

Modelagem de Emoções utilizando Redes Bayesianas

Felipe Neves da Silva¹, Adriano V. Werhli¹, Diana F. Adamatti¹

¹Programa de Pós-Graduação em Modelagem Computacional – Universidade Federal do Rio Grande (FURG)

fnds9@yahoo.com.br, {werhli,dianaada}@gmail.com

Abstract. *Although there are theoretical models for the functioning of emotions, these alone are insufficient for an accurate simulation in computational means. Therefore, we developed a Bayesian Network inspired by a model of emotions, the OCC model, applied to a multiagent system with the aim of simulating emotions in agents. The combined use of Bayesian Networks and the OCC model structure seeks to add unpredictability to the originally deterministic model, as well as the application of the proposed model to a multiagent system provides the study of the influence of emotions on the actions and behavior of agents.*

Resumo. *Embora existam modelos teóricos para a modelagem de emoções, estes por si só não são suficientes para uma simulação precisa em meios computacionais. Deste modo, este trabalho propõe a construção de uma rede Bayesiana baseada em um modelo de emoções, o modelo OCC, a qual é aplicada a um ambiente multiagentes, de forma a simular emoções em agentes. O uso combinado de redes Bayesianas e da estrutura do modelo OCC procura adicionar imprevisibilidade ao modelo originalmente determinista, bem como a aplicação do modelo proposto para um sistema multiagentes propicia o estudo da influência das emoções sobre as ações e o comportamento de agentes.*

1. Introdução

O ser humano sempre foi alvo de diversos estudos e serviu inspiração nas mais diversas áreas do conhecimento, entre elas a computação. A Inteligência Artificial (IA), por exemplo, possui algumas técnicas inspiradas tanto na fisiologia como no comportamento individual e social do ser humano. Os Sistemas Multiagentes oferecem estruturas próprias para a simulação das mais diversas situações, denominados agentes, que são capazes de interagir entre si e com o ambiente ao qual estão inseridos. Com essas características, se tornaram a ferramenta preferida pelos desenvolvedores para realização da simulação das relações humanas em meios computacionais.

Entretanto o comportamento humano é determinado por diversas variáveis, muitas delas sem um método de simulação computacional definida, como as emoções, que interferem de forma decisiva no comportamento humano, influenciando a tomada de decisões, ações, memória, atenção, etc. (GRATCH; MARSELHA, 2001).

Existem modelos teóricos que tentam formalizar o funcionamento das emoções, dentre os quais se destaca o modelo OCC (ORTONY et al., 1988), que relaciona as emoções aos eventos que as geram. Composto de 22 emoções, o modelo admite três formas de estímulo, eventos do ambiente, ações de indivíduos e objetos. O modelo se baseia no princípio da diferenciação entre reações de valência positivas e negativas, ou

seja, a partir de um estímulo do ambiente, variáveis são atribuídas de forma a determinar se o evento proporciona sentimentos positivos ou negativos para o indivíduo modelado. Sendo assim, o modelo gera sempre as mesmas emoções a partir de um estímulo de mesma valência.

Este artigo apresenta a possibilidade de se transformar o modelo OCC em uma rede Bayesiana baseado em sua estrutura acrescentando, assim, diferentes características ao modelo, como variáveis e valores probabilísticos. Esta nova estrutura possibilita que a partir de modificações para os valores de inicialização para rede apresentada, seja possível o trabalho com emoções para diferentes perfis de indivíduos, bem como que seja possível avaliar a intensidade das emoções simuladas.

As redes Bayesianas são uma excelente ferramenta para modelagem de problemas reais por utilizarem o raciocínio probabilístico, que se diferencia do raciocínio lógico, utilizado pela maioria das ferramentas computacionais, por permitir o trabalho com informações incompletas do ambiente, situação comum neste tipo de problema, seja pela dificuldade, imprecisão ou, até mesmo, impossibilidade de coleta destas informações.

Para a utilização prática e avaliação dos resultados gerados da união do modelo OCC com as redes Bayesianas, propõe-se ainda que este modelo híbrido seja inserido em um sistema multiagentes, utilizando um exemplo para que se possam avaliar as mudanças de comportamento dos agentes devido a emoções geradas a partir de estímulos do ambiente, permitindo, desta forma, que os agentes tornem-se ainda mais próximos à realidade humana.

O artigo está estruturado em 5 seções. A seção 2 apresenta uma revisão sobre as três técnicas utilizadas na realização da modelagem. Na seção 3, é apresentada a rede Bayesiana de emoções desenvolvida, bem como sua aplicação a um sistema multiagentes e o estudo de um exemplo avaliando suas características. Os resultados obtidos a partir de exemplo são discutidos na seção 4, enquanto a seção 5 apresenta as conclusões, bem como os futuros trabalhos propostos.

2. Revisão Bibliográfica

2.1. Redes Bayesianas

Um grande problema para modelagem de problemas reais é a falta de informações completas sobre seu ambiente, seja pela dificuldade, imprecisão ou, até mesmo, impossibilidade de sua coleta. Nestes casos, a utilização do raciocínio probabilístico, bem como dos métodos que o utilizam se apresenta como uma boa alternativa (RUSSEL e NORVIG, 2003).

