

Inteligência artificial para sistemas colaborativos

Ana Cristina Bicharra Garcia
Adriana Santarosa Vivacqua
Kate Cerqueira Revoredo
Flavia Cristina Bernardini

META

Apresentar fundamentos e técnicas de Inteligência Artificial aplicáveis aos sistemas colaborativos.

OBJETIVOS EDUCACIONAIS

Após o estudo desse capítulo, você deverá ser capaz de:

- Identificar técnicas de Inteligência Artificial a serem usadas no desenvolvimento de sistemas colaborativos.
- Analisar sistemas colaborativos para identificar funcionalidades que podem ser apoiadas por uma técnica de Inteligência Artificial.

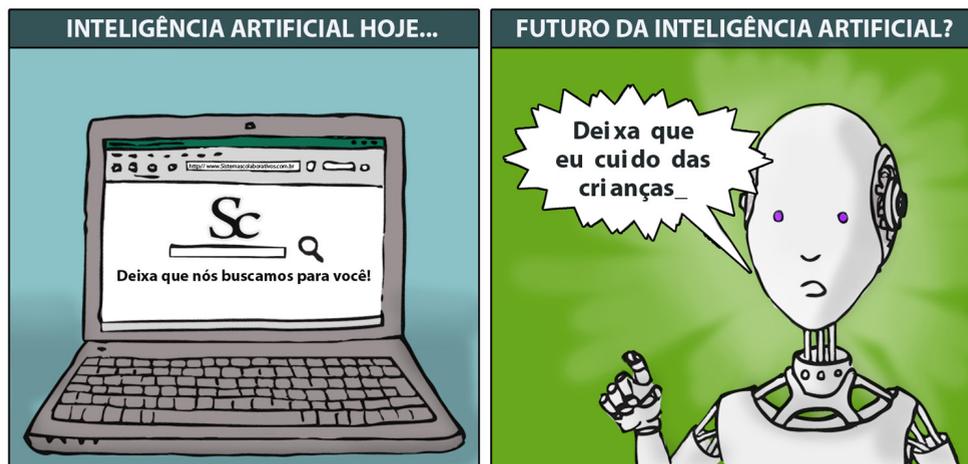
RESUMO

Neste capítulo é discutida a aplicabilidade de Inteligência Artificial (IA) na construção de sistemas colaborativos. São apresentados conceitos e técnicas de IA relacionados aos sistemas colaborativos: ontologia, mineração de dados, sistemas baseados em conhecimento e sistemas multiagentes. O uso de uma camada inteligente é explicado e exemplificado em função do suporte à comunicação, coordenação e cooperação. Com relação à comunicação, o papel da camada inteligente está na verificação da consistência do conteúdo comunicado e a compatibilidade de expectativas dos participantes. A coordenação pode ser turbinada com uma camada de inteligência que antecipa conflitos e auxilia a resolução, apoia o planejamento e a decomposição das tarefas. A cooperação pode ser apoiada pela automação de tarefas e por mecanismos de busca, por exemplo, para encontrar participantes adequados para a realização de tarefas.

16.1 Inteligência artificial aplicada a sistemas colaborativos

Inteligência Artificial (IA) é um tema que mexe com o imaginário das pessoas. O fascínio pela IA remonta à inerente vontade humana de entender sua própria natureza, reconstruindo o que de mais humano e divino temos: a inteligência. Histórias de artefatos artificiais tornados humanos recheiam nossa imaginação como na história de: Pigmaleão, da mitologia grega, rei de Chipre, que se apaixona pela estátua que esculpiu tornada humana pela deusa Afrodite; ou uma história não tão romântica como a da criação do Dr. Frankenstein, do romance de Mary Shelley nos idos do século XIX; ou ainda a versão recente de Pinóquio retratada em 2001, no filme “AI” de Spielberg.

Este fascínio gerou grandes expectativas e desafios ao desenvolvimento da IA como ciência. Nos anos 1970, era esperada a criação de sistemas inteligentes substitutos de especialistas que teriam desempenho tão parecido com o de humanos que seria impossível se diferenciar um artefato artificialmente inteligente de um humano, conhecido como teste de Turing. A expectativa não se limitou ao processo da inteligência descrito em software, mas também a uma aparência física humanoide de robôs. Até hoje, qualquer grande conferência da área dedica um espaço para competição de desempenho de robôs que isoladamente ou em grupo devem realizar alguma tarefa que é bem desempenhada por humanos, como uma partida de futebol.



O glamour em torno do tema foi um dos principais motivos da descrença da IA, mas apesar de ainda não se ter alcançado a grandiosidade esperada de IA, o desenvolvimento da área produziu técnicas que permitem aliviar o homem de tarefas mecânicas deixando-o livre para atividades que requeiram criatividade. O uso de IA em aplicativos do nosso dia a dia já é uma realidade. Quando usamos nosso cartão de crédito para fazer uma compra, a transação é submetida a uma

O QUE SUBSIDIA A DESCRENÇA EM IA?

Desde os anos 1960s, Dreyfus foi um dos principais algozes da IA. Em seus livros (Dreyfus, 1972), Dreyfus argumenta que a inteligência humana é mais fundamentada em instintos subconscientes do que em manipulação simbólica consciente.

análise de crédito automática utilizando técnicas de IA, como redes neurais, para verificar se a compra está em conformidade com o padrão de consumo do usuário do cartão. Em geral, compras fora do perfil ou fora do limite de crédito são recusadas. O mesmo serviço de crédito pode querer entender melhor os clientes para oferecer novos produtos, e tem um grande conjunto de transações disponível para ser estudado, mas é humanamente impossível de ser analisado por uma pessoa. A mineração de dados, outra técnica de IA, resolve esse problema ao extrair padrões que revelam o perfil do cliente do cartão. IA também está presente nos sistemas de diagnóstico de computadores e de doenças – sistemas especialistas reúnem regras heurísticas sobre diagnóstico em um domínio específico. Quando monitoramos sites ou usamos serviços que buscam produtos com melhor preço na web, estamos usando a técnica de agentes, que também vem da área de IA. Até quando usamos a internet para transmitir dados podemos estar usando redes que possuem sistemas autônômicos, que têm a capacidade de se autoconsertar para criar redes mais robustas de transmissão. Todos esses exemplos mostram que IA já está presente em nossas vidas, não com o glamour da criação humana que nos permite reinterpretar problemas, rever contextos e gerar soluções criativas, mas com a utilidade da assistência a tarefas humanas, incluindo tarefas colaborativas.

POR QUE SE DENOMINA “INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL”?

Inteligência é um conceito difuso, nosso foco está na inteligência relacionada ao raciocínio lógico e definiremos por suas propriedades:

- **Raciocínio:** Interpretar o contexto, verificar as alternativas de ação e agir da melhor forma. Também é esperado que se possa justificar as escolhas à luz de um raciocínio lógico.
- **Aprendizado:** Avaliar o resultado de decisões passadas e aprender com erros e acertos, assim como aprender pela experiência de outros ou doutrinação.
- **Planejamento:** Planejar sequência de ações tendo em vista expectativas de cenários. Também faz parte do planejamento, a criação de expectativa de como outras pessoas reagirão e criarão expectativas sobre nossa atuação.

