunto de estratégias pedagógicas personalizadas para nove perfis de personalidade correlacionado-os com as seis emoções básicas do estudante.

Nesta perspectiva, através da modelagem afetiva e informações do ME propostos por [de Melo 2016], o objetivo desse trabalho é apresentar um sistema para apoiar as estratégias pedagógicas em Sistemas Tutores Inteligentes durante o processo de ensino e aprendizado. Assim, foram realizados testes computacionais das estratégias pedagógicas definidas, bem como a associação dos aspectos motivacionais personalizados com as Inteligências Múltiplas. Além disso, efetuou-se uma análise e interpretação das recomendações pedagógicas do ME utilizado, objetivando produzir novas recomendações pedagógicas a partir das características presentes na modelagem afetiva do estudante por meio da utilização da técnica Raciocínio Baseado em Casos (RBC).

Este artigo está organizado da seguinte maneira: Na Seção 2 é detalhado o módulo proposto para o desenvolvimento do trabalho; na Seção 3 são exibidos os testes e validação do Sistema de Raciocínio Baseado em Casos, bem como os novos casos gerados e, por fim, na Seção 4 são apresentadas as considerações finais e trabalhos futuros.

2. Módulo RBC a partir de emoções e perfis de personalidade

Raciocínio Baseado em Casos (RBC) tem se apresentado como uma técnica eficiente para solução automática de problemas. O RBC é aplicado de forma simples e direta, atendendo uma ampla gama de tarefas, todas ligadas diretamente ou indiretamente à Inteligência Artificial. A ideia básica de um RBC está em resolver novos problemas lembrando de uma situação anterior similar, e então poder reutilizar a informação e conhecimento daquela determinada situação [Tawfik et al. 2018]

Para a verificação das recomendações pedagógicas, utilizou-se dessa técnica para construir novos casos (recomendações ou regras pedagógicas). Sendo assim, o sistema tem como entrada as emoções básicas captadas através das Unidades de Movimento (UM's) [Azcarate et al. 2005] e implementadas através do sistema proposto por [Dantas et al. 2015]. A segunda entrada são os perfis de personalidade propostos por [Chabot 2005], cada um desses perfis está associado a uma devida regra ou recomendação pedagógica de acordo com o ME proposto por [de Melo 2016]. Sendo este, fruto do processamento final do RBC, as principais etapas executadas estão detalhadas na Figura 1.

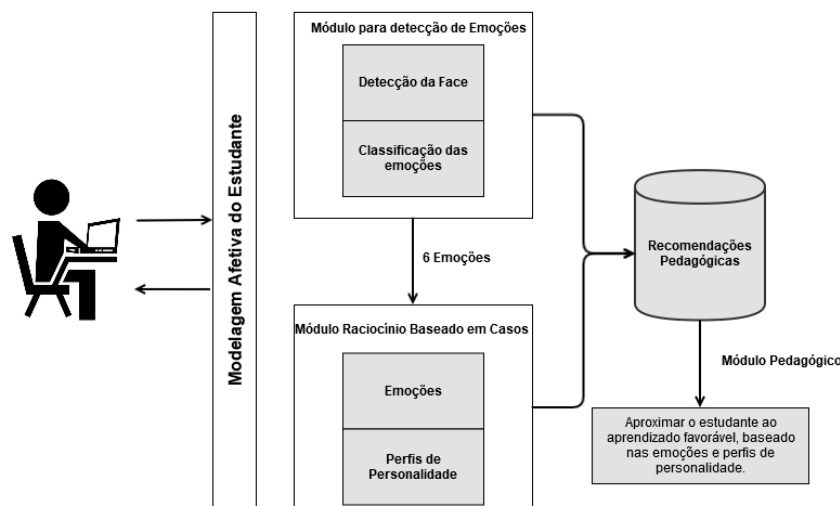


Figura 1. Diagrama geral do sistema. Adaptado de [de Melo 2016]

Na primeira instância deve-se estruturar e construir a base de conhecimento inicial para o módulo RBC [Wess 1995], pois é a partir desses conhecimentos iniciais e das novas instâncias repassadas que serão gerados novos conhecimentos. Para o desenvolvimento da base de dados para a representação do conhecimento inicial, utilizamos como conhecimento inicial as seguintes informações armazenadas na base: percentual das emoções (alegria, tristeza, raiva, medo, desgosto, surpresa, neutro), a inteligência múltipla, de acordo com a teoria de [Gardner 1983], do usuário. Além disso, utilizou-se o perfil de personalidade do usuário, descrito na teoria de [Chabot 2005] e a devida regra pedagógica associada a esse perfil emocional, conforme a pesquisa de [de Melo 2016].

