

ПРИМЕНЕНИЕ БАЙЕСОВСКОГО ПОДХОДА В ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ МУЛЬТИАГЕНТНЫХ СИСТЕМАХ

© Гулюк Н. В., 2015

Иркутский государственный университет, г. Иркутск

Статья посвящена практическому применению Байесовского подхода в мультиагентных системах, таких как игра «Акинатор» и система дистанционного Интернет-обучения «ГЕКАДЕМ». В статье представлено видение автора воплощения байесовского подхода в разрабатываемой системе ГЕКАДЕМ 5.0.

Ключевые слова: Байесовские сети, система самообучения, мультиагентные системы.

Каждый день в сферах человеческой деятельности происходят изменения, особенно в сферах образования, науки, экономики и медицины. Главным катализатором этих изменений является стремительное развитие информационных технологий, позволяющих реализовать сущность информации. Использование облачных технологий значительно упрощает этот процесс и дает новые возможности.

Концепция «облачных вычислений» начала развиваться с 1960 года, когда Джон Маккарти высказал предположение, что когда-нибудь компьютерные вычисления будут производиться с помощью «общенародных утилит». Идеология облачных вычислений получила свою известность в 2007 году благодаря быстрому развитию каналов связи и возрастающие в геометрической прогрессии потребности, как бизнеса, так и обычных пользователей.

При условиях принятия решения зачастую помогает Байесовский подход, при которой подразумевается наличие экспертной (априорной) оценки, которая пересчитывается после проведения эксперимента. Суть Байесовского подхода: имеются некоторые знания, полученные до наблюдения. Это может быть

опыт прошлых наблюдений, какие-то модельные гипотезы, ожидания, предположения. В процессе наблюдений (испытаний) эти знания подвергаются постепенному уточнению. После самих наблюдений формируются новые знания о явлении. Знаменитая формула Байеса (1763 г.) установила правила, по которым происходит преобразование всех знаний в процессе испытания.

В качестве примера применения Байесовского подхода можно привести игру «Акинатор». Эта игра способна угадывать загаданного пользователем персонажа, путем его ответов на определенные вопросы.

Байесовский подход реализован в игре следующим образом: представим, что мы уже задали какое-то число вопросов, получили ответы и теперь хотим узнать, кто из персонажей был загадан. Тогда пусть S обозначает загаданного персонажа, а выражение $||Q, A||$ означает «был задан вопрос Q и на него был получен ответ A ». Применяя теорему Байеса, получаем формулу:

$$P(C | (Q_1, A_1), \dots, (Q_n, A_n)) = \frac{P((Q_1, A_1), \dots, (Q_n, A_n) | C) * P(C)}{\sum_{C'} P((Q_1, A_1), \dots, (Q_n, A_n) | C') * P(C')} \quad (1)$$

Считаем, что мы уже не раз играли в эту игру и знаем, кто кого загадывал, и на какие вопросы отвечал. Тогда $P(C)$ — априорная вероятность того, что загадали какого-то персонажа, может быть вычислена как доля игр, в которых был загадан этот персонаж, среди всех игр. Предположим, что наблюдаем условную независимость ответов на последующие вопросы при заданном персонаже — то есть, то, что как человек ответит на один вопрос про какого-то персонажа никак не зависит от того, как он ответит на другой вопрос. На самом деле это не совсем так, но в этом случае мы легко можем проинтерпретировать фактор правдоподобия $P(Q, A | C)$. В качестве значения фактора правдоподобия можно взять долю ответов A на вопрос Q про персонажа C среди всех ответов на вопрос Q про персонажа C .

Имея базу предыдущих игр, а также набор пар вопрос / ответ в текущей игре, мы можем вычислять для каждого персонажа вероятность того, что был загадан именно он. Автоматически получаем способ самообучения системы: нужно просто пополнять базу игр. В начале можно считать, что все персонажи были загаданы равное число раз, и на каждый вопрос про каждого персонажа было дано равное число ответов каждого типа.

Как задавать правильные вопросы?

Если бы не использовали байесовский подход и играли бы в игру с ответами «да» и «нет», следовало бы каждый раз выбирать тот вопрос, который отсекает половину вариантов.

Применяя обобщение этого метода — будем каждый раз выбирать тот вопрос, который сильнее всего уменьшает энтропию распределения $P(C | (Q_1, A_1), \dots, (Q_n, A_n))$ (иначе говоря, каждый новый вопрос должен устранять как можно больше неопределенности).

Выбирая вопрос мы не знаем, какой ответ нам на него дадут. Зато мы можем оценить вероятность каждого варианта ответа. Тогда нам нужно выбирать такой вопрос Q , который минимизирует условную энтропию при известном ответе (устранит неопределенность).

В настоящее время в качестве физически и технологически реализуемого решения, которое может позволить преодолеть трудности практических задач и принятия решения, является делегирование управлением самой системе на основе принципов самоорганизации, самообучения с использованием архитектуры и технологии мультиагентных систем.

