

УДК 32.81

МОДЕЛИ АВТОНОМНЫХ КОГНИТИВНЫХ АГЕНТОВ – БИОНИЧЕСКИЙ ЗАДЕЛ РАЗВИТИЯ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

В.Г. Редько (*vgredko@gmail.com*)
НИИ системных исследований РАН, Москва

В ряде междисциплинарных научных направлений исследований («Адаптивное поведение», «Когнитивные архитектуры» и др.) разрабатываются модели автономных когнитивных, «интеллектуальных» агентов. Эти модели могут служить заделом будущего развития научных разработок искусственного интеллекта. В докладе характеризуется этот задел. Излагаются конкретные примеры моделей и схем будущих моделей.

1. Введение

В настоящее время в нескольких научных направлениях, таких как «Адаптивное поведение», «Искусственная жизнь», «Когнитивные архитектуры» ведутся исследования по основанным на биологических аналогиях моделям автономных агентов с когнитивными свойствами. Эти модели могут служить заделом будущего развития научных разработок искусственного интеллекта. В частности, в этих моделях изучаются и развиваются методы, используемые в искусственном интеллекте: эволюционное моделирование, методы обучения, нейронные сети, многоагентные системы, нечеткие системы. В настоящем докладе кратко характеризуются направления исследований, в которых изучаются модели автономных когнитивных, «интеллектуальных» агентов, а также излагаются конкретные модели автономных агентов, в которых, в частности, развиваются методы обучения, эволюционной оптимизации, использования многоагентных систем.

2. Направления, в которых ведется исследование автономных когнитивных агентов

Направление исследований «Адаптивное поведение» сформировалось в начале 1990-х годов [Meyer et al, 1991]. Основной подход этих исследований – конструирование и изучение искусственных «организмов» (в виде компьютерной программы или робота), способных

приспосабливаться к переменной внешней среде. Исследователи адаптивного поведения разрабатывают такие модели, которые применимы к описанию поведения как реального животного, так и искусственного модельного организма. Это направление часто рассматривается как бионический подход к искусственному интеллекту. Работы отечественных исследователей адаптивного поведения представлены в сборнике [Редько, 2006].

Направление «Искусственная жизнь» близко к направлению «Адаптивное поведение», оно сформировалось в конце 1980-х годов [Langton, 1989]. Сторонники направления «Искусственная жизнь» часто считают, что они исследуют более общие формы жизни, чем те, которые существуют на Земле. Изучается жизнь, какой она могла бы в принципе быть (“life-as-it-could-be”), а не обязательно та жизнь, какой мы ее знаем (“life-as-we-know-it”). Обзор ранних работ в этом направлении содержится в [Редько, 2005].

Под когнитивными архитектурами понимаются структуры и принципы функционирования познающих систем, которые можно использовать в искусственном интеллекте. Обзор исследований в этом направлении содержится в работе [Langley et al, 2009]. В последние годы большое внимание уделяется биологически инспирированным когнитивным архитектурам [Samsonovich et al, 2011].

В исследованиях автономных интеллектуальных или когнитивных агентов часто изучаются компьютерные модели основанных на биологических аналогиях агентов. Обзор исследований в этой области содержится в работе [Vernon et al, 2007]. Необходимо подчеркнуть, что автономные агенты вполне могут рассматриваться как объединяющее понятие для указанных направлений: агенты могут моделировать и биологические организмы, и искусственные аналоги организмов.

Приложения указанных направлений исследований включают в себя искусственный интеллект, робототехнику, социально-экономические системы.

3. Примеры моделей автономных когнитивных агентов

В этом разделе изложим несколько примеров моделей автономных агентов. В первой модели рассмотрим взаимодействие между обучением и эволюционной оптимизацией в популяции простых агентов. Этот пример иллюстрирует возможность использования автономных агентов для изучения методов, используемых в искусственном интеллекте. Вторая модель была предложена бельгийскими исследователями, которые использовали нетривиальный метод обмена информацией между агентами для оптимизации маршрутов движения автомобилей в городе. В третьей модели, основанной на примерно таких же методах, как и во второй

модели, предлагается использовать многоагентные системы для изучения принципов функционирования конкурентной прозрачной экономики.