Todas as informações contidas na base inicial foram adquiridas em experimentos acompanhando um semestre nas aulas do curso de Física de uma universidade federal, dentro da plataforma Moodle integrada com o módulo de detecção de emoções. As inteligências múltiplas foram sorteadas de maneira aleatória com a finalidade de verificar o comportamento do RBC ao produzir novas recomendações ao relacionar a informação Inteligência Múltiplas com os demais atributos. A base de casos inicial desenvolvida é apresentada na Tabela 1.

Ao observar a Tabela 1, note que, os percentuais presentes nas bases referentes às emoções básicas, foram adquiridas através do módulo desenvolvido e integrado na plataforma, conforme proposto no trabalho de [Dantas et al. 2015]. O perfil de personalidade e as regras (recomendações pedagógicas) foram identificados através da aplicação de um questionário para esta finalidade, propostos na pesquisa de [de Melo 2016].

Tabela 1. Base de conhecimentos inicial

Perfil	% Alegria	% Tristeza	% Raiva	% Medo	% Desgosto	% Surpresa	% Neutro	IM	Regra
Astucioso	46.1	21.0	1.4	15.7	0.8	7.7	7.3	textual	R16
Excessivo	27.3	44.9	19.2	1.0	0.1	0.3	7.2	visual	R13
Meticuloso	4.9	15.9	28.8	9.2	5.2	5.2	30.7	logico	R20
Docil	30.9	10.9	3.1	12.1	1.5	4.7	36.7	corporal	R33
Teatral	6.8	23.3	20.7	11.5	1.0	2.9	33.9	textual	R7
Temerário	15.5	7.3	14.1	14.4	1.8	4.8	42.1	visual	R1
Flexível	13.9	21.8	27.8	5.5	0.0	3.9	27.1	logico	R42
Afetivo	13.0	12.7	14.1	6.4	4.8	27.7	21.3	corporal	R29
Eremita	27.2	2.7	2.6	32.3	0.8	17.0	17.3	textual	R39

Após a definição da base de casos inicial, partimos então para a formalização da função responsável pelo cálculo de similaridade, essa similaridade tem como função indicar o grau de semelhança entre o problema presente e os casos existentes na base de conhecimento.

Para isto, devemos calcular a correspondência mais próxima entre os casos e a base de casos predefinida. Cada caso foi caracterizado por um nome e tipo, onde os tipos de dados podem ser qualquer um, como por exemplo: *String, int, float, bool, etc.*

Essa correspondência mais próxima é calculada através da distância euclidiana ponderada, onde a porcentagem retornada ou "hit" é calculada como:

$$100 * (1 - \text{sqrt}(\text{distanciadoscasos}/\text{sum}(\text{weights}))) \quad (1)$$

retornando assim um valor entre 0 e 100, correspondente à porcentagem de similaridade da pesquisa com os casos presentes na base.

Onde, a distância entre a pesquisa e um caso é um número de ponto flutuante entre 0 e 1. Sendo calculado como:

$$\text{casedistance} = \text{weight}_1 * \text{dist}_1^2 + \text{weight}_2 * \text{dist}_2^2 + .. + \text{weight}_n * \text{dist}_n^2 \quad (2)$$

onde dist_i é a distância entre o recurso procurado e o recurso na base de casos. Esse valor é um ponto flutuante entre 0 e 1, onde 0 significa que são iguais e 1 a distância máxima entre os dois. O peso weight é um número inteiro ≥ 0 , para a aplicação foi definido o coeficiente 5 como padrão para a maioria dos casos, obtido experimentalmente para normalizar a equação.