Existem outros quesitos que caracterizam a inteligência humana, como, por exemplo, a capacidade de representação simbólica de uma decisão e a necessidade de uma linguagem para compartilhar decisões. Porém, não há consenso sobre isso.

Artificial é todo artefato produzido pelo homem. Contrapõe-se ao conceito de “natural”.

Portanto, Inteligência Artificial é um artefato produzido pelo homem que reproduz uma ou mais características atribuídas à inteligência humana.

Sistemas Colaborativos Inteligentes são os sistemas que usam técnicas de IA para auxiliar a colaboração, tal como para a comunicação e percepção de conteúdo, para a coordenação de tarefas, ou para a cooperação entre os participantes de um grupo de trabalho. A camada de inteligência aplicada a sistemas colaborativos será enfocada, neste capítulo, em função de

como as técnicas de IA apoiam a comunicação, a coordenação e a cooperação. É importante ressaltar que o uso de técnicas de Inteligência Artificial na interação humana facilita a colaboração, porém, o uso deve ser criterioso, pois o excesso pode atrapalhar em vez de apoiar a colaboração.

16.2 Técnicas de inteligência artificial

O conjunto de técnicas é bastante extenso na área de IA. Nesta seção, são apresentadas as técnicas fundamentais usadas para dar suporte à implementação de um sistema colaborativo.

16.2.1 Ontologia

Ontologia é uma representação de um conhecimento por meio de conceitos e relações. Uma ontologia é criada para facilitar o entendimento entre os indivíduos, ou para apoiar a construção de sistemas computacionais e bases de conhecimento. É importante ressaltar que uma ontologia não pode ser imposta por alguns para ser usada pelo grupo. Os conceitos devem ser discutidos e negociados para que as pessoas possam realmente usá-la como instrumento de entendimento e como base para automatização de alguns processos. Deve ser observado que não existe uma única ontologia para um domínio, mas há critérios para preferir uma ontologia a outras. Concisão, clareza e aplicabilidade são os critérios fundamentais para a avaliação da ontologia. Como a representação de uma ontologia é um grafo semântico, pode-se usar também critérios de avaliação da qualidade de grafos.

PROCESSO DE CONSTRUÇÃO DE UMA ONTOLOGIA

O processo de construção de uma ontologia é artesanal e cíclico. Esse processo é iniciado pela (1) coleta de dados e entrevistas com especialistas e práticos; (2) passa pela organização destas informações para identificar inconsistências e carências; e (3) segue-se a fase criativa de geração do significado, (4) que será compartilhado para discussão. Este processo indutivo de geração do modelo de significado passa para a fase dedutiva, em que o modelo é (5) compartilhado pelo grupo para aceitação e (6) é aplicado em cenários específicos para validação. Em consequência, a ontologia pode ser (7) modificada e refinada, voltando à fase de coleta de mais dados; ou o modelo corrente da ontologia pode ser aceita pela comunidade.

16.2.2 Mineração de dados

Armazenamento e consulta de grandes volumes de dados são possíveis por meio de Sistema de Gerenciamento de Banco de Dados (SGBD). Por exemplo, pode-se armazenar e consultar informações a respeito da interação de um usuário com um sistema colaborativo: qual foi o último usuário a editar um determinado arquivo, que recurso é o mais usado, quais foram as seqüências de cliques e textos digitados por um usuário ao longo de uma sessão, quais as seqüências de telas mais percorridas pelos usuários etc. Um SGBD possibilita a busca por padrões, entretanto outras ferramentas são necessárias se o objetivo for extrair conhecimento novo sobre o qual não se conhece o padrão a ser consultado. O conhecimento novo (desco-

nhecido) pode ser útil para entender o perfil dos usuários do sistema colaborativo em questão, ou para melhorar a interação entre os usuários. É necessário o uso de técnicas computacionais para extrair conhecimento novo e útil dessas bases de dados, pois a habilidade humana é limitada para analisar um grande volume de dados visando encontrar novos padrões. Esse processo é denominado Processo de Descoberta de Conhecimento em Bancos de Dados – KDD (acrônimo de Knowledge Discovery in Database). O processo de descoberta, representado na Figura 16.1, segue sequencialmente as etapas de coleta, limpeza e organização dos dados num datawarehouse (DW) para a posterior seleção dos dados a serem minerados. É um processo iterativo em que o analista, ao analisar os padrões extraídos, volta para qualquer fase anterior do processo.

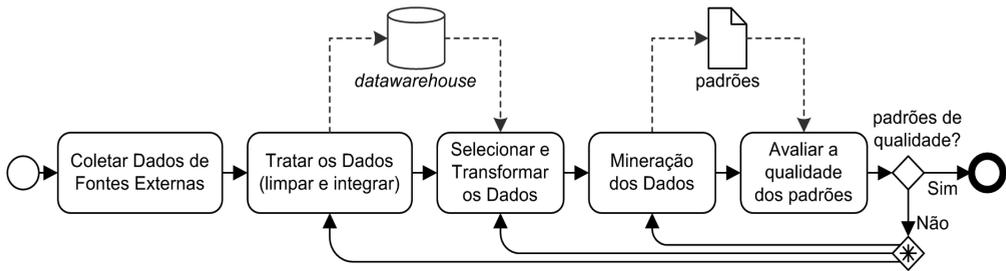


Figura 16.1 Processo de Descoberta de Conhecimento (KDD)

O processo começa com a coleta dos dados em diferentes fontes. Em seguida é feita a limpeza e a integração dos dados coletados, sendo verificados possíveis ruídos e dados faltantes. Em seguida, é feita a seleção dos atributos relevantes para a busca do conhecimento que se deseja obter. Por exemplo, na busca pelo perfil do usuário do sistema colaborativo, a idade e o sexo são relevantes, mas o endereço pode ser considerado irrelevante e por isso retirado do conjunto de dados que serão minerados na etapa seguinte. Dentre as técnicas de mineração de dados para extrair conhecimento, destacamos os seguintes algoritmos de aprendizado de máquina:

- Algoritmos de aprendizado de regras – objetivam encontrar um conjunto de regras que definem padrões existentes na base de dados.
- Algoritmos de extração de regras de associação – objetivam encontrar associações entre características da base de dados.
- Algoritmos de construção de agrupamentos – avaliam os dados com o objetivo de encontrar instâncias altamente correlacionadas

Após a mineração de dados, são realizados processos de pós-processamento para priorizar e interpretar os padrões encontrados. Muitas vezes, existem generalizações dos padrões encontrados ou inconsistências entre padrões que só podem ser identificadas com interpretações semânticas feitas pelo homem. Também é frequente a necessidade de se buscar informações em outras fontes de dados para incluir significado aos padrões encontrados na mineração. Os padrões são pistas que devem ser trabalhadas para virarem conhecimento.