Uma importante ferramenta para modelagem de ambientes de incerteza são as chamadas redes Bayesianas que podem ser definidas como uma combinação da Teoria Probabilística e a Teoria de Grafos. Elas oferecem uma representação gráfica das relações probabilísticas existentes entre os diversos componentes do ambiente a ser modelado (WERHLI, 2007).

A Figura 1 apresenta a estrutura básica de uma rede Bayesiana, um grafo acíclico direcionado, ou seja, um grafo em que todas suas arestas são direcionadas e não existem ciclos.

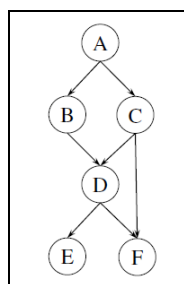


Figura 1. Rede Bayesiana composta pelos nós $N=\{A, B, C, D, E, F\}$ e pelas arestas $\epsilon=\{(A,B),(A,C),(B,D),(C,D),(D,E),(D,F),(C,F)\}$ (WERHLI, 2007).

Redes Bayesianas utilizam a Teoria Probabilística para modelar as incertezas existentes em um determinado ambiente. A Teoria Probabilística é um campo da matemática que estuda e analisa a ocorrência de fenômenos aleatórios, os quais são experimentos repetidos sob as mesmas condições produzem resultados que não se pode prever com certeza (MORGADO et al., 2001). Dois tipos de probabilidades devem ser destacados: condicional e incondicional. O segundo, mais simples, é a probabilidade que independe de acontecimentos anteriores, o contrário do primeiro, o qual é amplamente utilizado para modelagem de redes Bayesianas.

Representa-se uma probabilidade condicional por $P(A | B)$, que significa a probabilidade de que o evento A ocorra dado a ocorrência de um evento B.

Considerando novamente a rede Bayesiana hipotética apresentada na Figura 1, sua estrutura é composta pelo grupo de nós $N=\{A, B, C, D, E, F\}$ e pelo conjunto de dependências entre nós representado pelo grupo de arestas $\epsilon=\{(A, B), (A, C), (B, D), (C, D), (D, E), (D, F), (C, F)\}$. Existindo uma aresta direcionada do vértice A para o nó B, então A é chamado pai de B, assim como B é dito filho ou descendente de A.

Uma rede Bayesiana é caracterizada por possuir uma regra simples e única capaz de expandir seu conjunto de probabilidades em termos de simples probabilidades condicionais. Esta regra segue a propriedade local de Markov, a qual diz que um nó é condicionalmente independente de todos seus não descendentes dados seus pais.

Após se definir uma rede Bayesiana, com suas variáveis e probabilidades, pode-se extrair conhecimento nela representado através de um processo de inferência. Segundo (HRUSCHKA JR., 2003), existem diversos métodos para realização de inferência, dentre os quais se podem destacar o método de inferência por eliminação de variáveis (utilizado neste trabalho), e o método do agrupamento.

2.2. Modelagem de Emoções

Existem diversas propostas para a modelagem de emoções, de forma a tentarem apresentar uma explicação melhor sobre como estas funcionam. Além disso, estas propostas oferecem o modelo básico para que emoções sejam simuladas em máquina (GRATCH; MARSELHA, 2001).

Porém, realizar a simulação de emoções em máquina não é uma tarefa fácil. Em tarefas onde as emoções exercem um papel fundamental, como processos de tomada de decisão, diversos fatores, tanto sociais quanto fisiológicos, tornam a realização da modelagem e simulação do processo bastante complexa.

Outro ponto que dificulta o trabalho com emoções é a dificuldade de compreensão do que são e como funcionam. Não existe um consenso sobre a definição de emoções. Del Nero (1997) afirma que emoção é um processo consciente e que em

conjunto com o pensamento e a vontade formam os protagonistas principais para o palco que é a mente. Para Damásio (2000), a emoção é um rótulo que designa um conjunto de fenômenos ou comportamentos. Ele divide as emoções em primárias (medo, alegria, tristeza, raiva, etc.) e as secundárias (ciúme, culpa, orgulho, etc.). Moffat e Frijda (2000) afirmam que as emoções são funcionais, isto é, elas possuem um valor adaptativo para o organismo, contradizendo a convenção existente de que as emoções não são racionais. Sloman (2001) também conclui que não há uma definição única de emoção, pois esta depende de como se analisa quais são as concepções individuais dos seres humanos ou outros animais em relação ao assunto.

Quando se trata sobre o funcionamento das emoções, devem-se levar em conta duas características: as emoções são processos fisiológicos de difícil mensuração, são as coisas que sentimos; emoções são geradas por estímulos, entretanto é impossível afirmar que um mesmo estímulo irá gerar a mesma emoção em dois indivíduos diferentes. Isto se deve a diversos fatores que, em resumo, definem cada pessoa como um ser diferente.

A fim de um melhor entendimento do funcionamento das emoções, foram propostos diversos modelos para a estruturação das emoções, cada uma visando aspectos diferentes do ser humano. Alguns de cunho psicológico, como percepção, sentimentos, experiências, cognição e comportamento (MOFFAT; FRIJDA, 2000) (CAÑAMERO; VAN DE VELDE, 1999) (ORTONY et al., 1988), e outros de cunho fisiológico, como batimentos cardíacos, pressão arterial e sudorese (SLOMAN, 1999) (PICARD, 1997).

