

# НА ПУТИ К МОДЕЛИРОВАНИЮ КОГНИТИВНОЙ ЭВОЛЮЦИИ

В.Г. Редько

Научно-исследовательский институт системных исследований РАН, Москва

E-mail: vcredko@gmail.com

**Аннотация.** Анализируются подходы к математическому и компьютерному моделированию когнитивной эволюции. Очерчен задел по моделям когнитивной эволюции, развитый в направлении исследований «Адаптивное поведение», в котором изучаются модельные «организмы», способные приспосабливаться к внешней среде. Предлагаются контуры программы будущих исследований когнитивной эволюции.

## 1. Ключевая проблема – проблема происхождения правил логического вывода

По-видимому, наиболее серьезные и глубокие когнитивные процессы – это процессы научного познания. Но насколько способен человек познавать внешний мир? Почему формальный логический вывод, сделанный человеком, применим к реальным объектам в природе? Рассмотрим, например, физику, одну из фундаментальных естественнонаучных дисциплин. Мощь физики связана с эффективным применением математики. Но математик делает логические выводы, доказывает теоремы независимо от внешнего мира, используя свое мышление. Почему же эти выводы применимы к реальной природе? Или в более общей формулировке: почему логика человеческого мышления применима к познанию природы?

Естественный подход к анализу этих вопросов – постараться разобраться, как и почему в процессе биологической эволюции возникали познавательные способности животных, как животные использовали эти способности, как эволюция познавательных свойств, когнитивная эволюция привела к логике человеческого мышления. Такое исследование целесообразно вести путем построения математических и компьютерных моделей когнитивной эволюции и осмысления с помощью моделей эволюционного происхождения мышления человека.

В качестве ключевой проблемы выделим проблему эволюционного происхождения правил логического вывода.

Можно ли в принципе исследовать, как произошли правила логического вывода,

используемые в математике? Да, можно. Одно из элементарных правил, которое использует математик в логических заключениях – правило *modus ponens*: «если имеет место А, и из А следует В, то имеет место В», или  $\{A, A \rightarrow B\} \Rightarrow B$ . Перейдем от математика к собаке, у которой вырабатывают классический условный рефлекс. В памяти собаки формируется связь «за УС должен последовать БС» (УС – условный стимул, БС – безусловный стимул). Когда после выработки рефлекса собаке предъявляют УС, то она, «помня» о хранящейся в ее памяти «записи» УС  $\rightarrow$  БС, делает элементарный «вывод»  $\{УС, УС \rightarrow БС\} \Rightarrow БС$  и ожидает появления БС. Конечно, применение правила *modus ponens* (чисто дедуктивное) математиком и индуктивный «вывод», который делает собака, явно различаются. Но можем ли мы думать об эволюционных корнях логических правил, используемых в математике? Да, вполне можем – умозаключение математика и индуктивный «вывод» собаки качественно аналогичны. При этом результат эволюции – правила логического вывода, используемые в математике, – известны и достаточно хорошо формализованы [1]. В основе этих выводов – элементарные правила, подобные *modus ponens*.

Как же конкретно вести моделирование когнитивной эволюции? Есть ли задел таких исследований? Оказывается, что да, есть. Модели познавательных свойств живых организмов развиваются в рамках направления исследований «Адаптивное поведение».

## 2. Направление исследований «Адаптивное поведение»

*Общая характеристика направления.* Направление «Адаптивное поведение» развивается с начала 1990-х годов [3,9]. Основной подход направления – конструирование и исследование искусственных (в виде компьютерной программы или робота) «организмов», способных приспосабливаться к внешней среде. Эти организмы называются «аниматами» (от англ. animal и robot: animal + robot = animat). Исследователи адаптивного поведения разрабатывают такие модели, которые применимы к описанию поведения как реального животного, так и искусственного анимата. Дальняя цель этих работ (пока еще нереализованная) – анализ эволюции когнитивных способностей животных и происхождения интеллекта человека.

В исследованиях адаптивного поведения используется ряд нетривиальных компьютерных методов:

- нейронные сети,
- генетический алгоритм и другие методы эволюционной оптимизации,
- классифицирующие системы [7],
- обучение с подкреплением [12].

Отметим характерные примеры моделей адаптивного поведения.

*Модели мозга и поведения в Институте нейронаук Дж. Эдельмана.* В Институте нейронаук (<http://www.nsi.edu>) уже более 25 лет ведутся разработки поколений моделей мозга (Darwin I, Darwin II, ...) и исследования адаптивного поведения искусственного организма (подобного роботу) NOMAD (Neurally Organized Mobile Adaptive Device), система управления которого построена на базе этих моделей.