REGRAS DE ASSOCIAÇÃO (FRALDA E CERVEJA!?)

Dentre os algoritmos para extração de conhecimento, um dos mais conhecidos e bem sucedidos é o de extração de regras de associação, cujo objetivo é descobrir relações causais a partir de inferências estatísticas. Uma regra de associação é uma regra do tipo Se-Então, em que a condição “Se” e a consequência “Então” aparecem juntas com alta frequência na base de dados, sendo possível extrair uma probabilidade condicional entre condição e consequência. Para gerar uma regra de associação, é necessário conhecer dois conceitos estatísticos: frequência, que é a contagem de ocorrências de um determinado conjunto de itens; e confiança, que é a probabilidade condicional de que algo aconteça uma vez que outra coisa já ocorreu. Como exemplo, vamos assumir a base de dados da Tabela 18.1, com apenas 5 transações, em que cada transação representa uma compra de supermercado.

Tabela 18.1 Transações de um supermercado

ID	TRANSAÇÃO
1	Pão, Leite
2	Pão, Fralda, Cerveja
3	Pão, Fralda, Cerveja, Café
4	Pão, Leite, Fralda, Cerveja
5	Pão, Leite, Fralda, Café

Para acharmos as regras de associação, primeiramente é preciso extrair a frequência de cada item isoladamente. Nesse caso, podemos dizer que a frequência dos itens é:

$$\{\text{Pão}\} = 5 \text{ em } 5 = 100\%$$

$$\{\text{Leite}\} = 3 \text{ em } 5 = 60\%$$

$$\{\text{Café}\} = 2 \text{ em } 5 = 40\%$$

$$\{\text{Cerveja}\} = 3 \text{ em } 5 = 60\%$$

$$\{\text{Fralda}\} = 4 \text{ em } 5 = 80\%$$

Um único item não forma uma regra, é preciso ter no mínimo 2 itens para gerar uma regra do tipo Se-Então. Essa associação parece uma regra causal, embora não possamos afirmar que de fato é uma regra ou se é apenas uma mera coincidência. Porém, para um negócio, o que importa é ser capaz de criar expectativas do que vai acontecer baseada numa certa frequência do que ocorreu no passado, registrado na base de dados. Para tanto, deve-se estipular a frequência mínima com que um conjunto de itens deve aparecer na base para ser considerado candidato a formar uma regra de interesse. Para o nosso exemplo, vamos considerar que tal frequência, chamada suporte da regra, será de 60%. Portanto, o próximo passo é obter a frequência da ocorrência de dois itens em conjunto:

$$\{\text{Leite, Cerveja}\} = 1 \text{ em } 5 = 20\%$$

$$\{\text{Leite, Fralda}\} = 2 \text{ em } 5 = 40\%$$

$$\{\text{Cerveja, Fralda}\} = 3 \text{ em } 5 = 60\%$$

Nesse caso, apenas a dupla {Cerveja, Fralda} tem suporte suficiente para se candidatar a ser uma regra de associação. Vejamos o quesito confiança. A dupla {Cerveja, Fralda} gera duas possíveis regras:

Regra1: Se Cerveja Então espere que o cliente também compre Fralda

Regra 2: Se Fralda Então espere que o cliente também compre Cerveja

A confiança de uma regra, por exemplo {Se Cerveja Então Fralda}, é calculada pela frequência que o conjunto de itens ocorre - no caso a frequência da dupla {Cerveja Fralda} - dividida pela frequência com que ocorre a condição dessa regra – no caso frequência do item {Cerveja}. Assim, a confiança da Regra 1 é calculada como 60%/60%, ou seja, confiança de 100%. Isto significa que é esperado que sempre que alguém comprar {Cerveja}, compre também {Fralda}. Já a confiança da Regra 2 é 60%/80%, ou seja, a frequência da dupla {Cerveja, Fralda} dividida pela frequência do item {Fralda} que resulta em uma confiança de 75%. Neste caso, espera-se que 75% das vezes que alguém comprar {Fralda}, também compre {Cerveja}. Dependendo da margem de confiança desejada, a Regra 1 ou as ambas regras serão aceitas como válidas.

A próxima etapa é de pós-processamento das regras encontradas. Deve ser possível criar uma hipótese que justifique a regra. Essa etapa em geral implica em coletar mais informações para analisar a validade da regra. O exemplo em questão vem de um caso real do uso de mineração de dados nos seus primórdios. Uma grande loja de departamento queria analisar o perfil de seus clientes para aumentar as vendas. Após pré-processar os dados e minerar usando a técnica de regras de associação, chegou ao padrão “Se Fralda Então Cerveja”. Tal padrão intrigou muito os analistas de marketing que, para entenderem o padrão, voltaram à base e pegaram mais dados, tais como dia da compra, sexo do comprador, faixa etária e renda, dentre outros. Após análise, criaram a seguinte hipótese válida na sociedade americana: Às sextas-feiras, homens jovens, com filhos pequenos, fazem compras no supermercado, e têm na lista de compras o item “fraldas”. Como esses homens sabem que terão que ficar em casa no fim de semana, por não terem com quem deixar as crianças, compram cerveja para assistir o jogo de futebol de domingo. A hipótese parecia boa, mas deveria ser testada. Os produtos foram rearranjados nas prateleiras de tal maneira que entre a fralda e a cerveja havia produtos que combinavam bem com a cerveja. As vendas aumentaram (objetivo alcançado), mostrando que a hipótese era válida.

16.2.3 Sistemas especialistas

Um sistema especialista é um sistema computacional em que os resultados apresentados como saída são gerados a partir de conhecimentos heurísticos provenientes de especialistas. Heurísticas são regras fundamentadas pela experiência. Não existe uma fundamentação teórica comprovada a respeito da maneira com que se chega ao resultado, o que não significa que a resposta é aleatória. Por exemplo, apesar do diagnóstico médico ser embasado por teoria da anatomia humana e da nossa bioquímica, dada a complexidade do funcionamento do corpo humano, um médico experiente sempre pula etapas e chega a um diagnóstico preciso com menos passos e exames. Os conhecimentos adquiridos com a experiência ao longo do tempo são denominados heurísticas.

Em geral, as heurísticas são representadas por regras do tipo “Se-Então”. Essas regras podem ser booleanas, isto é, ter o valor verdadeiro ou falso, como por exemplo “a paciente está grávida?”, pois ninguém pode estar “ligeiramente grávida”. Também podemos ter regras probabilísticas, em que cada resposta tem uma probabilidade de ocorrer. Por exemplo, qual a probabilidade do paciente sobreviver, uma vez que ele está com o vírus H1N1? Por último, temos ainda regras difusas em que a incerteza não está associada a um cenário futuro que desconhecemos, mas sim a um grau de pertinência do cenário a conjuntos conhecidos. Por exemplo, devemos considerar um dado homem como careca, ainda que tenha um pouco de cabelo? Se a resposta fosse forçosamente um “sim” ou “não”, certamente haveria discordância na resposta. O que temos é certo grau de pertinência daquele homem no mundo dos carecas, que com o tempo irá crescer (não o cabelo, mas o grau de pertinência no mundo dos carecas).