Dentre os modelos propostos, destaca-se o proposto por Ortony, Clore e Collins (ORTONY et al., 1988). Conhecido como OCC, o modelo é capaz de identificar, a partir de estímulos gerados em um ambiente arbitrário, quais emoções seriam geradas, dentro de um conjunto predeterminado de emoções. Este é um dos modelos mais utilizados no ramo da computação, seja para adicionar emoções a agentes artificiais ou para se trabalhar com a tomada de decisão influenciada pelas emoções.

O modelo se baseia no princípio da diferenciação entre reações de valência positivas e negativas, ou seja, a partir de um estímulo do ambiente, variáveis são atribuídas de forma a determinar se o evento proporciona sentimentos positivos ou negativos para o indivíduo modelado.

No modelo OCC são considerados três geradores de estímulos para emoções: eventos, os quais têm suas consequências analisadas de forma a gerar emoções; agentes, onde se analisam suas ações; e objetos, em que se analisam seus aspectos e propriedades.

Toda emoção gerada no modelo é uma reação a um ou mais aspectos do ambiente. Entretanto, para indivíduos distintos, um determinado estímulo pode gerar emoções diferentes. Esta diferenciação ocorre no modelo a partir da atribuição de um valor positivo ou negativo como reação do indivíduo para uma determinada ocorrência. Este conceito se torna mais claro ao se observar a estrutura do modelo na Figura 2.

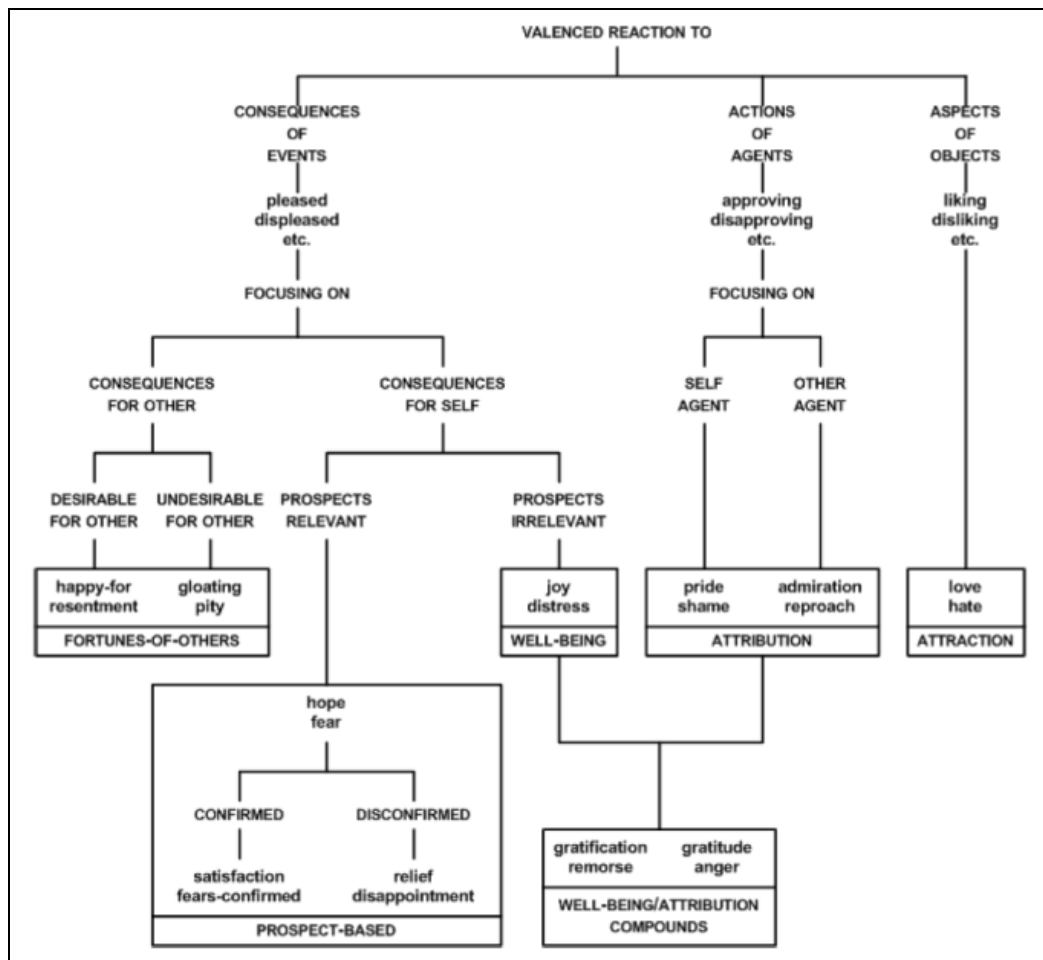


Figura 2. Estrutura do Modelo OCC (ORTONY et al., 1988).

A estrutura do modelo pode ser dividida em três ramos principais, cada um correspondendo a um tipo de estímulo gerado pelo ambiente. O ramo mais a esquerda refere-se ao desenvolvimento de emoções geradas a partir de eventos, o ramo central das emoções geradas por ações e o ramo a direita refere-se às emoções produzidas a partir de objetos. É importante ressaltar que a estrutura apresenta uma descrição lógica para a geração de emoções e não uma sequência temporal. A parte inferior do modelo apresenta o conjunto de emoções trabalhadas, as quais totalizam 22 emoções distintas.

