

Моделирование когнитивной эволюции - направление исследований на стыке математики и биологии*

В.Г. Редько

Научно-исследовательский институт системных исследований РАН, Москва
vgredko@gmail.com

Аннотация. Анализируются подходы к моделированию когнитивной эволюции – эволюции познавательных способностей биологических организмов. Показано, что такое моделирование связано с теорией познания, с основаниями науки, с основаниями математики. Очерчен задел по моделям когнитивной эволюции, развитый в направлении исследований «Адаптивное поведение». Предлагаются контуры программы будущих исследований когнитивной эволюции.

Введение

В последнее время активно развиваются междисциплинарные когнитивные исследования, посвященные изучению познавательных процессов [1, 2]. По-видимому, наиболее серьезные и глубокие когнитивные процессы – это процессы научного познания. С этими процессами связаны глубокие проблемы. Насколько способен человек познавать внешний мир? Как познавательные способности человека возникли? Есть ли биологические предшественники наших познавательных способностей? Насколько можно промоделировать когнитивную эволюцию – эволюцию познавательных способностей биологических организмов? Почему это моделирование интересно и важно? Есть ли задел такого моделирования? В настоящей статье обсуждаются эти интригующие вопросы.

В разделе 1 аргументируется, что моделирование когнитивной эволюции может прояснить глубокую гносеологическую проблему: почему формальный логический вывод, сделанный человеком, применим к реальным объектам в природе? В разделе 2 кратко характеризуется направление исследований «Адаптивное поведение», в котором изучаются модельные «организмы», способные приспосабливаться к внешней среде. Это направление может рассматриваться как задел построения моделей когнитивной эволюции. Примеры моделей адаптивного поведения излагаются в разделе 3. Аспекты исследований адаптивного поведения, связанные с изучением когнитивной эволюции, обсуждаются в разделе 4. В разделе 5 предлагаются контуры программы будущих исследований когнитивной эволюции. Раздел 6 содержит краткие выводы.

1. Гносеологическая проблема

Существует нетривиальная гносеологическая проблема: почему формальный логический вывод, сделанный человеком, применим к исследованию реальных объектов в природе? Рассмотрим эту проблему.

Математики доказывают теоремы. Результаты, полученные математиками, используются в естественных науках. Например, мощь физики, одной фундаментальных естественных наук непосредственно связана с эффективным использованием математики. Но математические доказательства носят формальный характер. Математик доказывает теоремы совсем независимо от реальной природы, используя свое логическое дедуктивное мышление. Почему же это формальное логическое дедуктивное мышление применимо для получения результатов, используемых в научном познании реальной природы? Проблема, действительно, нетривиальна. Причем проблема, несомненно, важна: ее исследование – это определенное обоснование всего научного познания.

* Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ (проект № 10-01-00129).

В [3, 4] был намечен подход к исследованию проблемы. Подход вполне естественный: разобраться, как и почему в процессе биологической эволюции произошли те логические формы, которые используются в математических доказательствах. Но можно ли в принципе пойти этим путем? Для того чтобы показать, что это в принципе возможно, приведем следующую аналогию.

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. При выработке рефлекса 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 собака ожидает БС.

Конечно, чисто дедуктивное применение правила *modus ponens* математиком и индуктивный «вывод», который делает собака, явно различаются. Аналогия есть аналогия, у нее есть и слабые стороны. Тем не менее, и в первом и во втором случаях речь идет о следственной связи между математическими утверждениями либо событиями: из А следует В, за УС следует БС. В обоих случаях есть следственная зависимость одного от другого ($A \rightarrow B$ либо $УС \rightarrow БС$). Хотя контексты следственной связи в этих двух случаях различны: в первом случае В есть формальное логическое следствие А; во втором случае в процессе наблюдений формируется и запоминается причинно-следственная связь между событиями УС и БС, следующими одно за другим во времени.

Тем не менее, указанная аналогия позволяет задуматься об эволюционных корнях логических правил, используемых в математике. Не исключено, что простейшие формы дедуктивных правил возникли как обобщение индуктивных правил.

Отметим, что история возникновения полноценных математических доказательств (с системой аксиом и теорем, как в геометрии Евклида) весьма нетривиальна. Это уже происходило в человеческом обществе и в происхождении математических доказательств важную роль играли и вера в идеальные математические образы, и стремление к красоте математической строгости. См. например, хороший аналитический обзор в книге В.Ф. Турчина «Феномен науки» [5], в которой рассмотрено, как в древней Греции возникло стремление к строгости математического мышления и как это стремление привело к четким математическим доказательствам.

Также подчеркнем, что правила логического вывода, используемые при математических доказательствах, известны и достаточно хорошо формализованы [6]. В основе этих выводов – элементарные правила, подобные *modus ponens*.

Отметим, что близкие вопросы давно интересовали ученых. В 1781 году появилась знаменитая «Критика чистого разума» И. Канта [7], а два года спустя вышло популярное изложение «Критики...» «Пролегомены¹ ко всякой будущей метафизике, могущей появиться, как наука» [8]. И. Кант провел исследование познавательных процессов в определенном приближении – приближении фиксированного мышления взрослого человека. Он не задавался вопросом, *откуда* берутся познавательные способности, он просто констатировал факт, что они существуют, и исследовал, *как* они работают. В результате этого анализа И. Кант пришел к выводу, что существует система категорий, концепций, логических правил и методов вывода, которые используются в познании природы. Эта система «чистого разума» имеет априорный характер, – она существует в нашем сознании прежде всякого опыта – и является основой научного познания природы.

