А.И. Панов

Методы и алгоритмы машинного обучения с подкреплением

Учебно-методическое пособие

Москва МФТИ 2018 В пособии рассмотрены основные

Оглавление

| O | глав. | ление | ii | | | | |
|----|---------------------------|--|----|--|--|--|--|
| Bı | веде | ние | 1 | | | | |
| 1 | Осн | Основные понятия | | | | | |
| | 1.1 | Марковский процесс принятия решений | 3 | | | | |
| | 1.2 | Динамическое программирование | | | | | |
| | 1.3 | Методы Монте-Карло | 3 | | | | |
| | 1.4 | Q-обучение | 3 | | | | |
| 2 | Приближенные методы | | | | | | |
| | 2.1 | Предсказание с изменением стратегии | 5 | | | | |
| | 2.2 | Предсказание без изменения стратегии | 5 | | | | |
| | 2.3 | Нейронные сети как аппроксиматоры | 5 | | | | |
| 3 | Перспективные направления | | | | | | |
| | 3.1 | Иерархическое обучение с подкреплением | 7 | | | | |
| | 3.2 | Внутренняя мотивация | 7 | | | | |
| 4 | Обу | учение с подкреплением и другие науки | 9 | | | | |
| | 4.1 | Психология | 9 | | | | |
| | 4.2 | Нейрофизиология | 9 | | | | |
| | 4.3 | Робототехника | 9 | | | | |
| За | клю | очение | 11 | | | | |
| Ci | писо | к литературы | 13 | | | | |

Введение

Обучение с подкрепление (reinforcement learning, RL) является разделом машинного обучения, активно развивающимся направлением в искусственном интеллекте. Несмотря на то, что формально обучение с подкреплением относится к разделу приобретения знаний, оно кардинально отличается от таких методов, как обучение с учителем или без учителя. В первую очередь, здесь явно выделен субъект приобретения знаний (агент), который принимает решения и некоторым образом влияет на источник анализируемых данных (среду). Эта агентная постановка очень близка по своей методологии к одному из определений искусственного интеллекта, который давали одни из основоположников искусственного интеллекта Рассел и Норвиг [11]:

Искусственный интеллект — это наука об «интеллектуальных агентах», т.е. о некотором устройстве или программе, которая воспринимает свою среду и выполняет действия, которые максимизируют ее шансы на успех при достижении какой-то цели.

Наличие у агента некоторого набора возможных способов воздействия на среду (действий) и его стремления достигнуть некоторой поставленной заранее цели в этой среде позволяют естественным образом применять обучение с подкреплением в более сложных интеллектуальных системах, которые разрабатываются для синтеза целенаправленного поведения: в интеллектуальных динамических системах и в частности в робототехнике [10]. В обучении с подкреплением наиболее тесно переплетаются методы планирования поведения, представления и приобретения знаний. В настоящее время именно подсистемы, реализующие методы обучения с подкреплением, становятся центральными элементами комплексных систем управления поведением автономных объектов, взамен ранее занимавших главенствующую позицию подсистем представления знаний. Таким образом, наблюдается переход от более статичных когнитивных архитектур (например, Soar [3]), к более активным обучающимся архитектурам (например, знаковым [9]).

Успехи в развитии методов обучения с подкреплением возродили интерес к разработке агентов, действующих в искусственных средах, в том числе игровых. Были разработаны обучающиеся агенты, демонстрирующие иногда результаты, превосходящие уровень человека, для сред компьютерных игр (Atari [5], DOOM [1], Starcraft [6], Minecraft [2]), так и для более серьезных, приближенных к условиям, в которых действуют люди в реальной жизни (Go [4], OpenAI Universe¹). Демонстрируемые успехи, понятные и знакомые даже далеким от искусственного интеллекта людям, породили большую волну новых исследований и сейчас секции по обучению с подкреплением занимают самую большую часть научных конференций (ICML, NIPS, IJCAI).

¹https://blog.openai.com/universe/

Настоящее учебное пособие призвано дать краткий обзор современных подходов в обучении с подкреплением и является сжатым описанием основных алгоритмов, в том числе тех, которые появились буквально в последние несколько лет. Все подходы распределены на группы (обучения с моделью, по стратегиям и т.п.), каждой выделена отдельная глава. Границы между этими группами зачастую условным и некоторые подходы могут быть отнесены сразу к нескольким направлениям. Так как обучение с подкреплением развивается очень динамично и каждый день появляются новые работы, настоящий обзор не может быть полным. Особое внимание уделено перспективному обучению с подкреплением и некоторым нейрофизиологическим и психологическим обоснованиям.

