Analisando Trocas Sociais Baseadas em Personalidades Através de Cadeias de Markov Intervalares

Gionavi Parente Farias[1], **Graçaliz Pereira Dimuro**[2]

[1]Escola de Informática

[2]Programa de Pós-Graduação em Informática

Universidade Católica de Pelotas
Rua Felix da Cunha 412, 96010-140 Pelotas, Brazil

{giovani, liz} @ucpel.tche.br

Resumo. *Neste trabalho analisam-se interações entre pares de agentes baseados em personalidades, entendidas como processos de trocas sociais modelados por Cadeias de Markov com probabilidades imprecisas. Os comportamentos baseados em personalidades que os agentes apresentam são modelados como funções de transição probabilísticas, onde probabilidades intervalares são utilizadas para expressar a incerteza na determinação destas probabilidades. Diversos tipos de traços de personalidades são discutidos e apresenta-se um estudo sobre duas amostras de tais traços: (i) obediência cega ou eventual a, ou total desconsideração de, recomendações dadas por algum mecanismo de regulação das interações; e (ii) fanatismo, tolerância, egoísmo e altruísmo, em conexão com as trocas que os agentes preferem realizar.*

Abstract. *In this work, we present an analysis of interactions between pairs of personality-based agents, viewed as a social exchange processes modelled as Markov chains with imprecise probabilities. The agents' personality-based behaviors are modeled as probabilistic transition functions, where interval-valued probabilities are used to express the uncertainty in determining those probabilities. We discuss several kinds of personality traits, and present a study of two samples of such traits: (i) blind or eventual obedience to, and full disregard of, recommendations provided by some social regulation mechanism; and (ii) fanaticism, tolerance, egoism or altruism in connection to preferences about balances of the material results obtained from the interactions.*

1. Introdução

Agentes autônomos necessitam freqüentemente de cooperação mútua para conseguir alcançar seus objetivos. Objetivos individuais são muitas vezes colocados como objetivos comuns, buscados por meios como: formação de coalizões, delegação de tarefas, cooperação ou várias outras formas de interações sociais. Em sistemas multiagentes e em ambientes colaborativos, portanto, pode-se exigir que os agentes sejam capazes de agir "socialmente", no sentido que eles devem ser capazes de articular adequadamente seus comportamentos com os comportamentos de outros agentes.

A capacidade de raciocinar sobre suas interações com os outros agentes pode então ser considerada como um dos requisitos mais importantes para um agente social. Uma abordagem para o estudo de raciocínio social, inspirada pelos estudos sociais em pequenos grupos, baseia-se na idéia de que os processos de decisão sobre as interações devem ser influenciados principalmente pelas avaliações das relações sociais entre indivíduos [Miceli and Castelfranchi 2000, Sichman et al. 1994].

Observa-se que valores têm sido utilizados extensivamente na área de sistemas multiagentes (por exemplo, em decisão baseada em valores ou decisão orientada a mercado, em teoria social baseada em valores, como em [Antunes and Coelho 1999, Miceli and Castelfranchi 2000, Walsh and Wellman 1998]). Normas sociais [Castelfranchi et al. 2000, López et al. 2002], que consideram que o conhecimento compartilhado entre os agentes é suportado por contratos e regras sociais, também são largamente utilizadas.

Este trabalho baseia-se na teoria de *trocas sociais* de J. Piaget [Piaget 1995]. A proposta de basear a análise de interações sociais em sociedades artificiais nesta teoria deve-se a Costa, que, em trabalho conjunto com outros autores [Rodrigues et al. 2003], formalizou a noção de um sistema de *valores de trocas sociais* para suportar essas interações. Na teoria de Piaget, uma variedade de normas sociais (regras morais, jurídicas, e, inclusive, econômicas) são fundamentadas na economia qualitativa dos valores de trocas que emergem quando os indivíduos avaliam suas interações.

A formalização desta proposta baseada em valores de trocas tornou-se estável somente após o trabalho de Dimuro e Costa em [Dimuro et al. 2005]. Desde então, a abordagem vem sendo discutida, e algumas aplicações na seleção de parceiros, formação de coalizões e interações colaborativas tem sido discutidas [Costa and Dimuro 2004, Rodrigues and Costa 2004, Rodrigues and Luck 2006a, Rodrigues and Luck 2006b].

Aplicações na regulação de interações em sistemas multiagentes, com base no conceito de *supervisor de equilíbrio*, podem ser encontradas em [Dimuro and Costa 2006, Dimuro et al. 2006b, Dimuro et al. 2006a]. O supervisor de equilíbrio é um agente que faz recomendações de trocas para cada par de agentes, visando alcançar ou manter o equilíbrio das trocas realizadas por esses agentes (situação em que um agente não obtém mais vantagens/desvantagens sobre o outro).

Observa-se que tanto nos sistemas multiagentes baseados em agentes deliberativos, como em ambientes colaborativos onde agentes são usuários humanos do sistema, os agentes são entidades autônomas, sendo que é possível definir características internas e/ou externas que podem interferir nas trocas que optam por realizar, tais como: personalidades [Carbonell 1980, Castelfranchi et al. 1997, Castelfranchi et al. 1998], níveis de poder [Coelho and Coelho 2003], estratégias de negociação [Lopes et al. 2004, Franco and Costa 2007], níveis de aderência ao mecanismo regulador [Dimuro et al. 2006a] etc.

Este trabalho segue a linha de trabalhos anteriores de Dimuro e Costa [Dimuro et al. 2006b, Dimuro et al. 2006a], onde consideram-se agentes com diferentes tipos de *traços de personalidades* que os induzem a atitudes distintas com relação às trocas que aceitam realizar, assim como diferentes *níveis de obediência* a um mecanismo regulador de interações que procura manter o equilíbrio entre trocas realizadas.