A distância entre o recurso procurado e os casos reais, é calculado como: Se o valor do caso ou do recurso procurado for igual a ? (desconhecido), então, o mesmo é desqualificado e a sua distância não é incluída nos resultados. O algoritmo que usamos para calcular a distância vamos chamá-lo de *NormalDistance* é:

$$\text{distancia} = \min(1, \text{diferenca}(\text{valorprocurado}, \text{casobase})/(\text{valormaximo}-\text{valorminimo})) \quad (3)$$

Para realizar a correspondência entre o caso procurado e os casos presentes na base, foi utilizada a lógica *Fuzzy Linear*, com a finalidade de realizar essa avaliação para

as seguintes situações: igualdade, desigualdade, maior, maior igual, menor, menor igual, máximo e mínimo ($=, ! =, >, >=, <, <=, max, min$), respectivamente. Entre o caso procurado e os casos presentes na base, essa avaliação é apresentada na Tabela 2 para cada uma das situações.

Tabela 2. Condições para o cálculo da distância utilizando Lógica Fuzzy.

Condição	Decisão
Se valor procurado = valor na base	distância =0, então usar o algoritmo NormalDistance
Se valor procurado != valor na base	distância =1, então usar o algoritmo NormalDistance Invertido
Se valor procurado > valor na base	distância =0, então usar o algoritmo NormalDistance
Se valor procurado >= valor na base	distância =0, então usar o algoritmo NormalDistance
Se valor procurado < valor na base	distância =0, então usar o algoritmo NormalDistance
Se valor procurado <= valor na base	distância =0, então usar o algoritmo NormalDistance

A Tabela 3 demonstra uma execução do RBC para as seguintes entradas: (Perfil: não conhecemos ?; Alegria: 22.5%; Tristeza: 19.0%; Raiva: 10.0%; Medo: 9.0%; Desgosto: 8.0%; Surpresa: 10.5%; Neutro: 21.0%; Inteligência Múltipla: Textual; Regra: Não conhecemos ?).

Tabela 3. Exemplo do execução RBC

Rank	Hit %	Perfil	Alegria%	Tristeza%	Raiva%	Medo%	Desgosto%	Surpresa%	Neutro%	IM	Regra
Valores pesquisados											
		?	22.5	19.0	10.0	9.0	8.0	10.5	21.0	Textual	?
Resultados											
1	72.96 %	Teatral	6.8	23.3	20.7	11.5	1.0	2.9	33.9	textual	R7
2	71.74%	Astucioso	46.1	21.0	1.4	15.7	0.8	7.7	7.3	textual	R16
3	70.56%	Eremita	27.2	2.7	2.6	32.3	0.8	17.0	17.3	textual	R39

No fim desse processamento o RBC apresenta como resultado a similaridade obtida a partir dos casos bases presentes na base de conhecimento inicial. Se esse conhecimento gerado for relevante para a base, ou seja, se tratar de um novo caso ainda não presente na base, o sistema deverá armazená-lo para consultas futuras. Para esse exemplo, o caso com maior similaridade apresentou uma taxa de 72.96% com o perfil teatral e aplicado a regra pedagógica R7(aspectos motivacionais personalizados armazenados no Modelo do Estudante utilizado), todas regras pedagógicas personalizadas e características dos perfis de personalidade podem ser vistos em [de Melo 2016].

Para acessar o sistema RBC de maneira integrada, foi desenvolvido uma interface escrita em *JavaServer Faces* (JSF), uma tecnologia que permite criar aplicações Java para Web utilizando componentes visuais [Caelum 2015]. Essas tecnologias permitem aos desenvolvedores criarem aplicações *Rich Internet Application* (RIA).

Assim, essas aplicações permitem um maior nível de interação com os usuários, aumenta a produtividade, além de ser suportada por todos os tipos de navegadores existentes hoje no mercado [Adobe 2015]. Dentre os benefícios de se utilizar este tipo de tecnologias podemos citar: oferecer aos usuários uma interface com mais detalhes e mais intuitiva, bem como simular elementos *desktop* em ambientes *web*.

A interface desenvolvida conta com duas telas principais: uma, responsável por gerar a visualização da base inicial e quais os respectivos atributos pertencentes à mesma

conforme detalhados na Figura 2. Essa interface é importante, pois nela é possível ver os casos retidos na base a partir da execução do módulo RBC.