Естественно, что приближение фиксированного мышления человека наложило свой отпечаток: И. Кант утверждает – и вполне логично (!) – что так как «чистый разум» априорен, то наш рассудок в познавательном процессе предписывает свои законы природе [8]:

¹ Термин «пролегомены» означает предварительные рассуждения, введение в изучение.

«...хотя вначале это звучит странно, но тем не менее верно, если я скажу: *рассудок не черпает свои законы (a priori) из природы, а предписывает их ей*».

Наверно, во времена И. Канта было разумно ограничиться приближением фиксированного мышления взрослого человека – все сразу не охватишь. Кроме того, не было еще теории происхождения видов Ч. Дарвина. Естественно, что после появления этой теории должна была произойти ревизия концепции априорного «чистого разума». И она произошла. Очень четко ее выразил один из основателей этологии К. Лоренц в статье «Кантовская концепция а priori в свете современной биологии» [9]. Согласно К. Лоренцу кантовские априорные категории и другие формы «чистого разума» произошли в результате естественного отбора:

«Не были бы законы разума, необходимые для априорного мышления, совершенно иными, если бы они сформировались абсолютно другим историческим способом и если бы мы, следовательно, были оснащены иным типом нервной системы? И вообще, возможно ли, чтобы законы нашего когнитивного аппарата не были связаны с законами реального внешнего мира?»

«...наши категории и формы восприятия, зафиксированные до индивидуального опыта, адаптированы к внешнему миру в точности по тем же причинам, по которым копыто лошади адаптировано к степному грунту еще до того, как лошадь рождается, а плавник рыбы – к воде до ее появления из икринки».

Составляющие «чистого разума» возникали постепенно в процессе эволюции, в результате многочисленных взаимодействий с внешним миром. В эволюционном контексте «чистый разум» совсем *не априорен*, а имеет явные эволюционные *эмпирические* корни.

По существу, И. Кант и К. Лоренц показали, что если не рассматривать эволюционное происхождение методов познания, то нет ответа на поставленный в начале раздела вопрос о применимости логического мышления человека к познанию природы.

Как же исследовать происхождение логического мышления? Как конкретно вести моделирование когнитивной эволюции? Есть ли задел таких исследований? Оказывается, что такой задел имеется. Модели познавательных свойств живых организмов развиваются в рамках направления исследований «Адаптивное поведение». Охарактеризуем это направление.

2. Направление исследований «Адаптивное поведение»

Направление «Адаптивное поведение» развивается с начала 1990-х годов [10-12]. Основной подход направления – конструирование и исследование искусственных (в виде компьютерной программы или робота) «организмов», способных приспосабливаться к внешней среде. Эти организмы часто называются «аниматами» (от англ. animal и robot: animal + robot = animat) или автономными агентами. 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. При этом данное направление исследований рассматривается как бионический подход к разработке систем искусственного интеллекта.

Отметим, что хотя «официально» направление «Адаптивное поведение» было провозглашено в 1990 году, были явные провозвестники этого направления. Приведем примеры из истории отечественной науки. В 1960-х годах блестящий кибернетик и математик М.Л. Цетлин предложил и исследовал модели автоматов, способных адаптироваться к окружающей среде [13]. В 1960-70-х годах под руководством талантливого кибернетика М.М. Бонгарда был предложен интересный проект «Животное», направленный на моделирование адаптивного поведения искусственных организмов с иерархией целей и подцелей [14]. Хороший обзор ранних работ по

адаптивному поведению представлен в книге М.Г. Гаазе-Рапопорта, Д.А. Поспелова «От амёбы до робота: модели поведения» [15].

В современных исследованиях адаптивного поведения используется ряд нетривиальных компьютерных методов (для краткости приводим только ссылки на ключевые монографии по этим методам):

- нейронные сети [16],
- генетический алгоритм [17] и другие методы эволюционной оптимизации,
- классифицирующие системы (Classifier Systems) [18],
- обучение с подкреплением (Reinforcement Learning) [19].

Рис. 1 иллюстрирует междисциплинарные связи направления исследований «Адаптивное поведение». Как аргументировано выше, это направление связано с теорией познания, с исследованиями когнитивной эволюции. Моделирование адаптивного поведения связано с исследованиями естественного интеллекта – интеллект необходим для организации поведения [14, 20]. Приложения моделей адаптивного поведения – искусственный интеллект, робототехника, модели адаптивного поведения в социально-экономических системах [21-23].