Analisam-se interações entre pares de agentes baseados em *personalidades*, entendidas como trocas sociais entre esses agentes, modelando essas trocas no tempo através de Cadeias de Markov com probabilidades imprecisas [Kozine and Utkin 2002]. Para tanto, considera-se como estados do modelo combinações dos possíveis tipos de balanços de valores de trocas (balanço desfavorável, favorável, ou equilibrado) para cada par de agentes, sendo que a transição nestes estados obedece a propriedade de Markov, isto é, a probabilidade de estar em estado futuro depende apenas do estado presente.

Os *traços de personalidades* de agentes serão caracterizados através de funções de transição probabilísticas definidas sobre os estados do modelo (denominadas de matrizes de probabilidades de transição de estados), que indicam as atitudes, diretas ou indiretas, em relação às trocas que os agentes realizam, assim como ao mecanismo de regulação dessas trocas.[1]

As probabilidades associadas às transições são imprecisas, representadas por intervalos numéricos [Moore 1979], que indicam a nossa incerteza na determinação destas probabilidades (see [Walley 1991]), ou seja, a dificuldade de obter um senso comum na definição dos comportamentos baseados em personalidades.

Essa técnica de análise possibilita que se possa inferir certas características de processos de trocas futuras, através da previsão das tendências dos balanços de trocas. Isto é importante para o desenvolvimento de módulos de supervisão e controle de interações sociais em sistemas multiagentes, como também para o desenvolvimento de módulos de monitoração e análise qualitativa de interações sociais em ambientes colaborativos utilizados por pessoas para realização de atividades em grupo [Costa and Dimuro 2004].

Este artigo está organizado como descrito a seguir. Na Seção 2 apresenta-se um resumo dos principais conceitos da Matemática Intervalar e a nossa abordagem de Cadeias de Markov Intervalares. Na Seção 3 apresenta-se um resumo da abordagem de valores de trocas sociais. Na Seção 4, propõe-se um conjunto de personalidades de trocas que podem ser consideradas, que são modeladas na Seção 5. A utilização das Cadeias de Markov Intervalares na avaliação das trocas baseadas em personalidades é discutida na Seção 6. A Seção 7 é a Conclusão, onde também comentam-se os trabalhos futuros.

2. Alguns Conceitos Básicos: Matemática Intervalar e Cadeias de Markov Intervalares

Esta seção apresenta alguns conceitos básicos referente ao modelo utilizado para a análise de interações proposta no trabalho. Para lidar com a incerteza na definição dos traços de personalidades dos agentes, optamos por utilizar probabilidades imprecisas [Walley 1991], representadas como intervalos numéricos na abordagem da Ma-

[1]Agentes baseados em personalidades foram discutidos em [Carbonell 1980, Castelfranchi et al. 1997, Castelfranchi et al. 1998], onde as vantagens e possíveis aplicações deste tipo de abordagem foram extensivamente discutidas. Nestes trabalhos, os traços de personalidades foram mapeados a objetivos e regras de raciocínio prático (um ponto de vista interno). A modelagem de traços de personalidades sob um ponto de vista externo (do observador), através do comportamento observável do agente em suas transições de estados, foi proposta inicialmente em [Dimuro et al. 2006a, Dimuro et al. 2006b].

temática Intervalar [Moore 1979].

2.1. Matemática Intervalar e Probabilidades Intervalares

A Matemática Intervalar considera um conjunto de métodos para manipulação de intervalos numéricos que aproximam dados incertos. Estes métodos baseiam-se na definição da aritmética intervalar e do produto escalar ótimo [Kulisch 1999]. O princípio da máxima exatidão garante (através dos arredondamentos direcionados) o controle automático dos erros de resultados de computações numéricas.

Um *intervalo real* X é um conjunto não vazio de números reais $\mathbb{R}$,

$$X = [x_1; x_2] = \{x \in \mathbb{R} \mid \ x_1 \leq x \leq x_2\}$$

onde x_1 é o extremo inferior (ou *ínfimo*) e x_2 é o extremo superior (ou *supremo*). O conjunto de intervalos reais é denotado por $\mathbb{IR}$.

Um intervalo real $X = [x_1; x_2] \in \mathbb{IR}$ pode não ser representável em uma máquina se x_1 e x_2 não são números do sistema de ponto flutuante da máquina. Para obter um intervalo arredondado $\widetilde{X}$ tal que $X \subseteq \widetilde{X}$ ($\widetilde{X}$ é uma aproximação de X), x_1 e x_2 devem ser arredondados "por falta" e "por excesso", respectivamente, o que denomina-se *arredondamento direcionado*.

As operações aritméticas intervalares são definidas de forma que o intervalo resultado englobe todos os possíveis resultados reais [Moore 1979], o que garante a confiabilidade dos resultados intervalares. As operações aritméticas são então definidas como $X * Y = \{x * y \mid x \in X, y \in Y\}$, para $* \in \{+, -, \times, \div\}$, e, para $X = [x_1; x_2], Y = [y_1; y_2] \in \mathbb{IR}$.

A probabilidade intervalar é realizada através de uma peculiar composição de funções envolvendo extensões intervalares de funções reais. A um evento X é associada uma probabilidade $Pr(X) = p$, que, por sua vez, é associada a um intervalo que a contenha (veja em [Campos 2000]).

Na implementação dos modelos apresentados neste trabalho, foi utilizado o módulo Python PyInterval [Grigoletti et al. 2006b] para Matemática Intervalar.

2.2. Cadeias de Markov Intervalares

Um processo estocástico é dito ser um Processo Markoviano se o estado futuro depende apenas do estado presente e não dos estados passados. Podemos classificá-los de acordo com o espaço dos possíveis valores que as variáveis aleatórias podem assumir (discretos ou contínuos). Quando estes valores são discretos, o processo de Markov é chamado de cadeia de Markov (Markov Chain) [Norris 1997]. Costuma-se chamar estes possíveis valores de estados. Portanto, uma cadeia de Markov é um processo em que a probabilidade de estar em um certo estado em um tempo futuro pode depender do estado atual do sistema, mas não dos estados em tempos passados.