Características				Casos presentes na base										
Número de Características presentes na Base				Total: 65										
Característica - N	Característica - Nome	Característica - Tipo	Valores Possíveis	Case number	Perfil	Alegria	Tristeza	Raiva	Medo	Desgosto	Surpresa	Neutro	IM	Regra
0	Perfil	String	Metivo	0	Asustoso	46.1	21.0	1.4	15.7	0.8	7.7	7.3	textual	R16
1	Alegria	Float	0.71 - 46.1	1	Excessivo	27.3	44.9	19.2	1.0	0.1	0.3	7.2	visual	R13
2	Tristeza	Float	0.0 - 44.9	2	Metuciloso	4.9	15.9	28.8	9.2	5.2	5.2	30.7	logica	R20
3	Raiva	Float	0.5 - 28.8	3	Docil	30.9	13.5	3.1	12.1	1.5	4.7	36.7	corporal	R33
4	Medo	Float	0.0 - 35.64	4	Teatral	6.8	23.3	20.7	11.5	1.0	2.9	33.9	textual	R7
5	Desgosto	Float	0.0 - 43.22	5	Temerario	15.5	7.3	14.1	14.4	1.8	4.8	42.1	visual	R1
6	Surpresa	Float	0.0 - 35.94	6	Ficavel	13.9	21.8	27.8	5.5	0.0	3.9	27.1	logica	R42
7	Neutro	Float	0.0 - 42.1	7	Afetivo	13.0	12.7	14.1	6.4	4.8	27.7	21.3	corporal	R29
8	IM	String	corporal	8	Eremita	27.2	2.7	2.6	32.3	0.8	17.0	17.3	textual	R39
9	Regra	String	R1	9	Temerario	31.27	3.64	0.73	35.54	10.55	11.64	6.55	visual	R7

Figura 2. Interface para a visualização da base do RBC.

A segunda tela principal é responsável por receber as entradas informadas manualmente pelo usuário ou automaticamente por meio do ambiente virtual de aprendizagem, conforme a Figura 3 e repassá-las para o módulo RBC, para que este processe as entradas e, retorne as informações desejadas de maneira significativa.

Procurar caso na base

Feature	Search weight	Search scale	Search options	Search term	Search value
Perfil [String]	5	Fuzzy linear	<input type="checkbox"/> Inverted	=	?
Alegria [Float]	5	Fuzzy linear	<input type="checkbox"/> Inverted	=	?(0.71 - 46.1)
Tristeza [Float]	5	Fuzzy linear	<input type="checkbox"/> Inverted	=	?(0.0 - 44.9)
Raiva [Float]	5	Fuzzy linear	<input type="checkbox"/> Inverted	=	?(0.5 - 28.8)
Medo [Float]	5	Fuzzy linear	<input type="checkbox"/> Inverted	=	?(0.0 - 35.64)
Desgosto [Float]	5	Fuzzy linear	<input type="checkbox"/> Inverted	=	?(0.0 - 43.22)
Surpresa [Float]	5	Fuzzy linear	<input type="checkbox"/> Inverted	=	?(0.0 - 35.94)
Neutro [Float]	5	Fuzzy linear	<input type="checkbox"/> Inverted	=	?(0.0 - 42.1)
IM [String]	5	Fuzzy linear	<input type="checkbox"/> Inverted	=	?
Regra [String]	5	Fuzzy linear	<input type="checkbox"/> Inverted	=	?

Figura 3. Interface de entrada de dados para o RBC.

Uma das principais vantagens do desenvolvimento desse tipo de interface é a comunicação com outras aplicações, por facilitar a comunicação através de requisições realizadas pelo protocolo HTTP, bastante utilizado por sistemas de informação do tipo hipermídia de forma distribuída e colaborativa [Berners-Lee et al. 2001], sendo o principal protocolo de comunicação de dados da *World Wide Web*.

3. Testes e Validação do Sistema

Para a realização dos testes em ambiente real, o módulo de detecção de emoções proposto nesse trabalho foi integrado no ambiente virtual de aprendizagem *Moodle* para alunos do curso de Física, nas matérias de Introdução ao Eletromagnetismo e Eletromagnetismo. A escolha dessas duas matérias deu-se pelo fato de serem matérias em que a maioria dos alunos do curso apresentam dificuldades e maior índice de reprovação.