2.3. Sistemas Multiagentes

De mesma forma como nas organizações humanas as atividades, muitas vezes, são realizadas por um grupo de pessoas que trabalham de modo cooperativo, onde existem decisões individuais que afetam o grupo, em sistemas multiagentes (SMA) as pessoas são representadas por agentes artificiais, os quais se relacionam em um ambiente de forma a buscar soluções para problemas de forma cooperativa, compartilhando informações, evitando conflitos e coordenando a execução de atividades (ADAMATTI, 2003).

De maneira geral, pode-se dizer que um agente artificial em um sistema multiagentes é uma entidade dotada de certa autonomia e inteligência inserida em um ambiente virtual, sendo capaz de perceber e interagir com os componentes deste ambiente, incluindo os possíveis demais agentes que o habitam.

Na maior parte das vezes, uma aplicação desenvolvida sobre um SMA tem o objetivo de simular alguma situação da realidade. Em uma simulação baseada em agentes, o fenômeno real é decomposto em um conjunto de elementos e em suas interações. Para cada elemento é modelado como um agente, resultando em um modelo geral onde os agentes interagem entre si e com o ambiente (FROZZA, 1997).

Para Russel e Norwig (2003), a modelagem de sistemas multiagentes e sua simulação exigem algumas características: os agentes devem ser autônomos; o comportamento dos agentes deve ser representado em alto nível de abstração; agentes devem ser flexíveis, tendo características de comportamento pró-ativo e reativo; agentes podem executar tarefas que exijam desempenho de tempo real; agentes se encaixam em aplicações distribuídas; agentes devem possuir habilidade de trabalhar cooperativamente.

3. A Rede Bayesiana de Emoções

O modelo OCC de emoções, bastante abrangente e que possui uma estrutura de simples tradução computacional, foi a escolha como modelo base para rede Bayesiana de emoções proposta.

O modelo OCC por si só é um modelo previsível, isto é, um modelo que não considera a imprevisibilidade humana, determinando sempre o mesmo resultado emocional a partir de eventos ou ações de mesma valência para o indivíduo. Desta forma, propõe-se a construção de uma rede Bayesiana que possua uma estrutura inspirada no modelo OCC de emoções e que possa, através de suas características básicas, adicionar a imprevisibilidade necessária ao modelo de simulação.

A utilização de redes Bayesianas para adição de imprevisibilidade em modelos de emoções ocorre, de maneira geral, de forma diferente à proposta neste trabalho como pode ser visto na Figura 3. Nesta figura é possível comparar os fluxogramas de funcionamento do trabalho proposto, Figura 3b, com o de um trabalho semelhante, o de Conati et al. (2010), Figura 3a.

Enquanto no trabalho de Conati et al. (2010) a rede Bayesiana é utilizada para realizar um pré-processamento para os estímulos do ambiente de forma a propiciar alimentação para o modelo OCC clássico, estático e definido por uma sequência de desvios condicionais, o modelo proposto apresenta uma rede Bayesiana que redefine o modelo OCC, possuindo uma estrutura semelhante ao original mas acrescentando uma série de características que o transformam em um modelo dinâmico que apresenta diferentes resultados emocionais para os mesmos estímulos do ambiente em diferentes momentos.

Estas características propiciam, entre outras possibilidades, o trabalho com perfis comportamentais onde dependendo das características do indivíduo simulado a rede pode ser inicializada com valores diferente, fazendo com que apresente emoções diferentes as de um indivíduo com outra inicialização para as mesmas circunstâncias ambientais.

Para sua construção e análise foi utilizado um software livre auxiliar chamado JavaBayes (COZMAN, 2001). O software permite a construção, visualização gráfica e análise de redes Bayesianas através de uma interface simples e de fácil acesso. O software possibilita a construção de redes com qualquer estrutura, com um número indefinido de nós, arestas e variáveis. Além disso, oferece diversas funções, como exemplo, a seleção do algoritmo para o cálculo de probabilidades entre os métodos

agrupamento e eliminação de variáveis e a possibilidade de exibir as probabilidades de todas as variáveis da rede a partir da observação de um de seus nós.

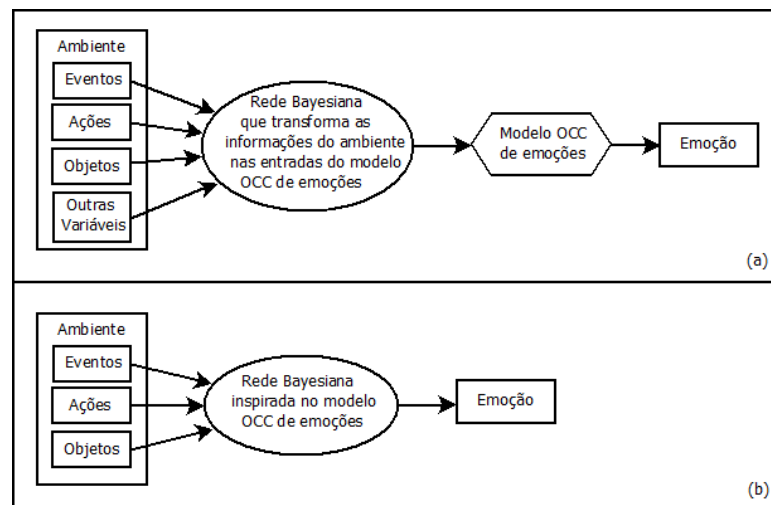


Figura 3. Comparação entre as diferentes combinações entre redes Bayesianas e o modelo OCC. (a) Método mais utilizado onde a rede Bayesiana processa as informações do ambiente e cria as informações de entrada do modelo OCC. (b) Modelo proposto, onde o modelo OCC é substituído por uma rede Bayesiana de estrutura inspirada no modelo de emoções.

