

Integração de Aprendizado de Máquina em Agentes BDI: Gerenciamento de Crenças para Simular Comportamentos

Phellipe D. G. Perin¹, Mauro Roisenberg¹, Elder R. Santos¹

¹Departamento de Informática e Estatística – Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC)

Florianópolis – SC – Brasil

phellipe.perin@posgrad.ufsc.br, {mauro.roisenberg,elder.santos}@ufsc.br

Resumo. *Este trabalho propõe a integração de algoritmos de aprendizagem em agentes BDI. Inicialmente será abordado como a aprendizagem pode ser incorporada às crenças do agente. Para tal será utilizado do aprendizado supervisionado e verificar-se-á a diferença entre dois casos: o agente com e sem treinamento prévio antes de tomar as decisões. Buscar-se-á avaliar qual dessas alternativas mais se adequa ao caso apresentado e para validar todo o estudo. Para isso serão observados dados provindo de datasets relacionados ao comportamento das entidades relevantes. Dessa forma o agente poderá simular ações e cenários para prever acontecimentos.*

1. Introdução

Um agente é um sistema computacional situado em um ambiente onde ele é capaz de realizar ações autônomas, visando cumprir os seus objetivos de projeto [5]. Já um agente racional é aquele que escolhe executar ações de acordo com seus interesses, considerando as crenças que ele tem sobre o mundo [6].

Em um agente BDI, as crenças (beliefs) representam o que o agente acredita sobre o mundo, os desejos (desires) representam o seu estado motivacional; e as intenções (intentions) constituem o seu componente deliberativo [7].

O gerenciamento das crenças do agente com aprendizado de máquina pode ser benéfico pois permitiria uma visão mais precisa ou completa, dependendo do caso, do mundo em questão. Com essa visão é possível realizar melhores planos e tomar ações, principalmente em casos de simulação.

A utilização de simulações de comportamentos tem, cada vez mais, conseguido atenção da indústria e academia [1]. No paradigma do modelo baseado em agentes (ABM) indivíduos simulados são representados como agentes autônomos que percebem informações e tomam decisões independentes baseadas em suas próprias regras de comportamento.

Um problema fundamental do ABM é encontrar as regras de comportamento e parâmetros corretos dos agentes para que, então, os comportamentos simulados sejam similares aos observados no mundo real. Depois de construídas corretamente, essas simulações podem ser utilizadas para prever reações, trajetórias e cenários.

Para implementar o ABM, é necessário a utilização de uma linguagem de programação, neste trabalho será utilizado do AgentSpeak. AgentSpeak é uma linguagem de programação abstrata orientada a agentes introduzida inicialmente em [4].

Jason é uma implementação baseada em Java, como também uma extensão do AgentSpeak [3].

Como segue o paradigma de raciocínio prático, ou seja, direcionado a ações, provê, também, uma implementação da arquitetura de agentes BDI e possibilita alterar o gerenciamento das crenças do agente, ou seja, integrar aprendizado de máquina nas crenças, ele se torna uma escolha apropriada para o desenvolvimento deste trabalho.

2. Trabalhos Relacionados

Há duas grandes áreas que possuem correlação a proposta deste trabalho, são elas as de simulação e as de aprendizado de agentes. Alguns trabalhos apresentam soluções em ambas as áreas e são mais interligados a proposta apresentada.

Na área de simulação há propostas como [8] que visam criar um framework de modelagem e simulação de sistemas com elementos que mudam no decorrer do tempo (dinâmicos). Para isso é utilizado de agentes BDI programados na linguagem JASON. Já [9] busca modelar o comportamento humano e a suas tomadas de decisão através de uma discussão sobre estender o modelo de agentes BDI integrando técnicas e modelos da engenharia, psicologia, ciência da computação e estatística. Uma das extensões utilizadas por [9] aplica a aprendizagem como parte do processo (assim como o esquecimento de elementos desnecessários) e mostra como a inter-relação entre simulação e aprendizado já é trabalhado.

Trabalhando com o aprendizado, pode-se notar [10] adiciona-o para melhorar a seleção de planos do agente no paradigma BDI. Destaca-se a facilidade de re-aprendizado das fases e dinamicidade de todo o processo. Em [11] é descrita a implementação de um ambiente virtual em que agentes autônomos oportunistas aprendem sobre um mundo que muda constantemente. A base é para que robôs possam aprender em tempo real como operar em sistemas complexos.

3. Proposta

A proposta do trabalho é integrar aprendizado de máquina nas crenças de um agente BDI com o intuito de aprimorar a forma com que as crenças são gerenciadas. Com a aprendizagem será possível prever planos a serem tomados, assim como criar, alterar e remover crenças que não seriam possíveis sem a aprendizagem como suporte.

Esse aprimoramento visa solucionar a dificuldade e custo encontrados em casos complexos de gerenciamento de crenças, por exemplo, na simulação de comportamentos, em que, baseado em informações sobre comportamentos, o agente, ao tomar decisões e realizar ações, possa replicar um comportamento. As implicações que isso tem na tomada de decisão do agente são vastas já que altera a base de como ele observa o mundo e, conseqüentemente, realiza planos de ação e toma decisões.