O professor responsável pela matéria apresentou como proposta para essas disciplinas atividades interativas dentro do ambiente virtual de aprendizagem, para que fosse possível analisar as emoções inferidas pelos estudantes durante o processo de ensino e aprendizagem.

Os testes foram importantes para obtenção das informações necessárias para construção da base de conhecimento inicial do RBC, conforme exibido na Tabela 1. Tomando esses dados iniciais para realização dos testes com o módulo RBC, foram simulados 300 dados aleatórios com os seguintes atributos: porcentagem das emoções (alegria, tristeza, raiva, medo, desgosto, surpresa, neutro), uma inteligência múltipla e uma regra, para que o RBC determinasse o perfil do aluno (sem a utilização de um questionário) com base nessas informações e gerasse novos casos para a base, retendo os casos relevantes.

Além disso, esses testes foram importantes para que fosse possível avaliar o funcionamento do módulo proposto e verificar o percentual de geração das novas recomendações pedagógicas nos ambientes virtuais de aprendizagem.

A partir das 300 execuções, o módulo RBC foi capaz de gerar e reter 56 novos casos relevantes para a base, antes com apenas 9 conhecimentos. Desses 56 novos casos gerados, 7 são para o perfil afetivo, 4 para o perfil astucioso, 9 dócil, 6 eremita, 7 excessivo, 7 flexível, 4 metuculoso, 8 teatral e 4 temerário. Sendo assim, para cada 300 novos casos distintos, há uma possibilidade de 18,7% de retenção de novos casos para a base de conhecimento do RBC. O resultado geral das 300 execuções para determinar o perfil do estudante foram, 63 deles classificados o perfil como afetivo, 20 como astucioso, 21 como dócil, 27 como eremita, 19 como excessivo, 26 flexível, 47 metuculoso, 37 teatral e 40 como temerário, conforme o gráfico exibido na Figura 4.

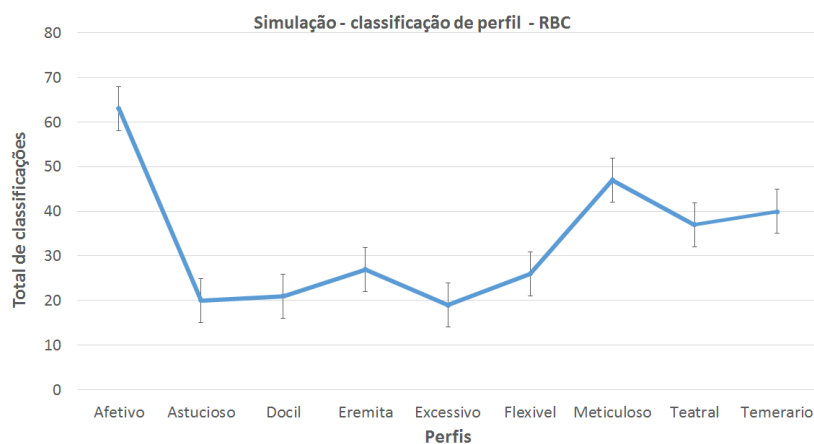


Figura 4. Resultado da classificação de perfil para 300 execuções no módulo RBC.

Com a intenção de verificar quais dos atributos construiriam mais possíveis casos para serem retidos, um novo teste com 300 execuções foi executado, dessa vez, para que o módulo RBC determinasse as Inteligências Múltiplas (cinestésico-corporal, lógico-matemático, textual e visual-espacial) do estudante, também sem utilização de um questionário, mas a partir das emoções, perfil de personalidade do estudante e a base de caso inicial.

Das 300 execuções para a classificação das Inteligências Múltiplas, os resultados foram os seguintes: 86 deles para o perfil cinestésico-corporal; 68 lógico-matemático; 101 como textual e 45 para visual-espacial, conforme o gráfico exibido na Figura 5. Com esses testes, o RBC foi capaz de reter e acrescentar na sua base de conhecimento 91 novos

casos relevantes, isto é, 35 casos a mais se comparado com o resultado anterior.