3.1. Взаимодействие между обучением и эволюционной оптимизацией в популяции простых агентов

После появления дарвиновской теории эволюции у многих исследователей возникал вопрос: если поиск идет за счет мутаций и последующего отбора, то могут ли за счет случайного мутационного поиска возникать весьма нетривиальные полезные навыки живых организмов? Еще в XIX веке возникли концепции, предполагающие, что между обучением и эволюцией возможно взаимодействие [Baldwin, 1896], и что обучение может существенно способствовать эволюционному процессу. Такой тип влияния обучения (или другого приобретения полезного навыка в течение жизни отдельного организма) на эволюционный процесс часто называют эффектом Болдуина. Согласно этому эффекту первоначально приобретенные навыки организмов после ряда поколений могут стать наследуемыми.

Можно ли промоделировать эффект Болдуина и проанализировать, как он работает? Попытки такого анализа проводились рядом авторов. В частности, в работе [Hinton et al, 1987] было продемонстрировано, что обучение может направлять эволюционный процесс к нахождению оптимума. В работе [Mayley, 1997] было показано, что обучение может действовать и в противоположном направлении: препятствовать эволюционной оптимизации, если оно увеличивает шансы нахождения хорошего фенотипа вне зависимости от генома особи.

Далее построена и исследуется модель взаимодействия между обучением и эволюционной оптимизацией. При этом используются количественные оценки эффективности эволюционных алгоритмов, полученные в работах [Редько, 2005], [Редько др, 2005].

3.1.1. Описание модели

Рассматриваем эволюционирующую популяцию достаточно простых агентов. Как и в работе [Hinton et al, 1987] предполагаем, что генотип и фенотип особи имеют одинаковую форму. Например, можно считать, что генотип (или геном) кодируется модельной цепочкой ДНК, «буквы» которой равны 0 либо 1, а фенотип определяется нейронной сетью организма, при этом веса синапсов нейронной также равны 0 либо 1. Начальные веса синапсов (полученные при рождении) определяются геномом, а в процессе жизни особи эти веса меняются путем обучения.

Популяция состоит из n особей S_k , геномы которых равны S_{0k} , $k = 1, \dots, n$. Геном особи S_{0k} представляет собой цепочку из N символов, S_{0ki} , $i = 1, \dots, N$. Предполагаем, что длина цепочки N и численность популяции n велики

($N, n \gg 1$, причем $2^N \gg n$) и не меняются в ходе эволюции. Символы S_{0ki} равны 0 либо 1.

Эволюционный процесс состоит из последовательности поколений. Новое поколение получается из старого путем отбора и мутаций особей. В нулевом поколении геномы особей случайны. При размножении потомки наследуют (с малыми мутациями) геномы своих родителей S_{0k} , эти геномы не меняются в течение жизни особи и передаются потомкам следующего поколения.

Предполагается, что имеется оптимальная последовательность S_m , которая ищется в процессе эволюции популяции особей.

В течение поколения особи обучаются методом проб и ошибок. Каждая особь имеет текущую последовательность S_{kT} , которая в момент рождения особи S_{kT} равна геному особи: $S_{kT}(t = 0) = S_{0k}$. Поколение длится T тактов времени t . При обучении меняются текущие символы последовательностей S_{kT} : каждый такт времени t эти символы заменяются на случайные (равные 0 либо 1) и если при замене происходит приближение к оптимальной последовательности S_m , то новый символ сохраняется, в противном случае происходит возврат к старому символу.