Em uma cadeia de Markov intervalar, o símbolo p_{ij} é usado para representar a probabilidade (condicional) intervalar de que, dado que o sistema esteja em um estado i em um certo momento, venha a estar no estado j no momento seguinte.

Considere uma cadeia de Markov com a matriz intervalar de transição $P = [p_{ij}]$. A probabilidade intervalar de transição do estado i para o estado j em n períodos de tempo é denotada por $p_{ij}^{(n)}$. A matriz $P^{(n)} = [p_{ij}^{(n)}]$ obtida denomina-se *matriz intervalar de transição de n fases* da cadeia de Markov, que é determinada como a n-ésima potência da matriz P: $P^{(n)} = P^n$.

Para cada $n \geq 0$, $\pi_j^{(n)}$ é a probabilidade intervalar de que uma cadeia de Markov esteja no estado j, no tempo n. $\pi_j^{(0)}$ denota a probabilidade intervalar de que a cadeia de Markov esteja inicialmente no estado j. Se a cadeia tem N estados, a distribuição intervalar da cadeia de Markov no tempo n é dada pelo vetor: $\Pi^{(n)} = [\pi_1^{(n)}, \ldots, \pi_N^{(n)}]$. O vetor $\Pi^{(0)}$ é denominado de *distribuição intervalar inicial* da cadeia de Markov.

Considere uma cadeia com distribuição intervalar inicial $\Pi^{(0)}$ e a matriz intervalar de transição P. Então a distribuição intervalar da cadeia de Markov em qualquer tempo n é dada por: $\Pi^{(n)} = \Pi^{(0)}.P^n$.

Uma das mais importantes características exibidas por muitas cadeias de Markov é o comportamento estável a longo prazo. Em outras palavras, "*depois de um longo tempo*", a distribuição da cadeia de Markov permanece aproximadamente a mesma. Isso significa que, em longo prazo, as probabilidades de o sistema estar em cada um dos vários estados pouco ou nada variam com o passar do tempo.

Seja P a matriz intervalar de transição de uma cadeia de Markov. Diz-se que P é *regular* se alguma potência de P contêm somente *entradas positivas*. Diz-se que a cadeia de Markov intervalar é *regular* se sua matriz intervalar de transição é regular.

Suponha que a matriz intervalar de transição P de uma cadeia de Markov seja *regular*. Seja $\Pi^{(n)}$ a distribuição intervalar da cadeia de Markov no tempo n. Então, para uma tolerância $\epsilon > 0$, existe um vetor intervalar V aproximado por $\Pi^{(n)}$, isto é, $\Pi^{(n)} \approx V$, para n grande e tolerância ϵ, *independentemente* da distribuição intervalar inicial $\Pi^{(0)}$ da cadeia de Markov. A esse vetor V denomina-se *distribuição intervalar de estabilidade da cadeia de Markov*. Neste caso, tem-se que a distribuição intervalar de estabilidade é um vetor intervalar V que satisfaz à equação matricial intervalar: $VP \approx V$.

3. O Modelo de Trocas Socais

O modelo de trocas sociais que resumimos nesta seção deve-se ao trabalho de J. Piaget [Piaget 1995][2]. Segundo a teoria de Piaget, uma troca social entre dois agentes α and β é executada em dois tipos de estágios. Nos estágios de tipo $\mathrm{I}_{\alpha\beta}$, o agente α realiza um serviço para o agente β. Os valores de troca envolvidos neste tipo de estágio são os seguintes:

- $r_{\mathrm{I}_{\alpha\beta}}$: o valor do *investimento* realizado por α para a realização de um serviço para β, que sempre tem um valor negativo.
- $s_{\mathrm{I}_{\beta\alpha}}$: o valor da *satisfação* de β com o serviço realizado por α;
- $t_{\mathrm{I}_{\beta\alpha}}$: o valor do *débito* de β para com α por sua satisfação com o serviços realizado por α;
- $v_{\mathrm{I}_{\alpha\beta}}$: o valor do *crédito* que α adquire de β por ter realizado o serviço.

[2] Para uma análise detalhada deste modelo no contexto de sistemas multiagentes, veja em [Dimuro et al. 2005].

Nos estágios de tipo $\mathrm{II}_{\alpha\beta}$, o agente α solicita a β a realização de serviço em pagamento pelo serviço realizado anteriormente (no caso em que α tem créditos), e os valores relacionados com este estágio de troca são análogos aos dos estágios de tipo $\mathrm{I}_{\alpha\beta}$.

$r_{\mathrm{I}_{\alpha\beta}}$, $s_{\mathrm{I}_{\beta\alpha}}$, $r_{\mathrm{II}_{\beta\alpha}}$ e $s_{\mathrm{II}_{\alpha\beta}}$ são denominados de valores *materiais* (associados imediatamente à uma troca realizada). $t_{\mathrm{I}_{\beta\alpha}}$, $v_{\mathrm{I}_{\alpha\beta}}$, $t_{\mathrm{II}_{\beta\alpha}}$ and $v_{\mathrm{II}_{\alpha\beta}}$ são conhecidos como valores virtuais (valores associados às trocas postergadas).

Observamos que os valores são indefinidos se nenhum serviço é realizado, ou seja, toda troca envolve pelo menos a realização de um serviço por parte de um dos agentes.

Os valores de trocas (materiais ou virtuais) são de natureza *qualitativa*, isto é, valores como "bom", "ruim", "tão bom quanto", "melhor que", com os quais julgamos as trocas realizadas no nosso dia a dia. Diferentemente das teorias econômicas baseadas no conceito de utilidade, que é quantitativo, a natureza qualitativa dos valores de trocas coloca uma série de dificuldades para sua representação, uma vez que não é possível utilizar uma álgebra puramente "quantitativa" para sua manipulação (veja discussão detalhada em [Dimuro et al. 2005]).