Como o modelo OCC de emoções é constituído basicamente de uma sequencia de desvios condicionais que possibilitam a determinação de qual emoção é ativada a partir de determinadas condições, a rede Bayesiana baseada em sua estrutura foi construída traduzindo cada um destes desvios em um conjunto de nós, variáveis e arestas, onde cada nó representa um desvio, cada variável representa um dos estados que satisfazem o desvio e cada aresta liga cada desvio a próxima condição a ser analisada. O resultado desta tradução é uma rede constituída de 34 nós e 49 arestas que pode ser visualizada na Figura 4.

Ao observar a estrutura da rede é possível verificar que, assim com ocorre com o modelo OCC de emoções, ela pode ser dividida em três áreas distintas de acordo com a fonte de estímulo do ambiente. Os nós na área à esquerda representam os estímulos gerados a partir de eventos ocorridos no ambiente, a área central compreende os nós relativos a estímulos gerados a partir das ações de outros indivíduos, enquanto a menor área, localizada a direita, refere-se às emoções geradas a partir do contato do indivíduo com diferentes objetos. Na parte inferior da rede encontram-se os nós que representam cada uma das 22 emoções modeladas pelo sistema: *Happy-for, Resentment, Gloating, Pity, Hope, Fear, Joy, Distress, Satisfaction, Disappointment, Fears-confirmed, Relief, Pride, Shame, Admiration, Reproach, Love, Hate Gratification, Remorse, Gratitude e Anger*.

Como é característico das redes Bayesianas, cada nó da rede depende diretamente de seus nós pais, indicados pelas arestas, construídas na direção pai-filho, sendo permitido tanto um nó pai ter múltiplos nós filhos, como também um nó filho possuir múltiplos nós pai. Seguindo esta dinâmica, bem como as relações existentes entre emoções e estímulos existentes no modelo OCC, foram definidas tanto as variáveis de cada nó como também as probabilidades iniciais da rede.

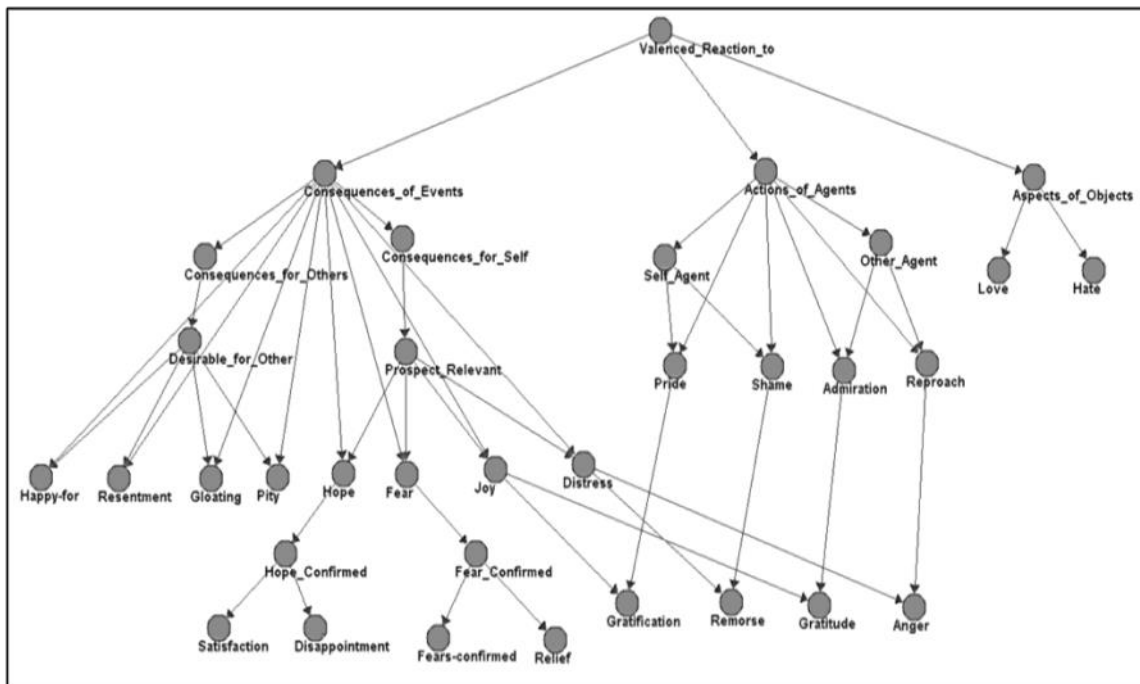


Figura 4. Rede Bayesiana desenvolvida, inspirada no modelo OCC de emoções, onde cada nó representa um desvio condicional no modelo original e as arestas representam as dependências pai-filho entre estes nós.