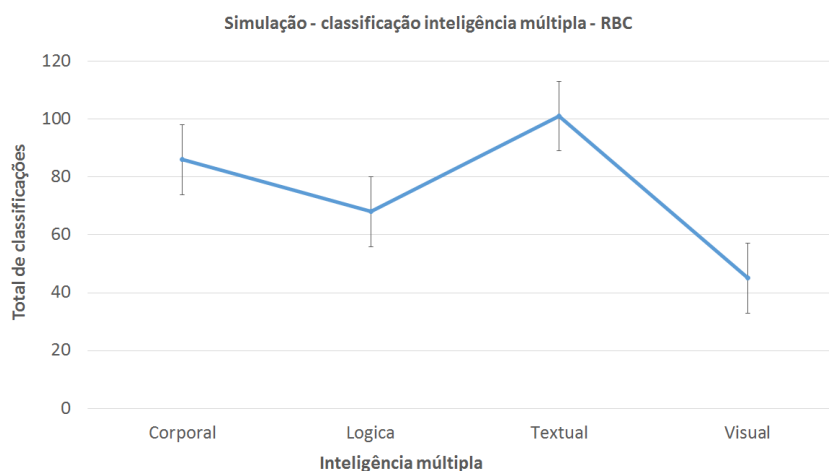


Figura 5. Resultado da classificação das Inteligência Múltiplas para 300 execuções no módulo RBC.

Analisando esses resultados foi possível observar que as inteligências múltiplas, quando combinadas com as emoções, colaboram de maneira significativa para a determinação do perfil do estudante, e que essas informações podem ser utilizadas para realizar recomendações para o estudante durante o processo de ensino e aprendizagem.

Como as recomendações ou regras fornecidas pelo RBC estão associadas ao perfil do estudante, foi realizada uma análise das regras associadas aos perfis retidos na primeira bateria de testes, verificando a qual perfil a regra (recomendação pedagógica) seria recomendada. Os resultados são apresentados na Figura 6 e foram obtidos por meio de 300 execuções.

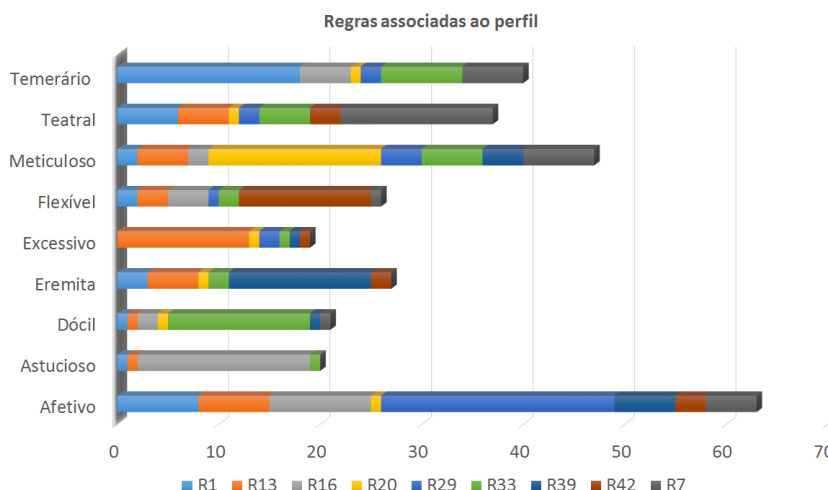


Figura 6. Regras associadas ao perfil para 300 execuções no RBC.

Note que, conforme a Tabela 1 descreve cada um dos perfis e suas respectivas regras ou recomendações pedagógicas, sendo definidas por: Astucioso: R16, Excessivo: R13, Meticuloso: R20, Dócil: R33, Teatral: R7, Temerário: R1, Flexível: R42, Afetivo:

R29, Eremita: R39, foi medido a taxa de assertividade para esses testes, tomando como base o trabalho de [de Melo 2016] verificou-se uma taxa de acerto de 53,35% para cada regra recomendada, satisfazendo assim a abordagem proposta pela autora do trabalho.

Ainda mais, em razão do módulo RBC reter novos casos, a sua taxa de acerto tende a crescer de maneira significativa, pois sua base de conhecimento é aprimorada com informações relevantes para futuras recomendações pedagógicas.