Um *processo de trocas sociais* é uma seqüência de estágios do tipo $\mathrm{I}_{\alpha\beta}$ e/ou $\mathrm{II}_{\alpha\beta}$. Os *resultados materiais*, de acordo com os pontos de vista de α e β, denotados, respectivamente, por $\mathbf{m}_{\alpha\beta}$ e $\mathbf{m}_{\beta\alpha}$, são calculados como a soma dos valores materiais envolvidos em todo processo. Um processo de trocas sociais está em *equilíbrio material* se $\mathbf{m}_{\alpha\beta}$ and $\mathbf{m}_{\beta\alpha}$ são aproximadamente iguais a zero. De forma análoga, define-se equilíbrio virtual.

Para análise do equilíbrio de trocas efetivamente realizadas até um dado instante, consideramos apenas os valores materiais, uma vez que os valores virtuais referem-se a trocas futuras (desejadas ou pretendidas), que podem se realizar ou não, podendo esses valores se modificarem com o passar do tempo. Entretanto, uma análise incluindo esses valores também pode ser realizada (como em [Rodrigues and Luck 2006b], por exemplo).

4. Agentes com Personalidades

Nesta seção, descrevem-se os tipos de traços de personalidades que poderão ser considerados, os quais determinam as funções de transição de estados do modelo, que, dado o estado (resultado material) corrente, definem uma distribuição de probabilidades sobre o conjunto de estados que o agente pode atingir.

Serão discutidos traços de personalidades com relação às trocas que preferem realizar, e os relativos à postura com relação ao mecanismo de regulação. Traços de personalidades relativos à avaliação de resultados virtuais de trocas foram estudados em [Dimuro et al. 2006b], e não serão considerados neste trabalho.

4.1. Traços de personalidades relacionados às trocas sociais

Os agentes podem apresentar traços de personalidade que induzem diferentes atitudes em relação às trocas que optam por realizar. Por exemplo, do ponto de vista dos possíveis lucros (ganhos em geral) com as trocas sociais, podem-se considerar os seguintes exemplos de traços de personalidades:

Egoísmo: O agente tem alta probabilidade de realizar trocas que lhe trazem lucros;

Altruísmo: O agente tem alta probabilidade de realizar trocas que geram lucro ao outro agente;

Fanatismo: O agente tem altíssima probabilidade que realizar trocas que levam ao equilíbrio, evitando outros tipos de trocas que gerem maior ou menor lucro para um dos agentes;

Tolerância: O agente tem altíssima probabilidade de aceitar qualquer troca que lhe for proposta, independentemente do lucro ou prejuízo que vai ter; etc.

Por outro lado, do ponto de vista da postura perante à magnitude dos valores envolvidos nas trocas, os seguintes exemplos de traços de personalidades podem ser considerados:

Arrojo: O agente tem alta probabilidade de realizar trocas cujos valores envolvidos são altos;

Cautela: O agente tem baixa probabilidade de realizar trocas cujos valores envolvidos são altos; etc.

Ou ainda, do ponto de vista da disponibilidade para se envolver em situações de troca, poderão ser considerados traços como:

Cooperatividade: O agente tem alta probabilidade de propor trocas e/ou aceitar participar em trocas propostas;

Isolacionismo: O agente tem baixa probabilidade de propor trocas e/ou aceitar participar em trocas propostas;

Inovatividade: O agente tem alta probabilidade de criar novas possibilidades de trocas;

Conservadorismo: O agente tem baixa probabilidade de criar novas possibilidades de trocas.

4.2. Traços de personalidades relacionados à postura com relação ao mecanismo de regulação

Os agentes podem apresentar traços de personalidades que determinam as posturas diferentes que eles podem assumir com relação ao *mecanismo de regulação*, tais como

Obediência cega: O agente segue sempre as recomendações do supervisor,

Obediência eventual: O agente segue ou não as recomendações de acordo com uma certa probabilidade, ou

Desconsideração total das recomendações: O agente não considera as recomendações do supervisor.

5. Modelando Traços de Personalidades de Agentes

Sejam E^-, E^0, E^+ representações de resultados materiais (somatório dos valores de investimentos e satisfações de um agente) em uma escala, onde E^0 representa resultados equilibrados (em torno do pronto de equilíbrio), E^- representa resultados desfavoráveis e E^+ indica que o agente está com resultados favoráveis, em relação ao ponto de equilíbrio.

Considere uma Cadeia de Markov Intervalar cujos estados são pares $(E^+_{\alpha,\beta}, E^+_{\beta,\alpha}), (E^+_{\alpha,\beta}, E^-_{\beta,\alpha}), (E^+_{\alpha,\beta}, E^0_{\beta,\alpha}), (E^-_{\alpha,\beta}, E^+_{\beta,\alpha}), \ldots$, que representam os resultados materiais correntes das trocas realizadas entre os agentes α e β, sob os pontos de vista de α e β, respectivamente, sendo o estado de equilíbrio representado por $(E^0_{\alpha,\beta}, E^0_{\beta,\alpha})$.

Os traços de personalidades dos agentes discutidos na Seção 4 são modelados como funções de transição de estados da Cadeia de Markov Intervalar, que a cada estado associa uma distribuição de probabilidade sobre o conjunto $\mathbf{E} = \{E^-, E^0, E^+\}$ de estados que o agente opta por atingir, de acordo com seu traço de personalidade. Por exemplo, a Tabela 1 apresenta um padrão da distribuição de probabilidade $\Pi(\mathbf{E})$, considerando transições individuais de agentes, para os agentes egoístas/altruístas e fanáticos/tolerantes. Observe que, para um agente egoísta, as transições em direção a resultados favoráveis (E^+) ocorrem com altíssima probabilidade, enquanto que, para agentes altruístas, as transições mais prováveis são em direção a resultados desfavoráveis (E^-). Para um agente fanático, a transição menos provável são aquelas que terminam no estado de equilíbrio E^0. Em contraste, um agente tolerante aceita transições que não o levam ao estado de equilíbrio E^0, mesmo que com baixa probabilidade.