В конце поколения происходит отбор особей. Приспособленность произвольной особи S_k определяется расстоянием по Хеммингу $\rho(S_{Fk}, S_m)$ между полученной в результате обучения конечной текущей последовательностью S_{Fk} и S_m . $S_{Fk} = S_{kT}(t = T)$, S_{Fk} – фенотип особи. Приспособленность произвольной особи S_k определяется выражением:

$$f(S_k) = \exp[-\rho(S_{Fk}, S_m)] + \varepsilon,$$

где ε – положительный параметр, который специально вводится в настоящей модели для уменьшения различия приспособленностей особей с разными фенотипами S_{Fk} . Роль слагаемого ε можно рассматривать как влияние случайных факторов окружающей среды на приспособленность особей. Отбор особей в новое поколение производится рулеточным методом (см. например [Редько, 2005]), с вероятностями, пропорциональными приспособленностям особей. Геномы отобранных особей S_{0k} передаются потомкам с малыми мутациями

Рассматриваем два режима работы модели: 1) с обучением, как изложено выше, 2) без обучения, в этом случае $S_{Fk} = S_{0k}$.

3.1.2. Результаты моделирования

Анализ модели был проведен путем компьютерного моделирования. При расчетах параметры модели выбирались таким образом, чтобы эволюционный поиск проходил достаточно эффективно, в соответствии с опытом работы [Редько др, 2005]. Полагалось $n = N = 100$, интенсивность мутаций (вероятность замены каждого символа в последовательностях S_{0k}

при мутациях) была равна $p_m = 1/N = 0.01$. Число тактов поколения $T = 2$. Параметр $\varepsilon = 10^{-6}$.

На рис. 1 представлена зависимость среднего по популяции расстояния по Хеммингу $\rho = \rho(\mathbf{S}_k, \mathbf{S}_m)$ между рассматриваемой последовательностью \mathbf{S}_k и оптимальной последовательностью \mathbf{S}_m от номера поколения G . Кривая 1 характеризует режим с обучением, причем при $G = 1000$ обучение выключалось, кривая 2 – режим без обучения, кривая 3 – режим без обучения, для этого расчета специально полагалось $\varepsilon = 0$. Все кривые усреднены по 100 расчетам с разными генераторами случайных чисел.

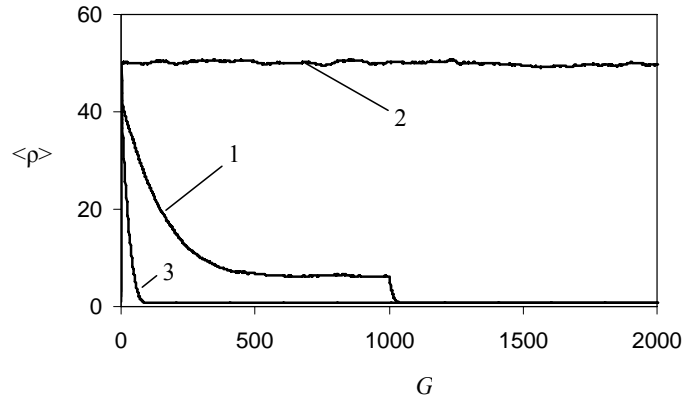


Рис. 1. Зависимость среднего по популяции расстояния до оптимума $\rho(\mathbf{S}_k, \mathbf{S}_m)$ от номера поколения G ; кривые 1-3 соответствуют разным вариантам расчета (пояснения в тексте)

Сравнение кривых 1, 2 показывает, что без обучения при даже малом ε чисто эволюционный процесс (кривая 2) не обеспечивает оптимизации особей \mathbf{S}_k , а при наличии обучения (кривая 1) явно происходит приближение к оптимальной особи \mathbf{S}_m . То есть наличие слагаемого ε в функции приспособленности приводит к тому, что все особи исходной популяции, в которой $\rho \sim 50$ и $\varepsilon \gg \exp(-\rho)$, имеют примерно одинаковое значение приспособленности равное ε , и, следовательно, чистая эволюция не приводит к поиску оптимальных особей. Приближение к \mathbf{S}_m происходит только при наличии обучения, которое постепенно приводит к понижению ρ (кривая 1 при $G < 1000$). Примерно такой же эффект был отмечен в работе [Hinton et al, 1987]. Но если специально положить $\varepsilon = 0$ (кривая 3), то эволюционная оптимизация легко приводит к нахождению \mathbf{S}_m .