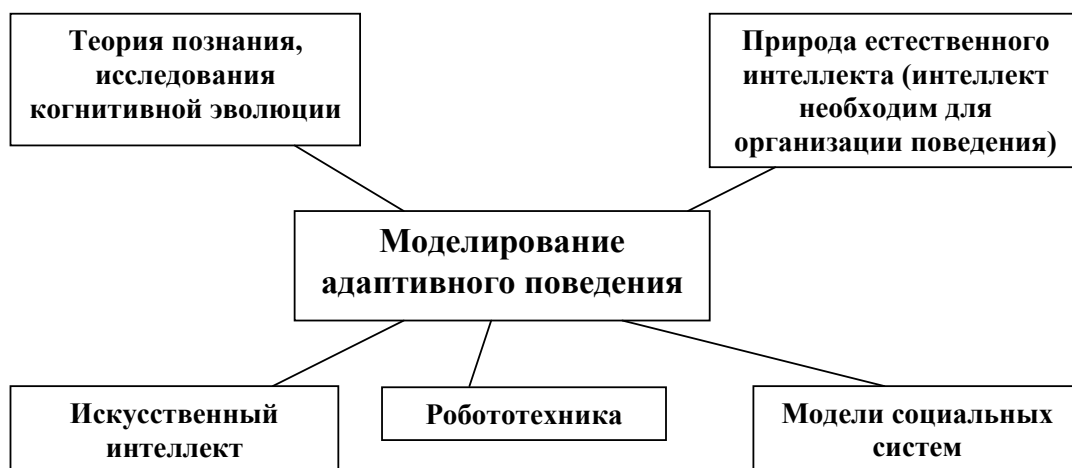


Рис. 1. Междисциплинарные связи направления исследований «Адаптивное поведение»

«Адаптивное поведение» – хорошо сформировавшееся направление исследований. Есть международное общество исследователей, работающих в этом направлении (сайт общества: <http://www.isab.org>), издается журнал Adaptive Behavior, раз в два года проводятся международные конференции по моделированию адаптивного поведения.

В моделях адаптивного поведения часто используется *феноменологический подход*: предполагается, что существуют формальные правила поведения, и эти правила не обязательно связаны с конкретными микроскопическими нейронными или молекулярными структурами, которые есть у живых организмов. Естественно ожидать, что для моделирования когнитивной эволюции феноменологический подход должен быть эффективен, так как очень трудно сформировать целостную картину познавательных способностей на основе анализа всего сложного многообразия функционирования нейронов, синапсов, молекул.

Примеры моделей адаптивного поведения кратко излагаются в следующем разделе.

3. Примеры моделей адаптивного поведения

3.1. Модели мозга и поведения в Институте нейронаук

В Институте нейронаук (сайт института: <http://www.nsi.edu>), руководимом Дж. Эдельманом, ведутся разработки поколений моделей работы мозга (Darwin I, Darwin II, ...) и исследования

адаптивного поведения искусственного организма NOMAD (Neurally Organized Mobile Adaptive Device), система управления которого построена на базе этих моделей.

Работы по NOMAD'у – исследование поведения адаптивного устройства, использующего модели мозга (авторы называют его также Brain-based device), принципы моделирования которого состоят в следующем:

- 1) устройство 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 экспериментальными биологическими данными.

В одной из последних работ по NOMAD'у [24] промоделировано поведение мыши в лабиринте Морриса.

Исследования поведения мыши или крысы в лабиринте Морриса – один из канонических биологических экспериментов, который состоит в следующем. Имеется бассейн с непрозрачной жидкостью (например, это может быть вода, подкрашенная молоком), на бортах бассейна есть рисунки, которые мышь видит и может использовать для ориентировки. В определенном месте бассейна есть скрытая платформа, которую мышь может найти и тем самым спастись – не утонуть. Мышь бросают в бассейн, она плавает некоторое время и либо находит платформу и спасается, либо начинает тонуть (тогда ее спасает экспериментатор). После ряда экспериментов мышь начинает использовать ориентиры на бортах бассейна и находить платформу за достаточно короткое время.

Поведение NOMAD'а в лабиринте Морриса моделировалась следующим образом [24]. NOMAD представлял собой подвижное устройство на колесах, управляемое нейронной сетью, состоящей из 90000 нейронов, в которой было выделено 50 различных нейронных областей, в частности, были выделены несколько областей гиппокампа. В сети было $1.4 \cdot 10^6$ синаптических контактов (синапсов) между нейронами. Программно нейронная сеть была реализована на основе компьютерного кластера. При моделировании детально исследовались процессы, происходящие в разных нейронных областях.

Сенсорная система NOMAD'а включала зрение, обонятельную систему, позволяющую отслеживать свои собственные следы, систему инфракрасных приемников-излучателей, обеспечивающую избегание столкновений, и специальный детектор скрытой от зрения платформы, позволяющий обнаруживать эту платформу только тогда, когда NOMAD находился непосредственно над ней.

NOMAD помещался в комнату, в которой была скрытая платформа; на стенах комнаты были разноцветные полосы – ориентиры. В начале каждого из компьютерных экспериментов NOMAD помещался в разные участки комнаты, задача NOMAD'а была найти скрытую платформу. Обучение нейронных сетей NOMAD'а осуществлялось по модифицированному правилу Хебба (увеличение или уменьшение веса синаптической связи между активными нейронами) на основе подкреплений (получаемых при нахождении скрытой платформы) и наказаний (получаемых при приближении к стенам комнаты).

Было продемонстрировано, что

- 1) NOMAD обучается находить платформу достаточно быстро (за 10-20 попыток);
- 2) в модельном гиппокампе формируются *нейроны места*, активные только тогда, когда NOMAD находится в определенных участках комнаты;
- 3) в модельном гиппокампе формируются связи между отдельными нейронными областями, отражающие причинно-следственные зависимости.

Итак, изложенная модель представляет собой интересное эмпирическое компьютерное исследование самообучающегося адаптивного устройства, хорошо продуманное с биологической точки зрения.