В основе мультиагентных систем лежит понятие «агент». Изначально идея создания интеллектуального посредника (агента) возникла в связи с желанием упростить и ускорить способ коммуникации между конечным пользователем и компьютерными программами. Развитие методов «искусственного интеллекта» (ИИ) способствовало изменению взаимодействия пользователя с компьютером. Возникла идея создания так называемых «автономных агентов», которые породили уже новый стиль, при котором как пользователь, так и компьютерный посред-

ник, оба принимают участие в запуске задачи, управлении событиями и решении.

Словари дают следующее толкование слова агент: «некто или нечто, прикладывающее усилия для достижения эффекта». Такое определение указывает на первый признак агента — совершение действий на достижение поставленных целей. Второй признак — реактивность — позволяет агенту ощущать внешнюю среду и реагирует на изменения в ней. Социальность — агент взаимодействует с другими сущностями внешней среды (другими агентами, людьми) для достижения целей.

Мультиагентная система (МАС, англ. Multi-agent system) — это система, образованная несколькими взаимодействующими друг с другом интеллектуальными агентами. Многоагентные системы могут быть использованы для решения таких проблем, которые сложно или невозможно решить с помощью одного агента. Примерами таких задач являются онлайн-торговля, ликвидация чрезвычайных ситуаций, и моделирование социальных структур и многие другие.

Три главных свойства мультиагентных систем:

- автономность — все агенты системы независимы друг от друга, но работают сообща, достигая поставленные цели;
- ограниченность представления — агенты не знают о масштабах, просторах и сложностях всей системы;
- децентрализация — не существует агентов, управляющих всей системой [1].

Мультиагентные системы применяются в нашей жизни в графических приложениях, например, в компьютерных играх. Агентные системы также были использованы в фильмах. Теория МАС используется в составных системах обороны. Также МАС применяются в транспорте, логистике, графике, геоинформационных системах и многих других. Многоагентные системы хорошо зарекомендовали себя в сфере сетевых и мобильных технологий, для обеспечения автоматического и динамического баланса загрузки, расширяемости и способности к самовосстановлению.

Использование облачных технологий в образовании формирует принципиально новые возможности. В настоящее время предлагаются различные подходы к их реализации, в том числе и разрабатывается в Иркутском государственном университете на основе KFS модели представления знаний интеллектуальная платформа ГЕКАДЕМ 5.0 [2].

Сейчас платформа ГЕКАДЕМ 5.0 находится в стадии разработки. Применяя метод байесовского подхода к этой многоагентной системе, расположенной в облачных серверах, можно по аналогу игры «Акинатор» представить, как будет реализован в ней байесовский подход. Представим, что перед агентами (тьюторами) была поставлена задача составить динамику успеваемости студента по определенному курсу. В роли персонажей у нас будут сами темы курса, которые студента проходил в «ГЕКАДЕМе» в течение семестра. После ответа на каждый вопрос

априорная вероятность (может быть задана на основе предыдущего опыта) пересчитывается; вопросы, на которые студент дал неправильный ответ, получают положительный рейтинг, соответственно, остальные получают отрицательный. Планируется по итогам теста не просто выводить на экран оценку в процентном эквиваленте, но и список (рейтинг) тем курса, на которых студент ответил неправильно, что подразумевает наличие пробелов в данных областях.

В перспективе возможен анализ динамики прохождения курса студентами, что покажет, какие из тем плохо усваиваются учащимися, что необходимо поменять в курсе, на каких лекциях и на чем сделать акцент преподавателю и прочее. Реализация такого проекта требует сил и времени, однако если удастся выполнить поставленную задачу — система прослужит долго и должным образом. ■

1.Курганская Г. С. Самоорганизация Интернет-образования на мультиагентной платформе Гекадем 5.0 / Г. С. Курганская // Образовательные ресурсы и технологии. — 2014. — №. 2 (5). — С. 22–25.

2.Курганская Г. С. Организация Интернет-обучения в «облаках» системы ГЕКАДЕМ / Г. С. Курганская // Сборник трудов Международной конференции «Научный сер-

вис в сети Интернет: Экзафлопсное будущее». — М. : Изд-во МГУ. — С. 467–472.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

Курганская Г. С. Организация Интернет-обучения в «облаках» системы ГЕКАДЕМ / Г. С. Курганская // Сборник трудов Международной конференции «Научный сервис в сети Интернет: Экзафлопсное будущее». — М. : Изд-во МГУ. — С. 467–472.

Курганская Г. С. Самоорганизация Интернет-образования на мультиагентной платформе Гекадем 5.0 / Г. С. Курганская // Образовательные ресурсы и технологии. — 2014. — №. 2 (5). — С. 22–25.

Application of Bayesian Approach in Intellectual Multiagent Systems

© Gulyuk N., 2015

The article deals with a practical application of the Bayesian approach in multi-agent systems such as Akinator game and HECADEM distance learning system. The author elaborates on how the Bayesian theory may be applied in the development of the HECADEM 5.0 system.

Keywords: Bayes network, self-teaching system, multi-agent systems.