Принципы моделирования NOMAD'a состоят в следующем:

- 1) устройство NOMAD помещается в реальную физическую среду,
- 2) имеется некоторая поведенческая задача, которую должно решать устройство,
- 3) поведение устройства контролируется модельной нервной системой, которая отражает архитектуру мозга и динамику процессов в мозге,

4) поведение устройства и процессы в модельной нервной системе должны допускать сравнение с биологическими экспериментальными данными.

В одной из последних работ по NOMAD'у [8] промоделировано поведение мыши в лабиринте Морриса. Проведенное моделирование показало, что поведение NOMAD'a подобно поведению биологического прототипа: обучение NOMAD'a происходит быстро, формируются «нейроны места» в модельном гиппокампе, между областями гиппокампа формируются «причинные связи».

*Модель поискового адаптивного поведения.* В [2] исследовано поисковое поведение личинок ручейников *Chaetopteryx villosa*, обитающих на дне водоемов. Личинки носят на себе «домик» – трубку из песка и других частиц, которые они собирают на дне водоемов. Строительство домика происходит эффективно, если личинки используют относительно крупные и плоские частицы. В [2] построена компьютерная модель поискового поведения личинок ручейников, ищущих частицы подходящих размеров и прикрепляющих их к домику. Построенная модель качественно согласуется с биологическими экспериментальными данными: как в эксперименте, так и в модели к домику преимущественно прикрепляются крупные частицы, есть сильный разброс числа прикрепляемых частиц и момента начала прикрепления, число прикрепляемых частиц в обоих случаях невелико.

*Модель эволюции популяции самообучающихся агентов.* В [11] построена и исследована модель эволюции популяции самообучающихся автономных агентов. Модель отрабатывалась на примере агента-брокера (этот пример использовался только для определенности), обучающегося увеличивать свой ресурс (капитал) путем покупки/продажи акций в нужные такты времени. Система управления агента представляла собой простой нейросетевой адаптивный критик [4], состоящий из двух нейронных сетей (НС): Модель и Критик. НС Модель предназначена для прогнозирования изменения курса акций. НС Критик предназна-

чена для оценки ожидаемого прироста ресурса в течение достаточно длительного времени в будущем. Самообучение агента происходило методом обучения с подкреплением [12].

Рассматривалась дарвиновская эволюция популяции  $n$  агентов. Начальные веса синапсов обеих НС (Модели и Критика) формируют геном агента  $G$ . Геном  $G$  задается в момент рождения агента и не меняется в течение его жизни. Текущие веса синапсов НС  $W$  подстраиваются в течение жизни агента путем обучения.

В конце каждого поколения определяется агент, прирост ресурса которого в течение поколения максимален. Этот лучший агент порождает  $n$  потомков, которые составляют новое поколение.

Путем компьютерного моделирования сравнивалась роль эволюции и обучения при формировании весов синапсов нейронных сетей агентов. Были проанализированы следующие варианты:

- Случай L (чистое обучение); при этом моделировался отдельный агент;
- Случай E (чистая эволюция), т.е. рассматривалась эволюционирующая популяция без обучения;
- Случай LE (обучение + эволюция), т.е. полная модель.

Было проведено сравнение ресурса, приобретаемого агентами за 200 временных тактов для этих трех способов адаптации. Результаты показали, что эволюция обеспечивает более эффективный поиск оптимальной стратегии поведения агентов, чем обучение, однако эволюция и обучение вместе обеспечивают рост ресурса агентов быстрее, чем эволюция отдельно – существует симбиотическое взаимодействие между обучением и эволюцией.

Если длительность эволюционного поколения была достаточно большой (1000 и более тактов времени), то для случая LE часто наблюдалось сильное влияние обучения на эволюционный процесс. В первых поколениях эволюции существенный рост ресурса агентов наблюдался не с самого начала поколения, а спустя 200-300 тактов, т.е. агенты явно обучались в течение своей жизни находить более или менее приемлемую стратегию поведения, и только после смены ряда поколений рост ресурса начи-

нался с самого начала поколения. Это можно интерпретировать как проявление известного эффекта Болдуина [5,13]: исходно приобретаемый навык в течение ряда поколений становился наследуемым. Этот пример показывает, что хотя эволюционный процесс и дарвиновский, тем не менее, в нем наблюдаются особенности, характерные для ламарковской эволюции.