3.2. Бионическая модель поискового адаптивного поведения

Одно из актуальных направлений исследований в рамках моделирования адаптивного поведения – имитация поискового поведения животных. В работе [25] промоделировано поисковое поведение на примере 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. Частицы скрепляются между собой по краям с помощью клейкой белковой нити. Строительство домика требует меньше времени, усилий и белка, если личинки используют относительно крупные и плоские частицы. Однако поиск крупных частиц на дне водоема требует затрат времени и энергии, не известных личинке заранее. Задача осложняется еще и тем, что личинки при поиске частиц не пользуются зрением и могут обнаружить частицу и определить её размер только на ощупь, что требует дополнительных затрат времени.

В [25] построена компьютерная модель поискового поведения личинок ручейников, строящих чехол-домик из частиц разного размера и ведущих поиск скоплений подходящих частиц. Модель использует понятие мотивации, а именно мотивации к прикреплению частиц к домику. Динамика регулирующей поведение мотивации $M(t)$ описывается уравнением:

$$M(t) = k_1 M(t-1) + \xi(t) + I(t), \quad (1)$$

время t дискретно, k_1 – параметр, характеризующий медленную релаксацию мотивации ($0 < k_1 < 1$, $1 - k_1 \ll 1$), $\xi(t)$ – случайные вариации мотивации, величина $I(t)$ характеризует направленное изменение мотивации при тестировании модельной личинкой частиц:

$$I(t) = k_2 (S_{curr} - S_{last}) / S_{last}, \quad (2)$$

где k_2 – положительный параметр, S_{curr} – площадь тестируемой в данный момент частицы, S_{last} – площадь последней протестированной ранее частицы. Если мотивация $M(t)$ достаточно велика, то происходит сбор и прикрепление частиц к домику, если $M(t)$ мала, то модельная личинка ищет новое место с подходящими размерами частиц.

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.

Отметим, что согласно (1), (2) динамика мотивации проста и эффективна. Она учитывает инерцию изменения, случайные вариации и направленное изменение $M(t)$. Аналогичная динамика $M(t)$ может быть использована и в других подобных задачах. Разработанный подход можно использовать при моделировании регулирования переключений между тактиками поведения в случае нескольких потребностей и целей живого организма или искусственного анимата, например, мобильного робота. Также аналогичная динамика мотивации применима при поиске экстремума функции нескольких переменных. Соответствующее моделирование было проведено и показана возможность реализации аналога известного «овражного» метода [26] оптимизации. Суть реализованного нами метода состоит в том, что вводится мотивация к сохранению направления поискового движения, при большой величине $M(t)$ направление движения сохраняется, при малых $M(t)$ направление поиска случайно варьируется. Если минимизируемая функция имеет достаточно глубокий «овраг», в котором она слабо меняется, то сначала в данном методе быстро находится сам овраг, а затем происходит постепенная минимизация функции при движении вдоль оврага.

3.3. Модель автономных агентов с естественными потребностями

В работе [27] исследовано адаптивное поведение популяции автономных агентов, имеющих несколько естественных потребностей: питание, размножение, безопасность. Каждый агент об-

ладает ресурсом $R(t)$, который увеличивается при питании и уменьшается при выполнении агентом других действий (время t дискретно). Мир, в котором находились агенты, состоял из двух клеток: одна клетка являлась опасной для агентов, вторая – безопасной. Периодически статус клеток менялся: опасная клетка становилась безопасной, и, наоборот, клетка, бывшая безопасной, становилась опасной. Агент, находящийся в опасной клетке, каждый такт времени терял большой ресурс. В мире имелась восполняемая пища агентов. Агенты выполняли следующие действия: деление, питание, перемещение в другую (альтернативную из двух) клетку, отдых.

Система управления агента представляла собой набор правил вида: «Если имеет место ситуация S , то необходимо выполнить действие A ». Ситуация S – это набор параметров, характеризующих внешнюю и внутреннюю среду агента. Каждое правило имеет свой вес. Веса правил модифицировались как путем самообучения агентов, так и в процессе эволюционной оптимизации. Обучение проводилось методом обучения с подкреплением [19]. При делении агента ресурс родителя делился пополам между родителем и потомком. Правила выбора действий потомка отличались от правил родителя малыми мутациями. При выборе агентом действия определялась текущая ситуация и из соответствующих ситуации правил с большой вероятностью выбиралось правило с максимальным весом, а с малой вероятностью – произвольное правило. Соответствующее выбранному правилу действие выполнялось.

Специальным выбором параметров модели задавались следующие случаи: А) случай L (чистое обучение), в этом случае веса правил настраивались путем обучения с подкреплением; Б) случай E (чистая эволюция), в этом случае веса правил модифицировались в результате мутаций и отбора делящихся агентов; В) случай LE (обучение + эволюция), для которого веса правил модифицировались как путем обучения, так и в процессе эволюционной оптимизации.

Компьютерное моделирование продемонстрировало, что во всех трех случаях после формирования правил агенты своевременно перемещались из опасной клетки в безопасную, при чистом обучении (случай L) агенты в основном выполняли действия, соответствующие потребностям питания и безопасности, а при эволюционной оптимизации (случай E) дополнительно к этому увеличивалась частота действий, соответствующих потребности размножения. В случае LE поведение агентов было близко к таковому в случае L.

Итак, моделирование продемонстрировало формирование достаточно естественного поведения агентов. Существенно, что при эволюционной оптимизации важную роль играло размножение, так как в этом случае веса правил настраивались при делении агентов за счет мутаций и отбора.