Nos sistemas especialistas, o raciocínio, também chamado de motor de inferência, é separado do conhecimento. O raciocínio é o método pelo qual as regras “Se-Então” são selecionadas e executadas. As regras são armazenadas em uma base, como num banco de dados, o que possibilita modificar a base de conhecimento sem precisar compilar o sistema. Para isso, um sistema especialista é composto por: (a) uma interface com o usuário; (b) um motor de inferência; (c) uma base de conhecimento, em que está representado todo o conhecimento sobre um determinado domínio, (d) uma memória de trabalho, em que ficam armazenadas as conclusões intermediárias do processo de raciocínio, e (e) uma base de dados, para armazenamento de dados e/ou informações.

No motor de inferência são implementados métodos de busca no espaço de soluções. O motor de inferência pode atuar com encadeamento para frente em que, a partir de um conjunto de dados de entrada (cenário corrente), são procuradas regras que contenham tais dados na parte condicional. A cada regra processada, o fato inferido é adicionado ao conjunto de coisas ditas como verdades. O processo termina quando se encontra uma solução, todas as soluções ou a solução ótima, dependendo do que se queira. Por exemplo, num sistema especialista de diagnóstico médico, dados alguns sintomas de um paciente, o sistema pode chegar a um diagnóstico indicativo de tuberculose, ou a um conjunto de diagnósticos que diz que além de tuberculose o paciente está com gastrite, ou ainda ao diagnóstico prevalente, que diz que o importante é saber que o paciente está enfartando. O motor de inferência também pode funcionar com encadeamento reverso, em que o raciocínio funciona como um provador de teoremas. Parte-se de hipóteses e tenta-se provar que tal hipótese é verdadeira à luz de dados do mundo. Por exemplo, no nosso exemplo de caso médico, poderíamos começar com a hipótese de que o paciente está com tuberculose. Para comprovar tal hipótese, o sistema teria de perguntar se o paciente possui um conjunto de sintomas, que dariam suporte à hipótese de tuberculose. Deve ser observado que existem motores de inferência disponíveis na internet com código aberto e livres de custo. Entretanto, todo o poder de um sistema especialista está na qualidade de sua base de conhecimento que dependerá da disponibilidade de especialistas que auxiliem a construção dessa base.

Um sistema especialista pode ser usado como uma camada de suporte a um sistema colaborativo. Pode ser usado com regras para monitorar a percepção mútua dos participantes de um trabalho em grupo, pode ser usado para dar suporte à gestão de conflitos ou mesmo para controlar o processo de versionamento. A dificuldade está na elaboração das regras do sistema especialista a ser usado.

SISTEMA ESPECIALISTA VERSUS SISTEMA BASEADO EM CONHECIMENTO

Alguns sistemas inteligentes usam a representação do conhecimento usada em sistema especialista, mas tem por base conhecimentos mais abrangentes e robustos, isto é, mais amplamente aceitos, menos heurísticos. Esses sistemas são denominados Sistemas Baseados em Conhecimento.

Sistema Especialista é um Sistema Baseado em Conhecimento que resolve problemas, ordinariamente resolvidos por especialistas humanos. Por isso, um Sistema Especialista requer conhecimento sobre a habilidade, experiência e heurísticas usadas pelo especialista.

Um Sistema Baseado em Conhecimento pode ser classificado como Sistema Especialista quando estiver voltado para aplicações nas quais o conhecimento manipulado restringe-se a um domínio específico e quando contar com alto grau de especialização.

Para os propósitos deste capítulo, Sistemas Especialistas e Sistemas Baseados em Conhecimento serão considerados como equivalentes.

16.2.4 Agentes e sistemas multiagentes

Uma linha de estudo da IA é relativa ao estudo do ser humano como indivíduo que pensa, raciocina, interage com o meio e toma decisões que afetam a si próprio, ao meio onde vive, e a outras pessoas desse meio. Dessa forma, inteligência não é somente o ato de raciocinar, decidir, aprender ou planejar. Um ser dotado de inteligência é aquele que consegue integrar esses quatro aspectos e adaptá-los à situação em que se encontra. Essa união é chamada de comportamento individual do ser humano. Em IA, a subárea que modela esse comportamento individual é denominada modelagem de agentes inteligentes.

Um agente é um sistema computacional situado em algum ambiente, capaz de realizar, de maneira autônoma, ações nesse ambiente, descobrir o que necessita para satisfazer os objetivos em vez de receber essa informação. Analogamente ao ser humano, o agente é dotado de sensores, que percebem o ambiente. Tais percepções influenciam as decisões do agente, e o faz mudar de estado no ambiente.

Sistemas computacionais que implementam agentes de software podem ser classificados como monoagentes ou multiagentes. Um sistema monoagente descreve apenas como um agente resolve um problema no mundo, de maneira isolada. Nesse tipo de sistema, não há nenhum tipo de colaboração entre agentes. Já em um sistema multiagente (SMA), os agentes interagem e colaboram uns com os outros para atingirem uma meta comum. Um dos principais desafios de um sistema multiagente é a coordenação de ações entre os agentes do sistema. O nível de coordenação entre os agentes determina a complexidade do sistema, os tipos de comunicação entre agentes e a forma de implementação do sistema. Um sistema multiagente é classificado como aberto, quando a composição de agentes pode ser alterada dinamicamente; ou fechado, quando os participantes são previamente definidos.

Agentes são apropriados para o desenvolvimento de sistemas complexos e distribuídos, compostos de subsistemas relacionados com organização variável. A adoção de uma abordagem baseada em agentes viabiliza uma representação mais precisa da natureza descentralizada de

um problema, de seus múltiplos pontos de controle e de perspectivas diferentes ou interesses envolvidos. Os agentes necessitam interagir uns com os outros para alcançar objetivos individuais e administrar interdependências, o que significa que devem ter capacidades sociais. Em um cenário fracamente estruturado, agentes podem ser imbuídos da autonomia necessária para controlar a intensidade de comunicação e de troca de informações conforme os indivíduos tornam-se mais próximos, ou ajustar seu comportamento de acordo com as necessidades dos grupos.

As técnicas orientadas a agentes já foram empregadas em muitos sistemas comerciais, tais como telecomunicação e aplicações industriais. O uso dessas técnicas vem crescendo à medida que empresários e projetistas de sistemas compreendem seu potencial.

16.2.5 Sistemas autonômicos

Primos-irmão de agentes e sistemas multiagentes, sistemas autonômicos (SA) são criação da IBM que vê nessa técnica uma diferença primordial ao considerá-los sistemas com autogestão, capazes de lidar com crescimento dos mesmos. Possuem recursos computacionais distribuídos, são treinados para adaptação às mudanças imprevistas de contexto e devem esconder sua complexidade intrínseca a operadores e usuários. Assim como agentes, um sistema autonômico é capaz de tomar decisões próprias considerando sua estratégia global, verificando e otimizando seu status.