Tabela 1. Padrão da distribuição de probabilidades intervalares $\Pi(\mathbf{E})$ para transições individuais de um agente

	Agentes Egoístas			Agentes Altruístas		
$\Pi(\mathbf{E})$	E^0	E^+	E^-	E^0	E^+	E^-
E^0	baixa	muito alta	muito baixa	baixa	muito baixa	muito alta
E^+	baixa	muito alta	muito baixa	baixa	muito baixa	muito alta
E^-	baixa	muito alta	muito baixa	baixa	muito baixa	muito alta
	Agentes Fanáticos			**Agentes Tolerantes**		
$\Pi(\mathbf{E})$	E^0	E^+	E^-	E^0	E^+	E^-
E^0	muito alta	muito baixa	muito baixa	alta	baixa	baixa
E^+	muito alta	muito baixa	muito baixa	alta	baixa	baixa
E^-	muito alta	muito baixa	muito baixa	alta	baixa	baixa

Observe que um processo de trocas no tempo é um processo Markoviano, uma vez que, para cada personalidade, a probabilidade de atingir um determinado estado futuro depende apenas do estado presente, e não dos estados passados, adequando-se assim ao modelo de Cadeias de Markov. As probabilidades intervalares são utilizadas para tratar as probabilidades imprecisas "baixa", "alta", etc. da Tabela 1, como proposto em [Kozine and Utkin 2002, Walley 1991]. Por exemplo, uma probabilidade "muito alta" pode ser representada por [0.90;1.00], enquanto que uma probabilidade muito baixa pode ser representada por [0.00;0.10].

Quando considera-se um par de agentes, os estados são então combinações de todos os estados individuais possíveis. As probabilidades de transição devem então considerar a combinação das probabilidades de transição individuais, dada pelo produto intervalar dessas probabilidades.

A Tabela 2 apresenta uma amostra parcial da função intervalar de transição de estados **F** para um sistemas composto por (a) dois agentes tolerantes e (b) dois agentes egoístas. A marca **X** indica que a transição é proibida de acordo com a regras sociais adotadas (os agentes não podem aumentar seus resultados materiais simultaneamente, pois um deles tem que ser o prestador do serviço, como explicado na Seção 3). Em (b), a mais alta probabilidade aparece em transições terminando no estado (E^+, E^+), representando resultados crescentes para ambos os agentes, ou nos estados $(-, E^+)$ or $(E^+, -)$ no caso em que as transições para o estado (E^+, E^+) não são permitidas. A probabilidade em torno de 100% na última linha de (b) indica que os agentes evitam fortemente trocas que levariam ambos a resultados desfavoráveis, permanecendo então no mesmo estado (E^-, E^-). Isto mostra que o sistema apresenta um estado absorvente, (E^-, E^-), o que significa que o sistema não é capaz de sair deste estado caso ele seja atingido. Neste caso, o ponto de equilíbrio pode não ser atingido. Em (a), salienta-se o comportamento mais uniforme apresentado por agentes tolerantes, onde as transições para os estados (E^0, E^0), $(E^0, -)$ e$(-, E^0)$ são as mais prováveis.

Suponha agora que exista um mecanismo regulador de interações (como, por exemplo, um supervisor de equilíbrio [Dimuro and Costa 2006]), que procura recomendar trocas aos agentes com o objetivo de tornar o sistema equilibrado. Considerando, por exemplo, um *nível de obediência ao mecanismo regulador* de 50%, as funções intervalares de transição de estados mostradas na Table 2 se tornam as respectivas funções apresentadas na Tabela 3, mostrando um crescimento na probabilidade das transições em direção ao equilíbrio (E^0, E^0) e também a ausência do estado absorvente. Um crescimento no nível de obediência ao mecanismo regulador sempre resultará em um aumento na probabilidade de transições para o estado de equilíbrio.

Tabela 2. Partes de funções intervalares de transição $\mathbf{F}$ para pares de agentes

(a) agentes (tolerante, tolerante)

F (%)	(E^0,E^0)	(E^0,E^+)	(E^0,E^-)	(E^+,E^+)	(E^+,E^-)	(E^-,E^0)	(E^-,E^+)	(E^-,E^-)
(E^0,E^0)	[62.5;65.2]	**X**	[13.1;14.3]	**X**	[2.70;3.20]	[13.1;14.3]	[2.70;3.20]	[2.70;3.20]
(E^+,E^-)	[48.3;49.8]	[10.0;11.0]	[10.0;11.0]	[2.10;2.50]	[2.10;2.50]	[10.0;11.0]	[2.10;2.50]	[2.10;2.50]
(E^-,E^-)	**X**	**X**	[36.7;39.0]	**X**	[7.80;8.50]	[36.7;39.0]	[7.80;8.50]	[7.80;8.50]

(b) agentes (egoísta, altruísta)

F (%)	(E^0,E^0)	(E^0,E^+)	(E^0,E^-)	(E^+,E^+)	(E^+,E^-)	(E^-,E^0)	(E^-,E^+)	(E^-,E^-)
(E^0,E^-)	**X**	**X**	[0.70;0.90]	**X**	[3.70;4.40]	[14.6; 15.5]	[83.1; 87.3]	[0.20;0.30]
(E^+,E^+)	[2.10;2.50]	[11.5;12.5]	[0.60;0.90]	[63.2;64.9]	[3.50;4.50]	[0.60;0.90]	[3.50;4.50]	[0.20;0.40]
(E^+,E^-)	[2.10;2.50]	[12.2;13.3]	[0.00;0.10]	[67.1;68.9]	[0.00;0.40]	[0.60;0.90]	[3.80;4.70]	[0.00;0.00]
(E^-,E^-)	**X**	**X**	[0.00;0.00]	**X**	[0.00;0.00]	[0.00;0.00]	[0.00;0.00]	[95.5; 100]