3.4. Модель формирования обобщающих эвристик

В модели [28] исследовалось поведение одного автономного агента в двумерной клеточной среде. Считалось, что каждый такт времени t агент выполняет одно из следующих действий: питание, перемещение на одну клетку вперед, поворот направо или налево, отдых. В половине клеток случайным образом размещены порции пищи. Как и в предыдущей модели, агент обладает ресурсом $R(t)$, который увеличивается при питании и уменьшается при выполнении других действий. Система управления агента представляет собой набор правил вида: «Если имеет место ситуация S_k , то необходимо выполнить действие A_k », k – номер правила. Каждое правило имеет свой вес W_k , веса правил модифицируются при обучении агента. Компоненты вектора S_k принимают значения 0 или 1; они соответствуют наличию или отсутствию порции пищи в определенной клетке в «поле зрения» агента. Поле зрения включает в себя четыре клетки: ту клетку, в которой агент находится, клетку впереди агента и клетки справа и слева от агента.

Каждый такт времени агент осуществляет выбор действия и обучается. Выбор действия осуществляется следующим образом. Если имеются правила, для которых все компоненты вектора S_k совпадают с компонентами вектора текущей ситуации $S(t)$, то из этих правил с вероятностью $1-\varepsilon$ выбирается то правило, для которого вес W_k максимален, и выполняется действие A_k , входящее в это правило, а с вероятностью ε выполняется случайное действие. Случайное действие выполняется также и тогда, когда нет правил, для которых $S_k = S(t)$. Если при случайном

выборе действия A у рассматриваемого агента правило $S(t) \rightarrow A$ отсутствует, то это новое правило добавляется к имеющимся, вес его полагается равным 0. При моделировании использовался «метод отжига» [29]: на начальных тактах моделирования, когда логические правила еще не сформированы, полагалось $\varepsilon \sim 1$, со временем величина ε уменьшалась до нуля. При обучении веса правил W_k модифицируются методом обучения с подкреплением [19]. В результате обучения увеличиваются веса правил, применение которых приводит к росту ресурса агента.

Дополнительно в компьютерную программу вводилась процедура усреднения. Агент для каждого действия проводил усреднение по времени, а именно, вычислялось среднее число применений данного действия по всему времени расчета для той или иной текущей ситуации $S(t)$. Это позволяло агенту производить обобщение ситуаций и формировать понятия, характеризующие внешнюю среду.

После формирования правил агент выполнял следующие преимущественные действия. Действие *питание* выполняется, если имеется пища в той клетке, в которой находится агент (независимо от того, имеется ли пища в других клетках поля зрения агента). Действие *перемещение на одну клетку вперед* выполняется, если нет пищи в той клетке, в которой находится агент, и имеется пища в клетке впереди агента. Действие *поворот направо/налево* выполняется, если нет пищи в той клетке, в которой находится агент, и в клетке впереди агента, но имеется пища в клетке справа/слева от агента. Частота действия *отдых* пренебрежимо мала. Тем самым автономный агент формировал обобщающие эвристики, определяющие его поведение и приводящие к нахождению пищи.

Кроме этого, за счет процедуры усреднения агент формировал и внутренние понятия «*имеется пища в моей клетке*», «*имеется пища в клетке впереди меня*», «*имеется пища в клетке справа/слева от меня*». Итак, наблюдая за ситуациями и выполняемыми действиями, агент способен самостоятельно формировать понятия, обобщающие сенсорную информацию.

3.5. Взаимодействие между обучением и эволюционной оптимизацией систем управления автономных агентов

В [30] исследовалась модель эволюции популяции автономных самообучающихся агентов. Система управления агентов содержит два нейросетевых блока, которые предназначены 1) для прогноза будущих ситуаций S во внешней среде при тех или иных действиях агента и 2) для оценки суммарной награды $R(S)$, которую можно получить, исходя из ситуации S . В соответствии этими оценками агент выбирает действия. При обучении агентов использовался метод обучения с подкреплением [19].

Помимо обучения исследованные агенты эволюционировали, т.е. имелась популяция агентов и нейросетевые системы управления агентов оптимизировались и с помощью дарвиновской эволюции. Предполагалось, что начальные веса синапсов нейронных сетей, получаемые агентами при рождении, передаются от родителей к потомкам, испытывая при этом малые мутации. Причем, чем больше суммарная награда (ресурс) агента R , полученная им в течение поколения, тем больше шансов имеет агент дать потомков в следующее поколение.

Таким образом, каждый агент имел два набора весов синапсов нейронных сетей: начальные веса G , передаваемые от родителя к потомкам и составляющие геном агента, и текущие веса W . Начальные веса G не менялись в течение жизни агента, они оптимизировались путем эволюции, в результате мутаций и отбора. В момент рождения агента текущие веса полагались равными начальным: $W = G$. В течение жизни агента текущие веса W улучшались путем обучения, но потомкам эти веса не передавались.

Исследование модели проводилось на примере модельных агентов-ящериц, приспособившихся к изменению температуры во внешней среде. Предполагалось, что имеется два места, которые ящерицы могут выбирать: место на камешке, место в норке. Естественное поведение таково: при высокой температуре ящерица греется на камешке, при низкой температуре она забирается в норку и сохраняет накопленное тепло. Подкрепления (изменения ресурса) агента-ящерицы зависели от того, насколько действия ящерицы соответствовали этому естественному поведению.

При компьютерном моделировании был обнаружен интересный эффект. Хотя эволюция популяции агентов была дарвиновская, в течение нескольких поколений эволюции происходила генетическая ассимиляция приобретаемого навыка к росту ресурса агентов. Рис. 2 показывает динамику ресурса наилучшего агента в популяции $R(t)$ в течение первых пяти поколений.