Um sistema autonômico possui sensores para perceber o contexto e atuadores que possibilitam a atuação no ambiente. Ciclos de controle local e global mantém o sistema autonômico apto a se adaptar. O sistema está sempre atento ao contexto e ao seu próprio status, escolhendo sempre ações que otimizam o status. Possui um planejador que, baseado na sua base de conhecimento, traça sequência de ações para se autogerir.

Um sistema autonômico possui inspiração biológica baseado no comportamento de colônia de formigas, possuindo as seguintes características primordiais:

- Autoconfiguração: configuração automática de seus componentes o que permite um rápido restabelecimento em caso de danos locais.
- Autocura: descoberta e correção de falhas.
- Auto-otimização: monitoramento e controle de recursos para assegurar funcionamento ótimo, respeitando os limites dos requisitos para seu funcionamento.
- Autoproteção: identificação proativa e proteção contra ataques arbitrários.

16.3 Inteligência artificial aplicada a sistemas colaborativos

O Modelo 3C de Colaboração é uma abordagem de engenharia para a análise e o desenvolvimento de sistemas colaborativos. O modelo é constituído de três dimensões: comunicação, coordenação e cooperação. A seguir são discutidas as técnicas de IA que auxiliam a lidar com questões importantes em cada uma das dimensões da colaboração.

16.3.1 Técnicas de IA para apoiar a comunicação

A comunicação em um sistema colaborativo é realizada em 3 (três) níveis: transmissão de dados, troca de informações entre usuários, e compartilhamento de conhecimento.

No primeiro nível da comunicação, encontra-se a transmissão de dados em que um emissor envia uma mensagem a um ou mais receptores. A técnica de redes já está amplamente difundida e oferece o suporte necessário para a transmissão de pacotes de dados. Entretanto, os serviços oferecidos pelos protocolos de comunicação das redes de computadores não tratam de outras questões relacionadas à troca dos dados. Por exemplo, se a troca for síncrona, pode ocorrer sobreposição de informações fazendo os usuários perderem parte das mensagens transmitidas. Nesse nível, podemos usar um sistema autônomo para gerenciar a rede de comunicação.

No segundo nível da comunicação, é realizada a troca de informação entre usuários. É necessário que os interlocutores compartilhem as mesmas estruturas de linguagem. Para se expressar por meio de um sistema, o emissor tem que elaborar sua mensagem nas estruturas de linguagem definidas pelos elementos de expressão e de percepção disponíveis no sistema. Uma das maneiras de apoiar que o conteúdo recebido seja equivalente ao enviado é construir uma ontologia que auxilie o processo de interpretação de mensagens sobre o domínio para qual o sistema colaborativo foi desenvolvido. Outra maneira é definir uma linguagem única para todos os usuários, denominada linguagem prescritiva. No caso das línguas faladas e escritas, as línguas são observadas e as similaridades reconhecidas, o que consiste numa abordagem descritiva. A abordagem prescritiva é utilizada para construir regras para uma linguagem e, quando as regras são todas seguidas, a linguagem é considerada a mais perfeita possível. Linguagens prescritivas facilitam a troca de informações, e técnicas de processamento de língua natural podem ser usadas para apoiar a comunicação.

No terceiro nível da comunicação, é realizado o compartilhamento de conhecimento. O objetivo da comunicação é tornar comum algum tipo de conhecimento entre duas ou mais pessoas. As formas de pensar de cada indivíduo variam, e a mensagem elaborada pelo emissor pode ser interpretada pelo receptor de forma diferente da intenção original. Em um sistema colaborativo, é importante assegurar o entendimento da mensagem para que se garanta que a intenção do emissor resulte em compromissos assumidos pelo receptor. Porém, é difícil inspecionar se o conteúdo recebido é equivalente ao enviado, e ainda mais difícil é verificar se o conteúdo foi devidamente assimilado pelo receptor. Em muitos sistemas colaborativos, é um desafio saber: quais tarefas não foram bem entendidas; que questões necessitam de esclarecimento; por que uma equipe não segue o plano de um projeto; como fazer uma discussão em um ambiente distribuído e tomar uma decisão a tempo. Nesses casos, o uso de ontologias, juntamente com sistemas multiagentes, apoiam a construção de conhecimento compartilhado do projeto em um sistema colaborativo usado por equipes distribuídas.

Outra possibilidade para garantir que o conhecimento foi obtido por um usuário a partir da informação transmitida por outro, é o uso do processo de sensemaking. Sensemaking enfoca as questões ligadas à percepção humana, a compreensão do que significa tal percepção e qual a expectativa de cenário a percepção proporciona. Dar suporte ao sensemaking envolve responder perguntas como: Como saber que o usuário possui todo o conhecimento necessário para realizar a tarefa? Como saber que o usuário possui informações atualizadas? Como saber se a informação é confiável? Como saber se as pessoas compartilham o mesmo entendimento

sobre a tarefa e os resultados esperados? Mineração de dados e ontologias são exemplos de abordagens de IA que auxiliam o processo de sensemaking.

SISTEMAS INTELIGENTES NA CAMADA DE COMUNICAÇÃO DE UM SISTEMA COLABORATIVO

Há diversos trabalhos que descrevem o uso das técnicas de IA para auxiliar a comunicação. Em (Lester et al., 2004), é proposto o uso de uma ontologia de domínio para identificar os assuntos tratados nas mensagens visando descobrir se os usuários do ambiente discutem sobre os assuntos propostos para discussão. Em (Wongthongtham, 2006), é apresentada uma ontologia para um sistema distribuído de desenvolvimento de software, e a representação da ontologia é normalmente compartilhada. Em (Kittur, 2009), é descrita uma abordagem integrada para sensemaking, baseada na teoria da psicologia cognitiva e em algoritmos de mineração de dados, os quais são grafos, para auxiliar os usuários a organizar e entender grandes coleções de informações.

16.3.2 Técnicas de IA para apoiar a coordenação

Atividades desenvolvidas em conjunto requerem mais coordenação para a realização das tarefas. Coordenar é organizar, de maneira eficiente, os membros do grupo, os recursos, e a ordem em que ações devem ser executadas a fim de atingir uma meta. Também objetiva evitar que esforços de comunicação e de cooperação sejam desperdiçados.

Quando as ações são executadas por uma única pessoa, a coordenação reflete uma ordenação simples, realizada de acordo com as preferências da pessoa, sem gerar conflitos nem negociação. Nesse cenário, o maior desafio é o de lidar com a escassez de recursos providos por agentes externos à tarefa. Por exemplo, o prazo de submissão de artigos de uma conferência é um limitador do recurso tempo para a tarefa de elaboração individual do artigo a ser submetido.