Tabela 3. Partes de funções intervalares de transição $\mathbf{F}$ para pares de agentes com obediência de 50%

(a)agentes (tolerante, tolerante)

F (%)	(E^0,E^0)	(E^0,E^+)	(E^0,E^-)	(E^+,E^+)	(E^+,E^-)	(E^-,E^0)	(E^-,E^+)	(E^-,E^-)
(E^0,E^0)	[80.1;83.7]	**X**	[6.55;7.15]	**X**	[1.35;1.60]	[6.55;7.15]	[1.35;1.60]	[1.35;1.60]
(E^+,E^-)	[73.2;75.6]	[5.00;5.50]	[5.00;5.50]	[1.05;1.25]	[1.05;1.25]	[5.00;5.50]	[1.05;1.25]	[1.05;1.25]
(E^-,E^-)	**X**	**X**	[18.3;19.5]	**X**	[27.9;30.5]	[18.3;19.5]	[27.9;30.5]	[27.9;30.5]

(b) agentes (egoísta, egoísta)

F (%)	(E^0,E^0)	(E^0,E^+)	(E^0,E^-)	(E^+,E^+)	(E^+,E^-)	(E^-,E^0)	(E^-,E^+)	(E^-,E^-)
(E^0,E^-)	**X**	**X**	[0.70;0.90]	**X**	[23.1;27.5]	[7.30; 7.75]	[65.9; 69.4]	[0.20;0.30]
(E^+,E^+)	[48.70;58.1]	[5.75;6.25]	[0.30;0.45]	[31.6;32.5]	[1.75;2.55]	[0.30;0.45]	[1.75;2.55]	[0.10;0.20]
(E^+,E^-)	[48.70;58.1]	[6.10;6.65]	[0.00;0.10]	[33.5;34.5]	[0.00;0.40]	[0.30;0.45]	[1.90;2.35]	[0.00;0.00]
(E^-,E^-)	**X**	**X**	[0.00;0.00]	**X**	[24.0;25.0]	[0.00;0.00]	[24.0;25.0]	[49.0;50.0]

6. Simulação e Análise de Trocas Baseadas em Personalidades

Nesta seção, utiliza-se o módulo implementado em Python para Cadeias de Markov Intervalares, com o objetivo de analisar as interações baseadas em personalidades. Para implementação deste módulo, foi utilizado o módulo PyInterval para Matemática Intervalar [Grigoletti et al. 2006b, Grigoletti et al. 2006a].

Dentre as simulações realizadas, selecionamos, para exemplificar, aquelas que se referem às combinações de traços de personalidades apresentadas nos exemplos das Tabelas 2 e 3. Assim, considerando pares de agentes com os traços de personalidades definidos pelas funções de transição apresentadas naquelas tabelas e uma distribuição inicial[3] de probabilidade π_0^T sobre os estados, apresentada na Tabela 4, determinam-se as distribuições após t interações. Também será analisado se a cadeia é regular, isto é, se apresenta uma distribuição estável no tempo.

Tabela 4. Distribuição inicial de probabilidades π_0^T

(E^0, E^0)	(E^0, E^+)	(E^0, E^-)	(E^+, E^0)	(E^+, E^+)	(E^+, E^-)	(E^-, E^0)	(E^-, E^+)	(E^-, E^-)
0.2	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1

1. Interações entre dois agentes tolerantes:
   - Distribuição no tempo $t = 5$:
     $\pi_5 = [[0.23; 0.24][0.015; 0.016][0.276; 0.277][0.015; 0.016][0.0032; 0.0033]$
     $[0.059; 0.060][0.276; 0.277][0.059; 0.060][0.059; 0.060]]$
   - O modelo torna-se estável na nona iteração, atingindo a seguinte distribuição de estabilidade:
     $\pi_{st} = [[0.215; 0.216][0.016; 0.017][0.283; 0.284][0.016; 0.017][0.0034; 0.0035]$
     $[0.060; 0.061][0.282; 0.283][0.060; 0.061][0.060; 0.061]]$
2. Interações entre dois agentes egoístas:
   - Distribuição no tempo $t = 5$:
     $\pi_5 = [[0.022; 0.023][0.101; 0.102][0.0082; 0.0083][0.101; 0.102][0.544; 0.545]$
     $[0.046; 0.047][0.0082; 0.0083][0.046; 0.047][0.118; 0.119]]$
   - Distribuição no tempo $t = 50$:
     $\pi_{50} = [[0.019; 0.020][0.085; 0.086][0.0069; 0.0070][0.085; 0.086][0.456; 0.457]$
     $[0.039; 0.040][0.0069; 0.0070][0.039; 0.040][0.262; 0.263]]$
   - Distribuição no tempo $t = 500$:
     $\pi_{50} = [[0.0032; 0.0033][0.014; 0.015][0.0011; 0.0012][0.014; 0.015][0.077; 0.078]$
     $[0.0066; 0.0067][0.0011; 0.0012][0.0066; 0.0067][0.875; 0.876]]$
   - Distribuição no tempo $t = 1000$:
     $\pi_{1000} = [[0.00044; 0.00045][0.00200; 0.00201][0.00016; 0.00017][0.00200; 0.00201]$
     $[0.01070; 0.01071][0.00091; 0.00092][0.00016; 0.00017]$
     $[0.00091; 0.00092][0.98267; 0.98268]]$
   - Observa-se que este modelo tende a uma distribuição estável com um estado absorvente (veja a explicação da Tabela 2, Seção 5), porém de forma muito lenta. Entretanto, quando atingida, não serão possibilitadas novas interações, pela recusa dos agentes a novas trocas.
3. Interações entre dois agentes tolerantes, com nível de obediência de 50%:

[3] A escolha da distribuição inicial foi completamente aleatória, tendo em vista que ela não influenciará na evolução do modelo no tempo, conforme pode ser observado nos resultados obtidos.