O aprendizado fará com que cada ação executada no ambiente afete o agente simulador através da manipulação de crenças do mesmo. Com tais mudanças, o agente poderá se comportar de maneira mais equivalente ao cenário simulado e, depois de rodadas de treino, será possível dar ao agente um cenário que não aconteceu para prever como seria a reação do “ser simulado” no mundo real.

A integração do aprendizado nas crenças do agente será trabalhada em duas vertentes: momento do aprendizado e tipo do aprendizado. Para o momento, tem-se três possibilidades distintas. A primeira delas será com o aprendizado realizado antes da tomada de decisão o que fará com que o agente já inicie as suas ações com conhecimento prévio antes mesmo de realizar qualquer ação. Outra possibilidade é durante a tomada de decisão, nesse caso o agente deverá se adaptar a cada ação realizada visando aumentar a similaridade ao cenário apresentado. A última opção é a união desses dois casos, em que o agente já inicia a simulação com conhecimentos prévios e continua a observar o impacto de suas ações no ambiente.

Já para o tipo de aprendizado, será abordado o supervisionado. Tal aprendizado é interessante para averiguar como o agente está recebendo e tratando as informações que são recebidas. Também tem-se um maior controle quanto a tomada de ação do agente em cada fase. Utilizar-se-á de técnicas de redes neurais artificiais por ser tratar de uma técnica amplamente utilizada e obter ótimos resultados.

O aprendizado supervisionado integrado às crenças em diversos momentos busca averiguar qual deles atinge um grau de similaridade maior ao cenário em questão. Esse cenário consiste em casos de uso criados por esse trabalho e serão baseados em comportamento humano no trânsito que o agente terá de interpretar, replicar e simular o comportamento apresentado tomando decisões iguais ou distintas de acordo com os resultados desejados.

Todos esses testes e possibilidades de aprendizado serão implementados em ABM, utilizando-se do JASON como ferramenta para integrar o aprendizado nas crenças do agente BDI e manipular as crenças com o intuito de ajudar o agente a criar e executar seus planos de maneira mais efetiva e eficaz.

4. Conclusões

A modificação de crenças dos agentes BDI através de aprendizado é uma forma de melhorar como o agente enxerga e interage com o mundo. O modelo BDI, paradigma ABM e a linguagem JASON são ferramentas que permitem alcançar esse objetivo. Alguns trabalhos exemplificam a melhor utilização deles em conjunto, como [8-10].

Na proposta pretende-se alterar as crenças dinamicamente através de aprendizado supervisionado em momentos distintos da execução. Serão utilizados de uma base de dados de atenção humana para validar os casos de uso e teste realizados durante o trabalho.

References

1. Guy, S.J., Lin, M.C., & Manocha, D. (2010). Modeling collision avoidance behavior for virtual humans. In Proceedings of the 9th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems(AAMAS'10) (pp. 575–582).
2. Gelaim, Thiago A. Silveira, Ricardo A. Marchi, Jerusa. Modelo de Agentes E-BDI Integrando Confiança em Sistemas Multi-Contexto. Universidade Federal de Santa Catarina, 2016.
3. Rafael H. Bordini, Jomi Fred Hubner, Michael Wooldridge: Programming Multi-Agent Systems in AgentSpeak using Jason. ser. Wiley Series in Agent Technology. John Wiley & Sons Ltd (2007)
4. Anand S. Rao: AgentSpeak(L): BDI agents speak out in a logical computable language. In: Van de Velde, Walter and Perram, J. W. (eds.): Agents Breaking Away. Lecture Notes in Computer Science 1038, 42–55, Springer Berlin Heidelberg (1996)
5. Wooldridge, M. Intelligent agents: The key concepts. In: Multi-Agent Systems and Applications II. [S.l.]: Springer, 2002. p. 3–43.
6. Wooldridge, M. Reasoning about Rational Agents. [S.l.]: MIT Press, 2000. ISBN 9780262265027.
7. Rao, A. S.; Georgeff, M. P. et al. BDI agents: From theory to practice. In: ICMAS. [S.l.: s.n.], 1995. v. 95, p. 312–319.
8. Badica, Amelia et al. Simulation of Dynamic Systems Using BDI Agents: Initial Steps. Springe, 2017.
9. Son, Young-Jun. Kim, Sojung. Xi, Hui. An extended BDI model for human behaviors: Decision-making, learning, interactions, and applications. Winter Simulations Conference, 2013.
10. Singh, Dharendra. Sardina, Sebastian, Padgham, Lin. Integrating Learning into a BDI Agent for Environments with Changing Dynamics. In Proceedings of the Twenty-Second International Joint Conference on Artificial Intelligence.
11. Graham, James. Starzyk, Janusz A. Jachyra, Daniel. Opportunistic Behavior in Motivated Learning Agents. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2015.
12. Loftin, Robert. Et al. Learning behaviors via human-delivered discrete feedback: modeling implicit feedback strategies to speed up learning. Autonomous Agents and Multiagent Systems(AAMAS) (pp. 30–59), 2015.
13. Zhong, Jinghui. et al. Learning behavior patterns from video for agent-based crowd modeling and simulation. Autonomous Agents and Multiagent Systems(AAMAS) (pp. 990–1019), 2016.