Quando a tarefa envolve ações de múltiplos participantes como, por exemplo, a elaboração deste capítulo por várias autoras, a ordenação não é simples, pois o conjunto de preferências de cada autora pode ser conflitante com as demais.

A maioria dos sistemas colaborativos possui uma abordagem frouxa para lidar com a coordenação, eximindo o sistema da responsabilidade de lidar com a atividade complexa de coordenar. Sistemas de comunicação como bate-papo ou correio eletrônico, apoiam a colaboração, mas deixam para as pessoas a responsabilidade de coordenar as ações. Esses tipos de sistemas não oferecem suporte explicitamente direcionado para a coordenação do trabalho do grupo.

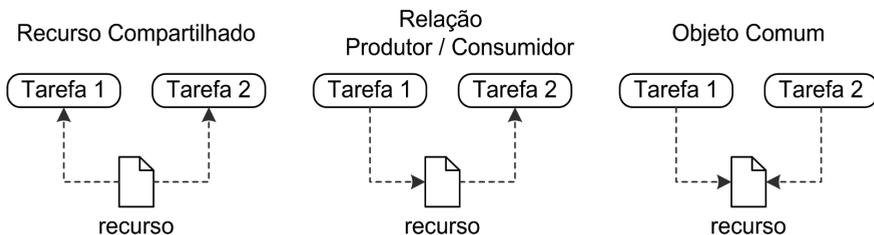


Figura 16.2 Tipos de dependência entre tarefas (Mintzberg, 1979)

A interdependência entre as tarefas, como indicado na Figura 16.2, restringe a forma como as tarefas podem ser planejadas. Por exemplo, como garantir que dois programadores alterando o mesmo código não vão sobrescrever o código um do outro? A atualização de uma parte do código afetará o restante do código?

Gerenciar dependências geradas pelo compartilhamento de recursos é similar ao problema computacional de exclusão mútua. O conflito deve ser explicitado e devem ser criados mecanismos de bloqueio para prevenir atualizações concorrentes, e o uso de recursos deve ser agendado para evitar longas esperas. IA pode ser usada com eficácia para lidar com essas questões de coordenação. A decisão do que fazer em caso de conflito ou mesmo o levantamento de ações possíveis também pode ser beneficiada por uma camada de inteligência. Sistemas especialistas com heurísticas de visão global podem auxiliar, mas é uma estratégia centralizada. Outra abordagem é o uso de sistemas multiagentes, em que os agentes negociam para criar alternativas. Vale ressaltar que em ambos cenários a camada de inteligência deve auxiliar e não deve automatizar a gestão de conflitos.

Em grupos pequenos, a competência de cada participante é geralmente conhecida, e por isso a alocação de uma tarefa não é um problema. Porém, em grupos grandes ou com participantes desconhecidos, a alocação eficaz das tarefas pode ser a chave para o sucesso de um trabalho em grupo. O grau de suporte que a IA oferece a um sistema colaborativo depende do grau de especificação: da tarefa, dos participantes, e da organização do grupo requeridos pelo sistema. Quanto mais especificado, maior o custo de interação dos colaboradores, uma vez que os participantes terão que prestar contas explicitamente das tarefas e terão registradas suas omissões e participações. Por outro lado, mais auxílio pode ser dado para a detecção e resolução dos conflitos e, portanto, melhor será o processo colaborativo. O custo se paga em tarefas complexas, em que as más interpretações ou a má qualidade do produto final exigem muito retrabalho.

Num ambiente colocalizado, a coordenação do trabalho é influenciada por inúmeras informações sobre os indivíduos e as tarefas que estão sendo realizadas, e qualquer um que esteja próximo e atento pode perceber essas informações. Em cenários computacionais distribuídos, os sistemas de apoio ao trabalho em grupo devem fornecer explicitamente informações para a percepção, dado que muitas das informações percebidas na interação face a face estão ausentes quando o trabalho é mediado por computador. A manutenção da percepção em ambientes digitais é complexa devido à grande quantidade de informações, e deve ser apoiada por sistemas que auxiliem a captura, filtragem e distribuição das informações de forma pertinente. Neste contexto, se apresentam algumas oportunidades para o uso de técnicas de IA. Por exemplo, sistemas inteligentes podem capturar informação do ambiente e apresentá-la aos usuários. Outra possibilidade é o uso de agentes inteligentes, representando os múltiplos usuários, que conversam entre si para trocar informações sobre as atividades humanas que estão sendo realizadas. De maneira geral, sistemas inteligentes de apoio à percepção funcionam como sistemas de notificação, e usam regras para distribuir informação sobre eventos do ambiente. Tais sistemas precisam ter um conjunto de heurísticas sobre o que perceber, incorporando a técnica de sistemas especialistas ou de sistemas multiagentes.

SISTEMAS INTELIGENTES NA CAMADA DE COORDENAÇÃO DE UM SISTEMA COLABORATIVO

Existem várias iniciativas, em diferentes graus de maturidade, que incluem camadas de inteligência em um sistema colaborativo. O modelo SharedPlans de coordenação (Grosz e Kraus, 1996) cuida dos níveis múltiplos de decomposição de tarefas, e de como lidar com crenças e intenções parcialmente conhecidas.

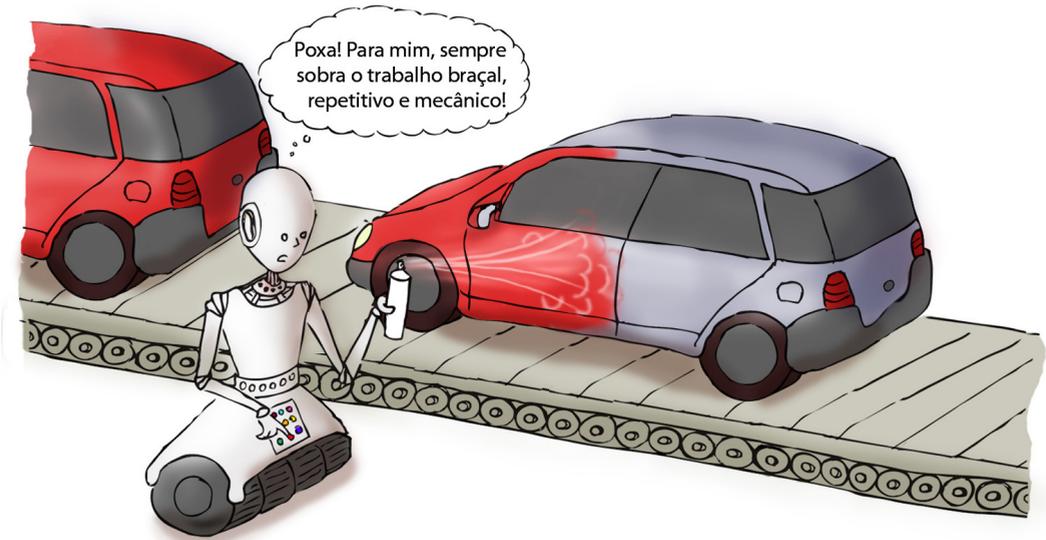
Suporte proativo para controle do fluxo de trabalho e de processos, troca de informações entre participantes e ajuda aos participantes de projetos, com equipes pequenas, encontram solução quando a tarefa tem uma especificação formal e os papéis dos participantes também. O modelo MultiADD (Vivacqua e Garcia, 1997), para sistemas colaborativos voltados para o desenvolvimento de projetos em engenharia, requer que as tarefas e o domínio tenham uma especificação formal. Um conflito é gerado quando diferentes projetistas atribuem diferentes valores a um mesmo parâmetro de projeto. Essas atribuições diferentes ocorrem em consequência da falta de discussão entre os participantes, em função de dependências entre as tarefas, e até pela diferença de crenças, responsabilidades e papéis no grupo de trabalho. O processo de resolução de conflitos envolve métodos para escolha do melhor valor para um parâmetro. Indicadores de participação e comprometimento auxiliam a criação da reputação de cada integrante usada na resolução de conflitos. Esse modelo foi usado, com sucesso, na criação de um software colaborativo de projeto de planta de processo de exploração de óleo e gás. Modelo semelhante, mas para o domínio de Engenharia de Software, foi proposto em (Campagnolo et al., 2009), com ênfase em documentação, reuso e modelagem dinâmica da atuação dos participantes.