Cada nó possui uma variável que pode assumir dois estados, sendo em geral, inclusive para os nós que compreendem as emoções, estes estados “*true*” e “*false*”, onde “*true*” representa um estado ativo, a confirmação de uma condição ou a efetividade de uma emoção; enquanto “*false*” significa o contrário. A exceção a esta regra são os três nós superiores a cada uma das áreas anteriormente citadas: *Consequences_of_Events*, *Actions_of_Agents* e *Aspects_of_Objects*.

Para estes três nós, suas variáveis possuem estados e funções diferentes dos demais: a variável do nó *Consequences_of_Events* pode assumir os estados “*Pleased*” e “*Displeased*” que, respectivamente, indicam se ocorreu um evento desejável ou indesejável para o indivíduo no ambiente. O nó *Actions_of_Agents*, a variável pode assumir os valores “*Approving*” e “*Disapproving*”, que de maneira semelhante aos estados do nó *Consequences_of_Events* indicam se o indivíduo está de acordo ou não com a ação de um indivíduo que ativou o nó. Por fim, a variável do nó *Aspects_of_Objects* pode assumir os estados “*Liking*” e “*Disliking*” que indicam se o indivíduo gosta ou não, respectivamente, do objeto que estimulou a rede Bayesiana.

Após definir os estados possíveis para as variáveis de cada um dos nós, foi necessário definir as probabilidades de ativação de cada um dos estados seguindo as dependências entre nós pais e filhos. A rede apresenta duas situações: nós que possuem um ou dois pais. Para o primeiro caso, os estados da variável ainda podem ou não depender dos estados do nó pai. Quando eles não dependem, suas probabilidades foram definidas como 50% de ocorrer qualquer um dos estados independente dos estados do pai. Já quando ocorre dependência, um dos estados do pai faz com que o filho tenha 95% de chance de ter um determinado estado, enquanto seu estado contrário faz com que seu nó filho possua também 95% de chances de ter o estado contrário. Quando um nó possui dois nós pais ele sempre depende dos estados destes, sendo definido que o filho possui 95% de possuir um dos seus estados quando um determinado estado para

cada um de seus pais. Quando os estados dos pais se invertem, o nó filho tem 95% de chance de também ter seu estado invertido. No caso de um dos pais terem seu estado invertido, o nó filho tem 50% de chance de ter cada um dos seus estados.

Após criar a estrutura da rede e definir todas as probabilidades é necessário adicionar a rede Bayesiana de emoções a um ambiente multiagentes de forma a validá-la e propiciar a avaliação de sua eficácia. Deste modo, Jason foi o ambiente multiagentes escolhido. Ele é desenvolvido na linguagem Java e possibilita de forma simples a execução de simulações baseadas em sistemas multiagentes (BORDINI et al., 2007).

Em sua base de dados padrão, Jason oferece uma série de exemplos de modelos multiagentes que simulam as mais diversas situações. Dentre eles se encontra o chamado *cleaning_robots*, o qual foi utilizado como base para o estudo da funcionalidade e efetividade da rede Bayesiana de emoções em um ambiente multiagentes.

Neste exemplo, dois robôs R1 e R2 coletam e eliminam lixo no planeta Marte. O robô R1 anda sobre o solo do planeta procurando unidades de lixo. Ao encontrar uma unidade, o agente a recolhe e leva até o ponto onde está R2, em seguida retornando ao ponto onde encontrou a unidade para continuar a busca. O robô R2, por sua vez, está posicionado junto a um incinerador e ao receber uma unidade de lixo imediatamente a queima.

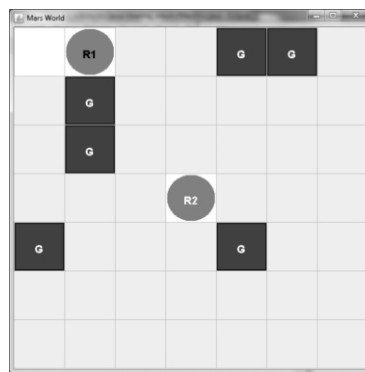


Figura 5. Interface Gráfica do exemplo *cleaning_robots* na ferramenta Jason, mostrando os agentes R1 e R2.

A Figura 5 apresenta uma visão geral do ambiente de simulação. As unidades de lixo, representadas por G no mapa, são colocados em posições randômicas na grade de posições assim que a simulação se inicia. O agente R1 inicia sempre na posição superior mais a esquerda, realizando sua busca percorrendo todas as posições do mapa, linha a linha e sempre da esquerda para direita. O agente R2 inicia sempre na posição central do mapa e fica fixo todo o tempo de simulação nesta posição.