Однако обучение может и препятствовать нахождению оптимума. Этот эффект иллюстрируется скачкообразным уменьшением $\langle \rho \rangle$ сразу после поколения $G = 1000$ на кривой 1. Так как при $G = 1000$ $\langle \rho \rangle$ уменьшилось до

значений, приближенно равных 6, то в этой популяции $\exp(-\rho) > \varepsilon$, и выключение обучения приводит к эффективному нахождению S_m .

Итак, в данной модели количественно продемонстрировано, что обучение может как ускорять, так и тормозить эволюционный процесс.

3.2. Роевой интеллект агентов, оптимизирующих маршруты автомобилей

В работе [Claes et al, 2011] был разработан многоагентный метод управления дорожным движением города с целью минимизации количества заторов и повышения скорости передвижения автомобилей. Модель многоагентной системы основана на следующих трех основных типах агентов: 1) агенты автомобилей, 2) агенты инфраструктуры и 3) агенты-посланники.

Агент автомобиля размещен на автомобиле и помогает водителю выбрать маршрут. Элементы дорожной инфраструктуры, такие как дороги и перекрестки, снабжены агентами инфраструктуры. Агенты автомобилей и агенты инфраструктуры обмениваются информацией с помощью легких агентов-посланников (агентов-разведчиков и агентов намерений). Агент автомобиля посылает своих агентов-разведчиков по возможным маршрутам движения автомобиля. Эти агенты-разведчики получают информацию об ожидаемой загрузке на том или ином маршруте от агентов инфраструктуры и передают информацию о сложности маршрутов агенту автомобиля. Агент автомобиля с учетом полученной информации выбирает оптимальный маршрут и сообщает о выбранном маршруте агентам инфраструктуры с помощью своих агентов намерений. Агенты инфраструктуры с учетом полученной таким образом информации переоценивают ожидаемую степень загрузки своих участков движения. Такой процесс продолжается итеративно. Агенты автомобилей могут менять свои намерения движения по тем или иным маршрутам с учетом динамики транспортной ситуации.

Работоспособность и эффективность предложенной схемы была продемонстрирована путем компьютерного моделирования в реальных условиях дорожного движения на дорожной сети города Лёвен (Leuven), Бельгия. Результаты моделирования показали, что предложенная схема маршрутизации на основе использования агентов-посланников позволяет обеспечить достижение автомобилями их пунктов назначения на 35% быстрее, чем для ранее разработанных аналогичных схем.

3.2. Схема модели конкурентной прозрачной экономики

Отталкиваясь от методов предыдущей модели, можно предложить следующую схему многоагентной модели конкурентной прозрачной экономики. Основными агентами модели являются агенты-инвесторы и агенты-производители. Каждый такой агент имеет определенный капитал.

Время t дискретно. Агенты-инвесторы каждый такт времени t могут генерировать легких агентов-посланников двух типов: агентов-разведчиков и агентов намерений. Агенты-производители вкладывают свой капитал в производство и получают определенную прибыль. Имеется период T (характеризующий циклы работы всей системы), включающий в себя большое число тактов времени. Агенты-инвесторы передают свой капитал агентам-производителям в начале периода, а конце периода получают определенную долю прибыли. Причем определенному инвестору отдается часть, пропорциональная сделанному рассматриваемым инвестором вкладу в данного производителя. Перед окончанием периода T (например, в течение нескольких дней в конце года) агенты-инвесторы определяют, в каких производителей они будут делать вклад в следующий период, и какой будет этот вклад. Осуществляется это следующим образом.

Каждый такт времени агенты-инвесторы оценивают, какая прибыль может быть ими получена при возможном распределении вкладов в производителей. Чтобы сделать такую оценку, агент-инвестор рассылает агентов-разведчиков по всем агентам-производителям, и определяет: какой капитал в рассматриваемый момент времени имеет каждый из рассматриваемых производителей. Зная величину текущего капитала каждого производителя, агент-инвестор оценивает ожидаемую величину прибыли в конце следующего периода T для данного производителя.