Controle de concorrência de tarefas baseadas em agentes visa melhorar os métodos tradicionais de bloqueio de tarefas, vindos de banco de dados, baseados em características e especificações funcionais do controle de concorrência do trabalho em grupo. A ideia é verificar as necessidades de recursos de cada tarefa em conflito, e seus efeitos posteriores, para definir a melhor ordenação das tarefas. Cada tarefa atua como um agente, que requer recursos e oferece efeitos. Essa ordenação pode ser feita de maneira descentralizada, como num mercado, ou centralizada por um agente, que avalia prós e contras de cada requisição. A abordagem baseada em agentes revela contribuições de IA para a coordenação de tarefas na fase da ordenação e, portanto, na determinação das precedências entre as atuações dos participantes. Essa visão focada em tarefa facilita os conflitos decorrentes das interações pessoais.

Resolução de conflitos, por sua complexidade, é geralmente deixada fora do sistema colaborativo. Foi identificada desde os primórdios da construção de sistemas colaborativos (Poole e DeSanctis, 1988). A formalização dos papéis dos participantes de um trabalho possibilita a detecção e gerência de conflitos (Edwards, 1996). Dentre os sistemas colaborativos que se baseiam na definição de papéis, encontra-se Multimedia Co-Authoring System (MCAS) para a coautoria de documentos multimídia (Zhu & Zhou, 2002).

16.3.3 Técnicas de IA para apoiar a cooperação

Cooperação é o trabalho conjunto realizado em um espaço compartilhado, e compreende o conjunto de operações realizadas pelos participantes ao longo do processo de produção. Talvez esta seja a atividade que IA tem um papel mais proeminente, pois já é realidade, em diversas indústrias, a realização de tarefas compartilhadas entre humanos e agentes inteligentes. Os agentes podem estar em camadas de software ou concretizados na forma de robôs. Por simplicidade, usaremos robôs como termo representativo desses agentes inteligentes.



Em geral, a partilha na execução de tarefas privilegia a criatividade humana e a capacidade computacional e mecânica dos robôs. Não estamos falando de tarefas realizadas isoladamente por artefatos mecânicos, introduzidos na revolução industrial, mas de tarefas complexas que envolvem ação concomitante ou coordenada de vários participantes humanos e robôs. A questão fundamental para o sucesso dessas atividades envolve a interação entre esses dois agentes de modelos cognitivos distintos: humano e computacional. A fim de aumentar a aceitação humana, são realizados estudos na estética humanoide, no meio de comunicação em si (voz), e na introdução de modelos de emoção nos robôs.

A regulação da interação envolve não somente a percepção dos sensores dos robôs, mas também a maneira como os robôs interpretam as reações humanas e a reação humana à presença de robôs. A interação eficiente entre homens e robôs ainda é uma meta de longo prazo. Falta aos robôs a capacidade de perceber e entender as ações humanas à luz de intenções e representações de mundo compartilhadas que justifiquem ações e adaptações frequentes. Por outro lado, falta ao homem confiança nesse novo parceiro de aparência e trato diferentes.

SISTEMAS INTELIGENTES NA CAMADA DE COOPERAÇÃO DE UM SISTEMA COLABORATIVO

É crescente a introdução de robôs no nosso dia a dia realizando tarefas úteis como a categorização de correspondência em escritórios, distribuição de comidas em hospitais, auxílio informativo em museus e órgãos públicos (Klingspor, Demiris & Kaiser 1997; Breazeal 2002).

Robôs já estão presentes na indústria. Sua atuação é mais produtiva quando em parceria com ações humanas. O projeto KUKA ilustra uma parceria bem sucedida homem-robô na indústria automotiva (Koeppel et al. 2005). A ação coordenada entre os participantes requer ainda ajustes, mas já demonstra viabilidade técnica-econômica (Wojtara et al. 2009; Law&Johnson 2006; Breazeal 2002).

Como em qualquer cooperação, é vital que os participantes confiem nas ações da equipe envolvida. A interação ainda é um obstáculo, apesar de ser esperada uma boa aceitação dos robôs como mais uma mídia de interação que amplia a vida real. A estética diferente, a linguagem de comunicação e mesmo as expectativas de ação e reação são barreiras para uma boa cooperação homem-robô. Estudos sobre introdução de modelos de emoções em robôs evidenciam a necessidade de torná-los mais parecidos com o modelo humano para torná-los mais aceitos (Rani, Sarkara & Smith 2003).

16.4 Sistemas colaborativos inteligentes

Na Figura 16.3 é ilustrado o mapeamento de técnicas de IA que apoiam o desenvolvimento de Sistemas Colaborativos Inteligentes. Para cada dimensão do Modelo 3C de Colaboração – comunicação, coordenação e cooperação –, diferentes técnicas, métodos e processos de IA podem ser utilizados.



Figura 16.3 Mapeamento de técnicas de Inteligência Artificial para desenvolvimento de Sistemas Colaborativos Inteligentes

A camada de percepção, que perpassa todas as camadas do Modelo 3C de Colaboração, pode ser enriquecida por:

- Ontologia para definir a linguagem de comunicação e apoiar o entendimento entre as pessoas.

- Sensemaking para avaliar se as percepções sobre a comunicação, coordenação e cooperação estão adequadas.

A comunicação é a base de tudo. Não existe sistema colaborativo sem que haja comunicação e transmissão da informação entre os participantes. A camada de IA que dá suporte à comunicação inclui o uso de Sistemas Autônomicos para gerenciar a rede de comunicação, protegendo das perdas de informação e ataques externos.