Neste trabalho, apenas o agente R1 trabalha sobre o efeito de emoções. Deste modo, para adicionar a rede Bayesiana de emoções a este exemplo foi necessário que se desenvolvessem suposições sobre como o ambiente influenciaria a rede e como a rede influenciaria as ações do agente. Três suposições foram definidas:

- Quando R1 realiza cinco passos consecutivos sobre o mapa e não encontra nenhuma unidade de lixo ele passa a pensar que o ambiente pode estar limpo e que, portanto, seu trabalho está sendo realizado em vão o que o desmotiva;

- Quando R1 encontra uma unidade de lixo o efeito é o contrário da proposta na suposição anterior, por estar realizando a função a qual completa seu objetivo o agente aumenta sua motivação;

- Quando R1 deposita a unidade de lixo recolhida na posição onde está R2 existe a possibilidade de este agradecer R1 pelo bom trabalho, o que também o motiva.

5. Resultados

Para avaliar os efeitos da rede Bayesiana de emoções sobre o exemplo trabalhado é interessante que se obtenha uma forma de mensurar o desempenho de R1 ao realizar a limpeza do mapa. Assim, serão observados quantos ciclos de execução são necessários para o agente realizar a busca por unidades de lixo em todo o mapa. Um ciclo de execução compreende o período de tempo necessário para que o agente realize uma ação no ambiente.

Para este exemplo, serão considerados apenas os ciclos utilizados para realização de uma ação chamada *nextSlot*, função responsável por fazer o agente R1 andar sobre o mapa e a única função a sofrer influência direta das emoções segundo as suposições realizadas.

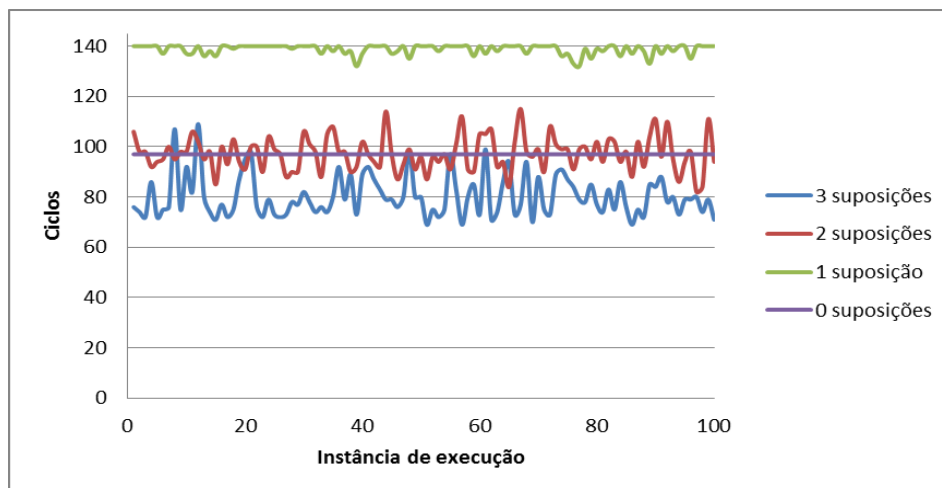


Figura 6. Tempo de execução para 100 instancias do exemplo com quatro configurações distintas: sem suposições, com uma suposição, com duas suposições e com três suposições.

Para demonstrar o aumento da complexidade do exemplo com o acréscimo de emoções, são apresentados os resultados obtidos a partir da execução de 100 instâncias do exemplo para quatro situações distintas: sem emoções; com emoções geradas apenas a partir da primeira suposição; com emoções geradas com a ativação das duas primeiras suposições; e o exemplo com todas as suposições ativadas. Os resultados obtidos são apresentados na Figura 6.

Primeiramente, nota-se que à medida que são adicionadas novas suposições ao exemplo, aumentando sua complexidade, o resultado se torna mais imprevisível. O exemplo sem emoções não variou seus resultados para as 100 execuções. Com uma suposição, o exemplo variou apenas oito ciclos entre seus resultados mais e menos eficientes. Já o exemplo com duas suposições, possuiu uma variação de 33 ciclos entre seus extremos. Por fim, o exemplo com três suposições possuiu a maior variação com 40 ciclos entre seu ápice de desempenho e seu pior resultado.

Outro ponto a se destacar é que os valores variam em torno de suas médias de desempenho, definidas pelas características de cada exemplo. O teste com apenas uma suposição ruim para o desempenho do agente obteve o pior resultado, com uma média de 138,77 ciclos por execução. O teste com duas suposições circunda uma média de 97,23 ciclos por execução, enquanto a média do teste com três suposições, sendo estas numa proporção de duas motivacionais e uma de desmotivação para o agente, foi de 80,27 ciclos por execução. Estes dois últimos casos, com duas e três suposições apresentam uma característica importante: apesar de suas médias se distanciarem por aproximadamente 17 ciclos, distância bastante grande para um universo de execuções que em várias delas não supera 100 ciclos, têm seus resultados se cruzando em alguns pontos. Isto indica que embora as suposições indicassem que a versão com três suposições possuísse sempre um agente mais eficiente do que o exemplo com duas, a imprevisibilidade da rede da rede Bayesiana de emoções, bem como a aleatoriedade do ambiente fazem com que seja possível o agente no ambiente com três suposições ser pior do que o do exemplo com duas.

6. Conclusão

Observando o funcionamento da rede Bayesiana de emoções é possível realizar algumas afirmações. Primeiramente, que a utilização de uma rede Bayesiana para a aplicação computacional do modelo OCC é possível, permitindo que através da manipulação de probabilidades em suas variáveis aumente-se a similaridade do modelo com a realidade, tendo em vista que o modelo oferece um método de decisão determinístico quanto à quais emoções ocorrem de acordo com determinado evento, o que pode ser modificado em uma rede Bayesiana.