- O modelo torna-se estável na quinta iteração, atingindo a seguinte distribuição de estabilidade:
$$\pi_{st} = [[0.583; 0.584][0.0069; 0.0070][0.108; 0.109][0.0069; 0.0070][0.0015; 0.0016] [0.061; 0.062][0.108; 0.109][0.061; 0.062][0.061; 0.062]]$$

4. Interações entre dois agentes egoístas, com nível de obediência de 50%:

- Observa-se que a intervenção do supervisor de equilíbrio é capaz de evitar que o sistema atinja o estado absorvente, e o modelo torna-se estável na nona interação:
$$\pi_{st} = [[0.393; 0.394][0.014; 0.015][0.047; 0.048][0.081; 0.082][0.087; 0.088] [0.095; 0.096][0.054; 0.055][0.141; 0.142][0.083; 0.084]]$$

Observa-se que estas simulações se encaixam em vários cenários envolvendo interações entre agentes (humanos ou não) com tendências diferentes em relação aos lucros e benefícios que podem obter para si ou proporcionar ao seu parceiros, assim como distintas posturas em relação a mecanismos ou regras de controle social. Alguns deles já foram discutidos em outros trabalhos [Dimuro and Costa 2005, Dimuro et al. 2006a, Rodrigues et al. 2003, Rodrigues and Costa 2004], como, por exemplo, o cenário do político e do eleitor, onde o político egoísta, colocado no cargo pelo voto generoso do eleitor, procura vantagens para si e para seu partido, amigos e família, durante sua gestão. Apesar disso, no pleito seguinte, o eleitor, esquecido de suas desilusões com as promessas não cumpridas (valores virtuais enfraquecidos pelo tempo), tem alta probabilidade de votar novamente no tal político, e a situação de desigualdade permanece ou até mesmo é ampliada. Uma outra aplicação na escolha de parceiros no cenário da Bio-Informática pode ser encontrada em [Rodrigues and Luck 2006b, Rodrigues and Luck 2006a].

7. Conclusão

Este artigo discute a possibilidade de analisar trocas sociais influenciadas por traços de personalidades de agentes, utilizando: (a) a Matemática Intervalar para a modelar o conhecimento incerto sobre as probabilidades de transição que caracterizam comportamentos baseados em personalidades, e (b) Cadeias de Markov Intervalares para prever o comportamento futuro dessas interações.

Essa técnica de análise possibilita que se possa inferir certas características de processos de trocas futuras, através da previsão das tendências dos balanços de trocas. Isto é importante para o desenvolvimento de módulos de supervisão e controle de interações sociais em sistemas multiagentes, como também para o desenvolvimento de módulos de monitoração e análise qualitativa de interações sociais em ambientes colaborativos utilizados por pessoas para realização de atividades em grupo. Observa-se que outras aplicações são possíveis, como, por exemplo, a análise qualitativa de negociações, escolha de parceiros e formação de coalizões (como, e.g., em [Rodrigues and Luck 2006b, Rodrigues and Luck 2006a]).

Como trabalho futuro, pretende-se experimentar uma abordagem baseada na Lógica Fuzzy [Zadeh 1970], com o objetivo de considerar os diferentes aspectos externos que podem influenciar na avaliação das trocas (por exemplo, a qualidade ou pontualidade de um serviço prestado), buscando um avaliação mais realística dessas trocas, que, até o momento, são guiadas randomicamente pelos traços de personalidades dos agentes.

Agradecimentos

Este trabalho foi financiado pela FAPERGS. G.P. Farias é bolsista PIBIC/CNPq. Os autores agradecem aos revisores pelas valiosos comentários e sugestões recebidas.

Referências

Antunes, L. and Coelho, H. (1999). Decisions based upon multiple values: the BVG agent architecture. In Barahona, P. and Alferes, J. J., editors, *Proc. of IX Portug. Conf. on Artificial Intelligence, Évora*, number 1695 in LNCS, pages 297–311, Berlin.

Campos, M. A. (2000). Interval probabilities, application to discrete ramdom variables. *TEMA – Tendências Em Matemática Aplicada e Computacional*, 1(2):333–344.

Carbonell, J. G. (1980). Towards a process model of human personality traits. *Artificial Intelligence*, 15(1,2):49–74.

Castelfranchi, C., Dignum, F., Jonker, C., and Treur, J. (2000). Deliberate normative agents: Principles and architecture. In Jennings, N. R. and Lesperance, Y., editors, *Proc. of the 6th Intl. Workshop on Agent Theories, Architectures, and Languages, ATAL'99, Orlando, 1999*, number 1757 in LNAI, pages 364–378, Berlin. Springer.

Castelfranchi, C., Rosis, F., Falcone, R., and Pizzutilo, S. (1997). A testbed for investigating personality-based multiagent cooperation. In *Proc. of the Symp. on Logical Approaches to Agent Modeling and Design*, Aix-en-Provence.

Castelfranchi, C., Rosis, F., Falcone, R., and Pizzutilo, S. (1998). Personality traits and social attitudes in multiagent cooperation. *Applied Artificial Intelligence*, 12:649–675.

Coelho, F. and Coelho, H. (2003). Towards individual power design: Rediscovering the will of acting agents. In *Proc. Encontro Português de Inteligência Artificial, EPIA'03*, Beja.

Costa, A. C. R. and Dimuro, G. P. (2004). The case for using exchange values in the modelling of collaborative learning interactions. In Mostow, J. and Tedesco, P., editors, *Proc. of II Intl. Work. on Designing Computational Models of Collaborative Learning Interaction (at 7th ITS)*, pages 19–24, Maceió.