A coordenação pode ser beneficiada por várias técnicas de IA para auxiliar o planejamento das tarefas, a detecção e a resolução de conflitos:

- Sistema Multiagentes para detecção de conflitos.
- Sistema Especialista para resolução de conflitos, alocação de recursos (incluindo participantes) e decomposição de tarefas.
- Sistema Especialista e Sistema Multiagentes para mensurar reputação dos participantes e outros recursos.
- Sistema Multiagentes para controlar versionamento dos artefatos.
- Processo de Descoberta de Conhecimento em Bancos de Dados (mineração de dados) para recomendar competências.
- Sistema Especialista e Sistema Multiagentes para avaliar motivação e grau de colaboração dos participantes.

A cooperação pode ser beneficiada por:

- Sistema Autônomico para garantir que o espaço compartilhado seja robusto e seguro.

Assim, sistemas colaborativos podem se tornar mais robustos e mais seguros, e o processo colaborativo pode ser mais eficaz com a utilização de técnicas de IA. Portanto, a possibilidade de construir Sistemas Colaborativos Inteligentes deve ser sempre avaliada.

EXERCÍCIOS

- 16.1 Discuta semelhanças e diferenças entre Sistemas Especialistas, Sistemas Multiagentes e Sistemas Autônomicos.
- 16.2 Descreva as técnicas de IA que podem dar suporte a cada dimensão do Modelo 3C de Colaboração.
- 16.3 Discuta a importância do uso de ontologias nos Sistemas Colaborativos Inteligentes.
- 16.4 Suponha que você tenha sido contratado para desenvolver um sistema colaborativo para apoiar a construção de ontologias de domínios específicos. Descreva as características desse sistema, bem como quais técnicas de IA podem auxiliar esse processo.

LEITURAS RECOMENDADAS

- Inteligência Artificial (Russell e Norvig 2004). É o livro de referência mundial sobre IA. Foi traduzido para mais de 60 países e frequentemente é adotado como livro texto em cursos introdutórios de IA. Os autores partem do conceito de agentes para explicar todas as técnicas de IA. Além dos conceitos apresentados no presente capítulo, este livro também aborda: satisfação de restrições, grafos de planejamento, inferência probabilística exata, técnicas de Markov Chain Monte Carlo, filtros de Kalman, métodos de aprendizado harmonioso, aprendizado estatístico, modelos probabilísticos de linguagens naturais, robótica probabilística e aspectos éticos da IA.
- Sistemas Inteligentes (Rezende et al., 2009). Este livro apresenta uma coletânea de temas sobre IA, escritos por um grupo de pesquisadores brasileiros. É discutida a construção de Sistemas Inteligentes e são abordadas várias técnicas de IA. Algumas das técnicas descritas no presente capítulo são detalhadas naquela obra.
- Aprendizado de máquina (Mitchell, 1997). Neste livro você encontra mais detalhes sobre as técnicas de aprendizado de máquina.
- Descoberta de conhecimento em bases de dados (Han e Kamber, 2006). Neste livro, a tarefa de descoberta de conhecimento em bases de dados é descrita em detalhes.

REFERÊNCIAS

- BREAZEL, C. (2002) Robot in Society: Friend or Appliance? Em *Imitation in animals and artifacts*. MIT Press, pp: 363-390.
- CAMPAGNOLO, B.; TACLA, C. A.; PARAISO, E. C.; SATO, G.; RAMOS, M. P. (2009) An architecture for supporting small collocated teams in cooperative software development. Nos anais do 13th CSCW-D, 2009. pp. 264-269.
- DREYFUS, H. (1972) *What Computers Can't Do*, MIT Press.
- EDWARDS, W.K. (1996) Policies and roles in collaborative applications. *Proceedings of The 1996 ACM Conference On Computer Supported Cooperative Work*.
- GROSZ, B. J.; KRAUS, S. (1996) Collaborative plans for complex group action. *Artificial Intelligence*, 86, pp. 269–357.
- HAN, J.; KAMBER, M. (2006) *Data Mining: Concepts and Techniques*.
- KITTUR, A.; CHAU, D.H.; FALOUTSOS, C.; HONG, J. I. (2009) Supporting Ad Hoc Sense-making: Integrating Cognitive, HCI, and Data Mining Approaches. Nos anais do CHI'2009.
- KOEPPE, R.; ENGELHARDT, D.; HAGENAUER, A.; HEILIGENSETZER, P.; KNEIFEL, B.; KNEIFEL, A.; STODDARD, K. (2005) Robot-Robot and Human-Robot Cooperation in Commercial Robotics Applications. *Advanced Robotics*. (15): 201-216. Springer.
- LAW, J.; JOHNSON, J. (2006) The Voronoi Game in Robot Coordination. Nos anais do FIRA RoboWorld Congress, Dortmund, Germany.
- LESTER, J. C.; VICARI, R. M.; PARAGUAÇU, F.; DE ALBUQUERQUE SIEBRA, S.; DA ROSA CHRIST, C.; QUEIROZ, A. E. M.; TEDESCO, P. A.; DE ALMEIDA BARROS, F. (2004) SmartChat –An Intelligent Environment for Collaborative Discussions. *Lecture Notes in Computer Science* (3220): 23-27. Springer.
- MITCHELL, T. (1997) *Machine Learning*. McGraw Hill.
- MINTZBERG, H. (1979) *The Structuring of Organizations*. Prentice-Hall.

- POOLE, M. S.; HOMES, M.; DESANCTIS, G. (1988) Conflict management and group decision support systems. Nos anais do CSCW'88, Portland, Oregon, USA, pp. 227-243.
- RANI, P.; SARKARA, N.; SMITH, C. (2003) Affect-Sensitive Human-Robot Cooperation-Theory and Experiments. Nos anais do IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 2382-2387, Taiwan.
- REZENDE, S. O. (2009) Sistemas Inteligentes: fundamentos e aplicações. Editora Manole.
- RUSSEL, S.; NORVIG, P. (2004) Inteligência Artificial. Editora Campus.
- SÁ, J. C. (2006) Representação de Contexto em um Ambiente de Chat Colaborativo. Trabalho de Conclusão de Curso, UFPE.
- WONGTHONGTHAMA, P.; CHANGA, E.; DILLONB, T. S. (2006) Ontology-based multi-site software development methodology and tools. *Journal of Systems Architecture* 52(11): 640-653.
- WOJTARA, T.; UCHIHARA, M.; MURAYAMA, H.; SHIMODA, S.; SAKAI, S.; FUJIMOTO, H.; KIMURA, H. (2009) Human-Robot Cooperation in Precise Positioning of a Flat Object. *Em Automatica (Journal of IFAC)*, 45(2): 333-342.
- VIVACQUA, A.; GARCIA, A. C. B. (1997) MultiADD: A Multiagent Active Design Document Model to Support Group Design, In: *Proceedings of the 14th National Conference on Artificial Intelligence*, pp. 1066-1071, AAAI Press, USA.
- ZHU, H.; ZHOU, M. (2002) Formalizing the Design of a Collaborative System, *Proceedings on IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC'02)*, Tunisia, Oct. 2002.