Далее инвестор формирует намерения вложить определенный капитал в производителей. Эти намерения формируются с учетом прибыли, ожидаемых от каждого производителя. Затем каждый агент-инвестор рассылает агентов намерений тем производителям, которых он выбрал для инвестиций, и указывает тот капитал, который он намеревается вложить. После этого агенты-производители оценивают новый исходный капитал, который они ожидают иметь после получения капитала от всех инвесторов. Затем агенты-инвесторы снова посылают агентов-разведчиков всем производителям и снова оценивают ожидаемую в конце следующего периода прибыль производителей уже с учетом вложений всех инвесторов. Затем снова определяются намерения распределения капитала инвесторами и высылаются агенты намерений, которые указывают производителям новые значения предлагаемых им капиталов. Такие итерации повторяются достаточно большое число раз, после чего делается окончательный выбор вложений капитала инвесторами.

4. Заключение

Таким образом, в целом ряде направлений исследований разрабатываются модели автономных когнитивных, «интеллектуальных»

агентов. Эти модели могут служить заделом будущего развития научных разработок искусственного интеллекта.

Благодарности. Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ (проект № 10-01-00129) и программы президиума РАН «Интеллектуальные информационные технологии, математическое моделирование, системный анализ и автоматизация». Автор благодарен О.В. Редько, Е.Д. Рыбакову и Л.Е. Цитоловскому за плодотворные дискуссии.

Список литературы

- [Редько, 2005] Редько В.Г. Эволюция, нейронные сети, интеллект. Модели и концепции эволюционной кибернетики. – М.: УРСС, 2005.
- [Редько и др., 2005] Редько В.Г., Цой Ю.Р. Оценка эффективности эволюционных алгоритмов // Доклады АН, 2005. Т. 404. № 3.
- [Редько, 2006] Редько В.Г. (ред.). От моделей поведения к искусственному интеллекту. – М.: УРСС, 2006.
- [Baldwin, 1896] Baldwin J.M. A new factor in evolution // American Naturalist, 1896. V. 30. No. 354.
- [Claes et al, 2011] Claes R., Holvoet T., Weyns D. A decentralized approach for anticipatory vehicle routing using delegate multiagent systems // IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2011. V. 12, issue 99.
- [Hinton et al, 1987] Hinton G.E., Nowlan S.J. How learning can guide evolution // Complex Systems, 1987. V. 1. No. 3.
- [Langley et al, 2009] Langley P., Laird J.E., Rogers S. Cognitive architectures: Research issues and challenges // Cognitive Systems Research. 2009. V. 10. No. 2.
- [Langton, 1989] Langton C.G. (Ed.) Artificial Life: The Proceedings of an Interdisciplinary Workshop on the Synthesis and Simulation of Living Systems. – Redwood City CA: Addison-Wesley, 1989.
- [Mayley, 1997] Mayley G. Guiding or hiding: Explorations into the effects of learning on the rate of evolution // In: Husbands P. and Harvey I. (Eds.). Proceedings of the Fourth European Conference on Artificial Life (ECAL 97). – Bradford Books/MIT Press. 1997.
- [Meyer et al, 1991] Meyer J.-A., Wilson S.W. (Eds.). From Animals to Animats. Proceedings of the First International Conference on Simulation of Adaptive Behavior. – Cambridge: MIT Press, 1991.
- [Samsonovich et al, 2011] Samsonovich A.V., Johannsdottir K.R. (Eds.). Biologically Inspired Cognitive Architectures 2011. Proceedings of Second Annual Meeting of the BICA Society. – Amsterdam et al.: IOS Press, 2011.
- [Vernon et al, 2007] Vernon D., Metta G., Sandini G. A survey of artificial cognitive systems: Implications for the autonomous development of mental capabilities in computational agents // IEEE Transactions on Evolutionary Computation (special issue on Autonomous Mental Development). 2007. V. 11. No. 2.