Dimuro, G. P. and Costa, A. C. R. (2005). Qualitative markov decision processes and the coordination of social exchanges in multi-agent systems. In Gmytrasiewicz, P. and Parsons, S., editors, *Proc. of the Workshop on Game Theoretic and Decision Theoretic Agents (at IJCAI'05)*, Edinburgh.

Dimuro, G. P. and Costa, A. C. R. (2006). Exchange values and self-regulation of exchanges in multi-agent systems: the provisory, centralized model. In Brueckner, S., Serugendo, G. M., Hales, D., and Zambonelli, F., editors, *Engineering Self-Organising Systems: Revised Selected Papers of the 3rd Intl. Work., ESOA'05, Utrecht, 2005*, number 3910 in LNAI, pages 75–89, Berlin. Springer.

Dimuro, G. P., Costa, A. C. R., Gonçalves, L. V., and Hübner, A. (2006a). Centralized regulation of social exchanges between personality-based agents. In Boella, G., Boissier, O., Matson, E., and Vazquez-Salceda, J., editors, *Proc. of Work. on Coordination, Organization, Institutions and Norms in Agent Systems*, pages 16–23, Riva del Garda.

Dimuro, G. P., Costa, A. C. R., Gonçalves, L. V., and Hübner, A. (2006b). Regulating social exchanges between personality-based non-transparent agents. In Gelbukh, A. and Reyes-Garcia, C. A., editors, *Advances in Artificial Intelligence, Proc. of 5th Mexican Intl. Conf. on Artificial Intelligence, MICAI'06, Apizaco, 2006*, number 4293 in LNCS, pages 1105–1115, Berlin. Springer.

Dimuro, G. P., Costa, A. C. R., and Palazzo, L. A. M. (2005). Systems of exchange values as tools for multi-agent organizations. *Journal of the Brazilian Computer Society*, 11(1):31–50. (Special Issue on Agents' Organizations).

Franco, M. H. I. and Costa, A. C. R. (2007). Towards a protocol for negotiations about exchange values involved in multiagent interactions. In *Proc. of CMNA - Work. on Computational Models of Natural Argumentation, at IJCAI 2007*, Hyderabad.

Grigoletti, P. S., Dimuro, G. P., and Barboza, L. V. (2006a). Análise intervalar de circuitos elétricos. *TEMA – Tendências em Matemática Aplicada e Computacional*, 7(2). (in Portuguese, to appear).

Grigoletti, P. S., Dimuro, G. P., and Barboza, L. V. (2006b). Módulo Python para matemática intervalar. In *Proc. of XXIX CNMAC – Congresso Nacional de Matemática Aplicada e Computacional*, Campinas. (in Portuguese, available at http://ppginf.ucpel.tche.br/gracaliz/papers).

Kozine, I. O. and Utkin, L. V. (2002). Interval-valued finite markov chains. *Reliable Computing*, 8(2):97–113.

Kulisch, U. (1999). Advanced arithmetic for the digital computer, design of arithmetic units. *Electronic Notes in Theoretical Computer Science*, 24.

Lopes, F., Mamede, N., Novais, A. Q., and Coelho, H. (2004). Negotiation strategies for autonomous computational agents. In *Proc. of the of the European Conference on Artificial Intelligence*, Valencia.

López, F. L., Luck, M., and d'Inverno, M. (2002). Constraining autonomy through norms. In *Proc. of the 1st Intl Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems, AAMAS'02*, pages 674–681, Bologna.

Miceli, M. and Castelfranchi, C. (2000). The role of evaluation in cognition and social interaction. In Dautenhahn, K., editor, *Human cognition and agent technology*, pages 225–262. John Benjamins, Amsterdam.

Moore, R. E. (1979). *Methods and Applications of Interval Analysis*. SIAM, Philadelphia.

Norris, J. R. (1997). *Markov Chains*. Cambridge University Press, Cambridge.

Piaget, J. (1995). *Sociological Studies*. Routlege, London.

Rodrigues, M. R. and Costa, A. C. R. (2004). Using qualitative exchange values to improve the modelling of social interactions. In Hales, D., Edmonds, B., Norling, E., and Rouchier, J., editors, *Proc. of IV Work. on Agent Based Simulations, MABS'03, Melbourne, 2003*, number 2927 in LNAI, pages 57–72, Berlin. Springer.

Rodrigues, M. R., Costa, A. C. R., and Bordini, R. (2003). A system of exchange values to support social interactions in artificial societes. In *Proc. II Intl Conf. on Autonomous Agents and Multiag. Systems, AAMAS'03*, pages 81–88, Melbourne. ACM Press.

Rodrigues, M. R. and Luck, M. (2006a). Analysing partner selection through exchange values. In Antunes, L. and Sichman, J., editors, *Proc. of VI Work. on Agent Based Simulations, MABS'05, Utrecht, 2005*, number 3891 in LNAI, pages 24–40, Berlin. Springer.

Rodrigues, M. R. and Luck, M. (2006b). Cooperative interactions: an exchange values model. In Boella, G., Boissier, O., Matson, E., and Vazquez-Salceda, J., editors, *Proc. of the Work. on Coordination, Organization, Institutions and Norms in Agent Systems (at ECAI'06), COIN@ECAI'06, Riva del Garda, 2006*, pages 63–70.

Sichman, J., Conte, R., Demazeau, Y., and Castelfranchi, C. (1994). A social reasoning mechanism based on dependence networks. In *Proc. of the 12th European Conference on Artificial Intelligence, ECAI'94*, Amsterdam.

Walley, P. (1991). *Statistical Reasoning with Imprecise Probabilities*. Chapman & Hall, London.

Walsh, W. E. and Wellman, M. P. (1998). A market protocol for distributed task allocation. In *Proc. III Intl. Conf. on Multiagent Systems*, pages 325–332, Paris.

Zadeh, L. (1970). Theory of approximate reasoning. In Hayes, J., Michie, D., and Mikulich, L. I., editors, *Machine Intelligence*, pages 149–194. Ellis Horwood.