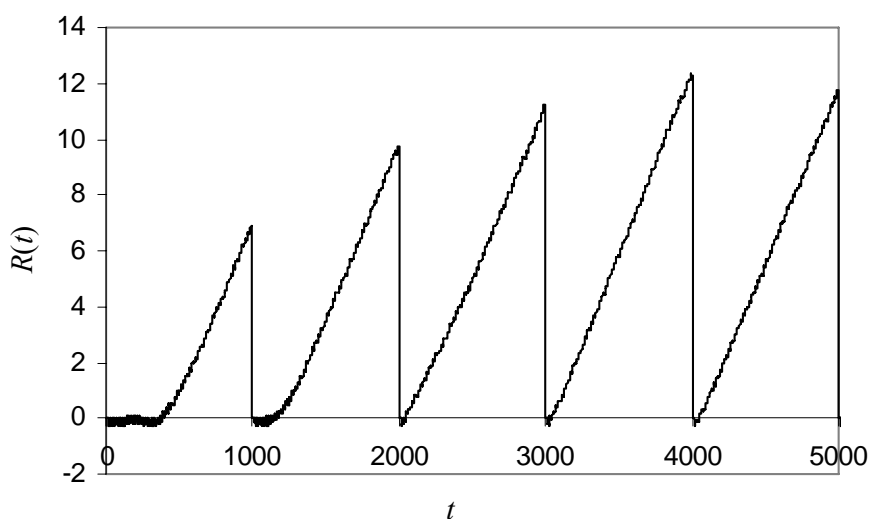


Рис. 2. Зависимость ресурса лучшего в популяции агента $R(t)$ от номера такта времени t для первых пяти поколений. Длительность поколения равна 1000 тактов времени

Видно, что в течение первых двух поколений значительный рост ресурса лучшего в популяции агента начинается только после задержки 300-500 тактов времени; т.е. агент оптимизирует свою стратегию поведения при помощи обучения. От поколения к поколению агенты находят хорошую стратегию поведения все раньше и раньше. К пятому поколению лучший агент «знает» хорошую стратегию поведения с самого рождения, и обучение не приводит к существенному улучшению стратегии. Такая генетическая ассимиляция навыка увеличивать свой ресурс R соответствует эффекту Болдуина, который был предложен более 100 лет назад [31, 32]. Интересно то, что в модели [30] эта ассимиляция происходила быстро, в течение всего 3-5 поколений, т.е. в дарвиновской эволюции наблюдались определенные черты, характерные для ламарковских процессов.

Закончим изложение конкретных моделей и возвратимся к общему обсуждению моделирования когнитивной эволюции на базе исследований адаптивного поведения.

4. Модели адаптивного поведения и задача исследования когнитивной эволюции

Кратко отметим близкие к моделированию когнитивной эволюции работы, ведущиеся в рамках направления «Адаптивное поведение».

В ряде ранних работ исследовались модели условных рефлексов. Здесь мы приведем только ссылки на некоторые из этих моделей [15, 33, 34].

В последнее время активно развиваются исследования антисипаторного поведения, при котором животное предвидит будущие ситуации и использует это предвидение при организации поведения [35].

Интересные работы связаны с методами формализации правил принятия решения. Например, в [36] предложены обобщенные, соответствующие разным уровням биологической эволюции правила принятия решений. Правила учитывают ассоциативные модели, модели классиче-

ского и инструментального условного рефлексов, модели предвидения результатов действия. Проработаны схемы обучения и принятия решения на основе этих правил, проведено компьютерное моделирование, подтвердившее эффективность предложенных правил.

Некоторые работы анализируют эволюционные аспекты становления нейронных структур мозга животных, обеспечивающих познавательные процессы. Например, в [37] проанализирована эволюция нейронных структур мозга, играющих важную роль при выборе действий, обеспечивающих адаптивное поведение.

Отметим работы и с другой стороны – со стороны исследования логических процессов на стыке с «логикой» поведения животных. В статье В.Ф. Турчина (1987 г.) [38] предпринята весьма нетривиальная попытка пересмотра оснований математики и рассмотрена возможность построения предиктивных логических процессов в контексте теории множеств и кибернетического подхода к обоснованию математики. В недавних работах Е.Е. Витяева и А.В. Демина [39-41] начато интересное исследование «индуктивной логики» аниматов на основе биологических теорий П.К. Анохина и П.В. Симонова. В частности, разработана логическая модель адаптивной системы управления анимата и на примере задачи фуражирования показано, что логическая модель может быть эффективней метода обучения с подкреплением. Отметим, что, развивая подход работ [39-41], можно попытаться проанализировать переход от индуктивной логики (точнее, той «логики», которую используют животные при организации своего поведения) к дедуктивной (той, которую используют математики при доказательстве теорем).

Итак, работы по когнитивным моделям адаптивного поведения ведутся. Хотя пока это скорее накопление материала, а не последовательное изучение когнитивной эволюции.

Каковы же эволюционные уровни, на которых стоит остановиться? Как от простых форм адаптивного поведения идти к логическим формам, используемым в научном познании? Попытка выделения ключевых эволюционных уровней сделана в следующем разделе.

5. Контуры программы будущих исследований когнитивной эволюции

Анализ современных 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 адаптивным поведением, 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 модельных организмов с несколькими естественными потребностями: питания, размножения, безопасности. Фактически, уже начато моделирование в этом направлении; простая модель автономных агентов с естественными потребностями кратко характеризуется в разделе 3.3.