*Модели адаптивного поведения и задача исследования когнитивной эволюции.* В направлении «Адаптивное поведение» часто ведутся работы, непосредственно ориентированные на моделирование когнитивных способностей животных. Активно развиваются исследования антисипаторного поведения, при котором животное предвидит будущие ситуации и использует это предвидение при организации поведения [6]. Интересные работы связаны с методами формализации правил принятия решения [14]. Некоторые работы анализируют эволюционные аспекты становления нейронных структур мозга животных, обеспечивающих познавательные процессы [10].

### **3. Контуры программы будущих исследований когнитивной эволюции**

Анализ исследований адаптивного поведения показывает, что хотя проделана большая работа и есть много интересных моделей, ученые еще далеки от понимания того, как возникали и развивались системы управления живых организмов, как развитие этих систем способствовало эволюции когнитивных способностей животных, и как процесс когнитивной эволюции привел к возникновению логического мышления. Образно говоря, у нас уже есть некоторые небольшие фрагменты картины, но мы еще не видим всей картины. Предложим контуры программы будущих исследований, нацеленных на моделирование когнитивной эволюции.

*А) Моделирование адаптивного поведения аниматов с несколькими естественными потребностями: питания, размножения, безопасности.*

*Б) Исследование перехода от физического уровня обработки информации в нервной*

системе животных к уровню обобщенных образов (аналогов слов).

В) Исследование процессов формирования причинных связей в памяти животных. Анализ роли прогнозов в адаптивном поведении.

Г) Моделирование процессов формирования «логических выводов» при поведении животных. Сопоставление логики поведения животных с логикой математических доказательств.

Перечисленные пункты очерчивают круг исследований от простейших форм поведения к логическим правилам, используемым в математике. Работы в этих направлениях уже ведутся, но четкой последовательности серьезных, канонических моделей еще нет.

Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ (проект № 07-01-00180).

### Список литературы

1. Математическая теория логического вывода (под ред. А.В. Идельсона и Г.Е. Минца). М.: Наука, 1967.
2. Непомнящих В.А., Попов Е.Е., Редько В.Г. Бионическая модель адаптивного поискового поведения // Изв. РАН. Теория и системы управления, 2008. № 1. С. 85-93.
3. От моделей поведения к искусственному интеллекту (под ред. В.Г. Редько). М.: Изд-во УРСС (Серия «Науки об искусственном»), 2006.
4. Редько В.Г., Прохоров Д.В. Нейросетевые адаптивные критики // Научная сессия МИФИ – 2004. VI Всероссийская научно-техническая конференция «Нейроинформатика-2004». Сборник научных трудов. Часть 2. М.: МИФИ, 2004. С. 77-84.
5. Baldwin J.M. A new factor in evolution // American Naturalist, 1896. V. 30. PP. 441-451.
6. Butz M.V., Sigaud O., Pezzulo G., Baldassarre G. (Eds.). Anticipatory Behavior in Adaptive Learning Systems: From Brains to Individual and Social Behavior. LNAI 4520, Berlin, Heidelberg: Springer Verlag, 2007.
7. Holland J.H., Holyoak K.J., Nisbett R.E., Thagard P. Induction: Processes of Inference, Learning, and Discovery. Cambridge: MIT Press, 1986.
8. Krichmar J.L., Seth A.K., Nitz D.A., Fleischer J.G., Edelman G.M. Spatial navigation and causal analysis in a brain-based device modeling cortical-hippocampal interactions // Neuroinformatics, 2005. V. 3. No. 3. PP. 197-221.
9. 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.
10. Prescott T.J. Forced moves or good tricks in design space? Landmarks in the evolution of neural mechanisms for action selection // Adaptive Behavior, 2007. V. 15. No. 1. PP. 9-31.
11. Red'ko V.G., Mosalov O.P., Prokhorov D.V. A model of evolution and learning // Neural Networks, 2005. V. 18. No. 5-6. PP. 738-745.
12. Sutton R., Barto A. Reinforcement Learning: An Introduction. Cambridge: MIT Press, 1998.
13. Turney P., Whitley D., Anderson R. (Eds.). Evolution, Learning, and Instinct: 100 Years of the Baldwin Effect // Special Issue of Evolutionary Computation on the Baldwin Effect, 1996. V. 4. No. 3.
14. Witkowski M. An action-selection calculus // Adaptive Behavior, 2007. V. 15. No. 1. PP. 73-97.