A utilização do modelo OCC sob a forma de uma rede Bayesiana apresenta outra característica importante, permitir uma visualização das relações existentes entre as diferentes emoções que compõe o modelo, relações estas que muitas vezes ficam escondidas em sua estrutura. Por exemplo, ao determinar-se na rede criada a existência da emoção “*Anger*”, observa-se um aumento na probabilidade de que a emoção “*Fear*” também ocorra, o contrário de “*Happy-for*”, que se torna menos provável.

Embora o exemplo estudado seja simples, foi possível visualizar as características principais da rede Bayesiana de emoções, bem como sua influência em um ambiente multiagentes. Assim, se propõe como trabalhos futuros a aplicação da rede em um exemplo mais elaborado, com diversos agentes possuindo suas próprias redes Bayesianas de emoções. Este exemplo propiciaria mais interações entre os agentes e o ambiente a qual estiverem inseridos e, também, entre si, possibilitando, assim, uma maior quantidade de estímulos à rede e a conseqüente maior variação nas emoções dos indivíduos, influenciando diretamente seus comportamentos.

Outra possibilidade é que o modelo trabalhado trata apenas estados emocionais, reduzindo os valores individuais das emoções a dois valores gerais, um compreendendo as probabilidades de todas as emoções consideradas boas e outro compreendendo as das emoções ruins. Este modelo pode ser expandido, por exemplo, ao se trabalhar com níveis de estados emocionais. Assim, quando o valor total para o somatório entre os valores positivos e negativos de probabilidade for muito alto, o agente deve ter um comportamento diferente de quando este valor não for tão alto. Ao se definirem faixas de valores para o somatório das emoções é possível que, ao invés de haver apenas três tipos de reação à rede, estável, boa e ruim, possa existir diversas reações para o agente, tantas quantas forem as faixas de valores determinadas.

Também pode-se trabalhar com os valores individuais das emoções, seja avaliando-as apenas individualmente ou em conjunto a um sistema de estados emocionais. Embora bastante complexo, por exigir um conhecimento dos efeitos de cada emoção sobre a maneira como o agente encara as ações que deve realizar, permite que o modelo trabalhado se torne bastante completo e imprevisível, permitindo ao agente possuir diversas reações aos eventos ocorridos no ambiente a qual está inserido.

Referências

- Adamatti, D. F. AFRODITE - Ambiente de Simulação Baseado em Agentes com Emoções. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Porto Alegre. 2003.
- Bordini, R. H.; Hübner, J. F.; Wooldridge, M. programming multi-agent systems in AgentSpeak using Jason. England: Wiley, 2007.
- Cañamero, D.; Van de Velde, W. Emotically Grounded Social Interaction. Human Cognition and Social Agent Technology, Amsterdam, 1999.
- Conati, C.; Maclaren, H. Empirically Building and Evaluating a Probabilistic Model of User Affect. University of British Columbia. Vancouver. 2010.
- Cozman, F. G. Bayesian Networks in Java: User manual and download. JavaBayes, 2001. Disponível em: <<http://www.cs.cmu.edu/~javabayes/Home/index.html>>. Acesso em: 9 Abril 2013.
- Damásio, A. R. O Mistério da Consciência: do Corpo e das Emoções ao Conhecimento de Si. São Paulo: Companhia das Letras, 2000. 474 p.
- Del Nero, H. S. O Sítio da Mente: Pensamento, Emoção e Vontade no Cérebro Humano. São Paulo: Collegium Cognito, 1997. 510 p.
- Frozza, R. SIMULA: Ambiente para Desenvolvimento de Sistemas Multiagentes Reativos. Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Porto Alegre. 1997.
- Gratch, J.; Marselha, S. Modeling Emotions in the Mission Rehearsal Exercise. Conference on computer generated forces and behavioral representation, 2001.
- Hruschka Jr., E. R. Imputação Bayesiana no Contexto da Mineração de Dados. Universidade Federal do Rio de Janeiro. Rio de Janeiro. 2003.
- Moffat, D. C.; Frijda, N. Functional Models of Emotions. Affective Minds, Amsterdam, 2000.
- Morgado, A. C. Análise Combinatória e Probabilidade. Rio de Janeiro: [s.n.], 2001.
- Ortony, A.; Clore, G.; Collins, A. The Cognitive Structure of Emotions. Cambridge: Cambridge University Press, 1988.
- Picard, R. Affective Computing. Cambridge: MIT Press, 1997. 292 p.
- Russel, S.; Norvig, P. Artificial Intelligence A Modern Approach. 2a. ed. Upper Saddle River, New Jersey: Prentice Hall, 2003.
- Sloman, A. Architectural Requirements for Human-like Agents Both Natural and Artificial (What sorts of machines ca love?). Human Cognition and Social Agent Technology, Amsterdam, 1999.
- Sloman, A. Beyond Shallow Models of Emotions. COGNITIVE PROCESSING, 2001. 177-198.

Werhli, A. V. Reconstruction of Gene Regulatory Networks from Postgenomic Data.
University of Edinburgh. Edinburgh, p. 230. 2007.