Б) Исследование перехода от физического уровня обработки информации в нервной системе животных к уровню обобщенных образов. Такой переход можно рассматривать, как появление в «сознании» животного свойства «понятие». Обобщенные образы можно представить как мысленные аналоги наших слов, не произносимые животными, но реально используемые ими. Например, у собаки явно есть понятия «хозяин», «свой», «чужой», «пища». И важно осмыслить, как такой весьма нетривиальный переход мог произойти в процессе эволюции. Использование понятий приводит к существенному сокращению и требуемой памяти, и времени обработки информации, поэтому оно должно быть эволюционно выгодным. Упрощенная модель формирования обобщенных понятий изложена в разделе 3.4.

В) Исследование процессов формирования причинных связей в памяти животных. Повидимому, запоминание причинно-следственных связей между событиями во внешней среде и

адекватное использование этих связей в поведении – одно из ключевых свойств активного познания животным закономерностей внешнего мира. Такая связь формируется, например, при выработке условного рефлекса: животное запоминает связь между условным стимулом (УС) и следующим за ним безусловным стимулом (БС), что позволяет ему предвидеть события в окружающем мире и адекватно использовать это предвидение. Определенное (также очень упрощенное) прогнозирование будущих ситуаций осуществляется нейронной сетью автономных агентов, охарактеризованных в разделе 3.5.

Естественный следующий шаг – переход от отдельных причинных связей к логическим выводам на основе уже сформировавшихся знаний.

Г) Исследование процессов формирования логических выводов в «сознании» животных. Фактически, уже на базе классического условного рефлекса животные способны делать «логический вывод» вида: $\{УС, УС \rightarrow БС\} \Rightarrow БС$ или «Если имеет место условный стимул, и за условным стимулом следует безусловный, то нужно ожидать появления безусловного стимула». В определенной степени такие выводы подобны выводам математика, доказывающего теоремы (см. выше, раздел 1). И целесообразно разобраться в системах подобных выводов, понять, насколько адаптивна логика поведения животных и насколько она подобна нашей, человеческой логике.

Д) Исследование коммуникаций, возникновения языка. Наше мышление тесно связано с языком, с языковым общением между людьми. Поэтому целесообразно проанализировать: как в процессе биологической эволюции возникал «язык» общения животных, как развитие коммуникаций привело к современному языку человека, как развитие коммуникаций и языка способствовало развитию логики, мышления, интеллекта человека.

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

6. Заключение

Итак, предложен подход к моделированию когнитивной эволюции. Указана связь этого направления исследований с основаниями математики. Очерчен задел по моделям когнитивной эволюции, развитый в направлении исследований «Адаптивное поведение». Намечены контуры программы будущих исследований когнитивной эволюции.

Заключая статью, просуммируем аргументы в пользу актуальности исследований когнитивной эволюции.

- Эти исследования связаны с основаниями науки, с основаниями математики, с серьезной проблемой: почему логические выводы, математические доказательства могут быть использованы в познании реальной природы.
- Данные исследования интересны с философской, эпистемологической точки зрения – они нацелены на прояснение причин применимости человеческого мышления в познании природы.
- В направлении исследований «Адаптивное поведение», дальняя цель которого близка к задаче моделирования эволюции познавательных способностей живых организмов, развивается задел по моделированию когнитивной эволюции.
- Эти исследования интересны с точки зрения развития когнитивных наук, так как они связаны с важными когнитивными процессами – процессами научного познания.

Литература

1. Величковский Б.М. Когнитивная наука: Основы психологии познания: В 2 т. М.: Смысл: Издательский центр «Академия», 2006.
2. Четвертая международная конференция по когнитивной науке: Тезисы докладов: В 2 т.

Томск: ТГУ, 2010.