4. Considerações Finais

Esse trabalho apresentou um sistema de recomendações pedagógicas em ambientes virtuais de aprendizagem, baseado em emoções e perfis de personalidade do estudante conforme o modelo proposto por [de Melo 2016], acrescentando as Inteligências Múltiplas e a técnica de Raciocínio Baseado em Casos para a geração de novos casos a partir dessas informações obtidas experimentalmente.

O sistema foi implementado, validado e integrado ao ambiente virtual de aprendizagem com o intuito de observar a evolução das emoções, perfil do estudante e inteligência múltiplas e a partir dessas informações observar a alteração dos Perfis de Personalidade. Os resultados obtidos dos testes foram considerados satisfatórios. Em trabalhos futuros pretende-se efetuar testes para avaliar o desempenho e as contribuições das recomendações produzidas pelo RBC e assim analisar a evolução emocional do estudante durante o processo de ensino e de aprendizagem.

Além disso, segundo o professor responsável pela disciplina onde o sistema foi aplicado, acompanhar a evolução emocional e conhecer o perfil de personalidade dos estudantes colaborou de maneira significativa para a redução dos índices de reprovação durante o semestre em que o sistema foi aplicado. Uma vez que, com essas informações, o professor teve a possibilidade de elaborar aulas interativas ou resumos quando necessário, de maneira estratégica, aumentando assim o interesse e a motivação dos seus alunos.

Como trabalho futuro o sistema proposto será utilizado para realizar recomendações pedagógicas com o auxílio do professor ou tutor com o objetivo de aproveitar os resultados anteriores de alunos com características semelhantes, permitindo assim melhorar a relevância dos materiais e técnicas aplicadas para cada aluno em particular.

Referências

- Adobe (2015). About rias@ONLINE.
- Azcarate, A., Hageloh, F., Sande, K. V., and Valenti, R. (2005). Automatic facial emotion recognition. *Universiteit van Amsterdam*.
- Berners-Lee, T., Hendler, J., Lassila, O., et al. (2001). The semantic web. *Scientific american*, 284(5):28–37.
- Caelum (2015). Introdução ao jsf e primefaces@ONLINE.
- Chabot, D. (2005). *Pedagogia emocional-sentir para aprender*. Sa Editora.
- Chrysafiadi, K., Virvou, M., et al. (2015). *Advances in personalized web-based education*. Springer.
- Cloninger, C. R., Svrakic, D. M., and Przybeck, T. R. (1993). A psychobiological model of temperament and character. *Archives of general psychiatry*, 50(12):975–990.

- Dantas, A. C., de Melo, S., Moura, F., Fernandes, M., Gerais-Brasil, U.-M., and Gerais-Brasil, B.-M. (2015). Reconhecimento dinâmico de emoções através de expressões faciais utilizando árvore de decisão. In *Anais do Simpósio Brasileiro de Informática na Educação*, volume 26, page 1102.
- de Melo, S. L. (2016). Modelo do estudante baseado em emoções e perfis de personalidade para recomendação de estratégias pedagógicas personalizadas. Master's thesis, Universidade Federal de Uberlândia.
- Gardner, H. (1983). *Frames of mind: The theory of multiple intelligences*. New York: Basic Books Inc.
- Jaques, P., Nunes, M. A. S., Isotani, S., and Bittencourt, I. (2012). Computacao afetiva aplicada a educacao: Dotando sistemas tutores inteligentes de habilidades sociais. In *Anais do Workshop de Desafios da Computacao Aplicada a Educacao*, pages 50–59.
- Jaques, P. and Vicari, R. (2005). Pat: um agente pedagógico animado para interagir efetivamente com o aluno. *RENOTE*, 3(1).
- Shen, L., Wang, M., and Shen, R. (2009). Affective e-learning: Using emotional data to improve learning in pervasive learning environmen. *Educational Technology & Society*, 12(2):176–189.
- Tawfik, A. A., Schmidt, M. M., and Msilu, F. (2018). Stories as decision scaffolds: Understanding nonlinear storytelling using case-based reasoning and educational design research. In *Educational Technology and Narrative*, pages 21–38. Springer.
- Wess, S. (1995). Fallbasiertes problemlosen in wissensbasierten systemen zur entscheidungsunterstutzung und diagnostik.