В подготовке этого пособия были использованы материалы больших монографий по обучению с подкреплением, которые могут служить основной дополнительной лит литературой: книга одних из основоположников этого направления Саттона и Барто [12], краткий обзор Жепешвари [7] и ряд Интернет ресурсов ².

В качестве короткой исторической справки необходимо отметить, что идеи, лежащие в основе современной теории обучения с подкреплением, высказывались еще на первых этапах становления искусственного интеллекта с 60-х гг. ХХ в. (отечественные работы по автоматам Цетлина и Стефанюка [13], зарубежные инженерные работы Вальц и Фу и др.[8]) и были заимствованы из области психологии, где еще с начала ХХ в. существовало понятие обусловленности поведения и условных рефлексов (Павлов, Скиннер).

 $^{^2}$ блог Массимиалано Патачола https://mpatacchiola.github.io/blog/2016/12/09/dissecting-reinforcement-learning.html, курс Школа Яндекса https://github.com/yandexdataschool/Practical_RL, блог Мустафы Алзантота https://medium.com/@m.alzantot/deep-reinforcement-learning-demystified-episode-0-2198c05a6124.

Основные понятия

1.1 Марковский процесс принятия решений

Агент, среда, подкреплением, марковский процесс.

- 1.2 Динамическое программирование
- 1.3 Методы Монте-Карло
- 1.4 Q-обучение

Приближенные методы

- 2.1 Предсказание с изменением стратегии
- 2.2 Предсказание без изменения стратегии
- 2.3 Нейронные сети как аппроксиматоры

Перспективные направления

3.1 Иерархическое обучение с подкреплением

Иерархия действий: Options

Иерархия автоматов: НАМ

Оптимизация функции оценки: MaxQ

Автоматическое формирование иерархий

3.2 Внутренняя мотивация

Обучение с подкреплением и другие науки

- 4.1 Психология
- 4.2 Нейрофизиология
- 4.3 Робототехника

Заключение

Немного о целях

Список литературы

- 1. Clyde: A deep reinforcement learning DOOM playing agent / N. For [et al.] // What's Next For AI In Games. 2017.
- 2. Control of Memory, Active Perception, and Action in Minecraft / J. Oh [et al.]. 2016. arXiv: 1605.09128.
- 3. Laird J. E. The Soar Cognitive Architecture. MIT Press, 2012. P. 374.
- 4. Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search / D. Silver [et al.] // Nature. 2016. Vol. 529, no. 7587. P. 484–489.
- 5. Playing Atari with Deep Reinforcement Learning / V. Mnih [et al.] // arXiv: 1312.5602. 2013. P. 1–9. arXiv: 1312.5602.
- 6. StarCraft II: A New Challenge for Reinforcement Learning / O. Vinyals [et al.]. 2017. arXiv: 1708.04782.
- 7. Szepesvári C. Algorithms for Reinforcement Learning. Vol. 4. 2010. P. 1–103.
- 8. Waltz M., Fu K. A heuristic approach to reinforcement learning control systems // Automatic Control, IEEE Transactions on. 1965. Vol. AC-10, no. 4. P. 390–398.
- 9. Знаковая картина мира субъекта поведения / Г. С. Осипов [и др.]. М. : Физматлит, 2018. С. 264.
- 10. Осипов Г. С. Методы искусственного интеллекта. М.: ФИЗМАТЛИТ, 2011. С. 297.
- 11. *Рассел С.*, *Норвиг П.* Искусственный интеллект: современный подход. 2-е. М. : Издательский дом "Вильямс", 2006. С. 1408.
- 12. $Cammon\ P.,\ Eapmo\ Э.\ \Gamma.$ Обучение с подкреплением. 2-е. М. : БИНОМ. Лаборатория знаний, 2011. С. 399.
- 13. С тефанюк B. Л. Локальная организация интеллектуальных систем. M. : ФИЗМАТ-ЛИТ, 2004. C. 328.