3. Редько В.Г. Эволюция, нейронные сети, интеллект. Модели и концепции эволюционной кибернетики. М.: КомКнига. (Изд-во УРСС, серия «Синергетика: от прошлого к будущему»), 2005.
4. Редько В.Г. Актуальность моделирования когнитивной эволюции // Научная сессия НИЯУ МИФИ-2010. Материалы избранных научных трудов по теме «Актуальные вопросы нейробиологии, нейроинформатики и когнитивных исследований». М.: НИЯУ МИФИ, 2010. С. 69-90.
5. Турчин В.Ф. Феномен науки. Кибернетический подход к эволюции. М.: Наука, 1993. (1-е изд.). М.: ЭТС, 2000. (2-е изд.). См. также <http://www.refal.ru/turchin/phenomenon/>
6. Математическая теория логического вывода (под ред. А.В. Идельсона и Г.Е. Минца). М.: Наука, 1967.
7. Кант И. Критика чистого разума. Соч. в 6-ти томах. Т.3. М.: Мысль, 1964. С. 69-695.
8. Кант И. Прологомены ко всякой будущей метафизике, могущей появиться как наука. Соч. в 6-ти томах. Т.4, часть 1. М.: Мысль, 1965. С. 67-210.
9. Lorenz K. Kant's doctrine of the a priori in the light of contemporary biology (1941) // In: H. Plotkin (Ed.). Learning, Development and Culture: Essays in Evolutionary Epistemology. New York: Wiley, 1982. PP. 121-143. См. также перевод: Лоренц К. Кантовская концепция a priori в свете современной биологии // Сб. Эволюция. Язык. Познание. (Отв. ред. И.П. Меркулов). М.: Языки русской культуры, 2000. С. 15-41.
10. 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.
11. Непомнящих В.А. Поиск общих принципов адаптивного поведения живых организмов и аниматов // Новости искусственного интеллекта. 2002. № 2. С. 48-53.
12. От моделей поведения к искусственному интеллекту (под ред. В.Г. Редько). М.: КомКнига (Изд-во УРСС, серия «Науки об искусственном»), 2006.
13. Цетлин М.Л. Исследования по теории автоматов и моделирование биологических систем. М.: Наука, 1969.
14. Бонгард М.М., Лосев И.С., Смирнов М.С. Проект модели организации поведения – «Животное» // Моделирование обучения и поведения. М.: Наука, 1975. С. 152-171.
15. Гаазе-Рапопорт М.Г., Поспелов Д.А. От амебы до робота: модели поведения. М.: Наука, 1987. М.: УРСС, 2004.
16. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание. М.: Издательский дом «Вильямс», 2006.
17. Holland J.H. Adaptation in Natural and Artificial Systems. Ann Arbor, MI: The University of Michigan Press, 1975 (1st edn). Boston, MA: MIT Press, 1992 (2nd edn).
18. Holland J.H., Holyoak K.J., Nisbett R.E., Thagard P. Induction: Processes of Inference, Learning, and Discovery. Cambridge: MIT Press, 1986.
19. Sutton R., Barto A. Reinforcement Learning: An Introduction. Cambridge: MIT Press, 1998. See also: <http://www.cs.ualberta.ca/~sutton/book/the-book.html>
20. Вайнцвайг М.Н., Полякова М.П. О моделировании мышления // От моделей поведения к искусственному интеллекту. Серия «Науки об искусственном» (под ред. Редько В.Г.). М.: УРСС, 2006. С. 280-286.
21. Nolfi S., Baldassarre G., Calabretta R., Hallam J., Marocco D., Miglino O., Meyer J.-A., Parisi D. (Eds). From Animals to Animats 9: Proceedings of the Ninth International Conference on Simulation of Adaptive Behavior. LNAI Volume 4095. Berlin, Germany: Springer Verlag, 2006.
22. Wilson S.W. The animat path to AI // In: 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. PP. 15-21.
23. Pfeifer R., Scheier C. Understanding Intelligence. London: MIT Press, 1999.
24. 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.

25. 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.
26. Гельфанд И.М., Цетлин М.Л. Принцип нелокального поиска в задачах автоматической оптимизации // ДАН СССР, 1961. Т. 137. № 2. С. 295-298.
27. Редько В. Г., Бесхлебнова Г.А. Моделирование адаптивного поведения автономных агентов. Нейрокомпьютеры: разработка, применение. № 3. 2010. С. 33-38.
28. Редько В.Г., Бесхлебнова Г.А. Модель формирования адаптивного поведения автономных агентов // Интегрированные модели и мягкие вычисления в искусственном интеллекте. Сборник научных трудов V-й Международной научно-практической конференции. В 2-х томах. Т.1. М.: Физматлит, 2009. С. 70-79.
29. Kirkpatrick S., Gelatt C.D.Jr., Vecchi M.P. Optimization by simulated annealing // Science. 1983. V. 220. № 4598. PP. 671-680.
30. Редько В.Г., Редько О.В. Бионическая модель генетической ассимиляции приобретаемых навыков // Научная сессия НИЯУ МИФИ - 2010. XII Всероссийская научно-техническая конференция "Нейроинформатика-2010": Сборник научных трудов. В 2-х частях. Ч.1. М.: НИЯУ МИФИ, 2010. С. 191-198.
31. Baldwin J.M. A new factor in evolution // American Naturalist, 1896. V. 30. No. 354. PP. 441-451.
32. 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. V. 4. No. 3. 1996.
33. Grossberg S. Classical and instrumental learning by neural networks // In R. Rosen and F. Snell (Eds.). Progress in Theoretical Biology. V.3. New York: Academic Press, 1974. PP. 51-141.
34. Barto A.G., Sutton R.S. Simulation of anticipatory responses in classical conditioning by neuron-like adaptive element // Behav. Brain Res., 1982. V.4. No.3. PP. 221-235.
35. 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.
36. Witkowski M. An action-selection calculus // Adaptive Behavior, 2007. V. 15. No. 1. PP. 73-97.
37. 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.
38. Turchin V.F. A constructive interpretation of the full set theory // Journal of Symbolic Logic, 1987. V. 52. No. 1. PP. 172 -201.
39. Витяев Е.Е. Извлечение знаний из данных. Компьютерное познание. Модели когнитивных процессов. Новосибирск: НГУ, 2006.
40. Витяев Е.Е. Принципы работы мозга, содержащиеся в теории функциональных систем П.К. Анохина и теории эмоций П.В. Симонова // Нейроинформатика (электронный рецензируемый журнал). 2008. Т. 3. № 1. С. 25-78.
<http://www.niisi.ru/iont/ni/Journal/V3/N1/Vityaev.pdf>
41. Демин А.В., Витяев Е.Е. Логическая модель адаптивной системы управления // Нейроинформатика (электронный рецензируемый журнал). 2008. Т. 3. № 1. С. 79-108.
<http://www.niisi.ru/iont/ni/Journal/V3/N1/DeminVityaev.pdf>