

=====МАТЕРИАЛЫ III МЕЖДУНАРОДНОЙ КОНФЕРЕНЦИИ=====
=====«МАТЕМАТИЧЕСКАЯ БИОЛОГИЯ И БИОИНФОРМАТИКА»=====

УДК: 32.81

Моделирование когнитивной эволюции – перспективное направление исследований на стыке биологии и математики*

Редько В.Г.**

Научно-исследовательский институт системных исследований, Российская академия наук, Москва, Россия

Аннотация. Предлагается новое направление исследований – моделирование когнитивной эволюции, т.е. эволюции познавательных способностей биологических организмов. Это моделирование связано с основаниями науки, основаниями математики. Характеризуется направление «Адаптивное поведение», в рамках которого развивается задел исследований когнитивной эволюции. Излагаются модели адаптивного поведения автономных агентов, обладающих когнитивными свойствами. Предлагаются контуры программы будущих исследований когнитивной эволюции.

Ключевые слова: когнитивная эволюция, моделирование, адаптивное поведение, познавательные способности биологических организмов.

ВВЕДЕНИЕ

В статье предлагается новое направление исследований – моделирование когнитивной эволюции, т.е. эволюции познавательных способностей биологических организмов. Аргументируется, что актуальность исследований когнитивной эволюции связана с глубокой гносеологической проблемой: почему формальное логическое человеческое мышление, казалось бы, совсем не связанное с реальным физическим миром, применимо к познанию природы? При исследовании когнитивной эволюции целесообразно использовать математические, компьютерные модели. Показано, что имеется задел моделирования когнитивной эволюции, развиваемый в направлении исследований «Адаптивное поведение». Характеризуются начальные шаги моделирования, непосредственно направленные на анализ когнитивной эволюции. Подчеркивается актуальность моделирования когнитивной эволюции.

Статья построена следующим образом. В разделе 1 обсуждается указанная выше гносеологическая проблема. В разделе 2 характеризуется направление исследований «Адаптивное поведение». Типичные примеры моделей адаптивного поведения кратко излагаются в разделе 3. В разделе 4 выделены работы по адаптивному поведению, непосредственно связанные с моделированием когнитивной эволюции. В разделе 5 предлагаются контуры программы будущих исследований когнитивной эволюции. Актуальность исследований когнитивной эволюции резюмируется в разделе 6.

* Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ, проект № 10-01-00129, и Федеральной целевой программы «Научные и научно-педагогические кадры инновационной России» на 2009–2013 годы, госконтракт № П812.

** vgredko@gmail.com

1. КЛЮЧЕВАЯ ПРОБЛЕМА

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? Поясним эти вопросы. 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? В более общей формулировке ключевая проблема может быть сформулирована так: почему логика человеческого мышления применима к познанию природы?

Близкие вопросы давно интересовали ученых. В 1781 году появилась знаменитая «Критика чистого разума» И. Канта [1], а два года спустя вышло популярное изложение «Критики...» «Пролегомены ко всякой будущей метафизике, могущей появиться, как наука» [2] (термин «пролегомены» означает предварительные рассуждения, введение в изучение). 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 в рамках данного приближения вполне логично – что так как «чистый разум» априорен, то наш рассудок в познавательном процессе предписывает свои законы природе [2]:

«...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 (науки о поведении животных), лауреат Нобелевской премии К. Лоренц в статье «Кантовская концепция a priori в свете современной биологии» [3]. 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 ключевой вопрос о применимости логического мышления человека к познанию природы.

Как же разобраться в происхождении логических форм мышления? Можно ли промоделировать это происхождение? Какие методы использовать? Как такие исследования связаны с основаниями науки, основаниями математики? Есть ли задел работ по моделированию эволюции познавательных способностей животных? Далее обсуждаются перечисленные вопросы. Но, прежде всего, кратко остановимся на вопросе: можно ли вообще в принципе вести такие исследования?

Итак, можно ли проследить эволюционные корни логических правил, используемых в дедуктивных доказательствах? По мнению автора настоящей статьи, да, можно. Приведем следующую аналогию.

Одно из элементарных правил, которое использует математик в логических заключениях, – правило *modus ponens*: «если имеет место *A*, и из *A* следует *B*, то имеет место *B*», или

$$\frac{A, A \rightarrow B}{B}. \quad (1)$$

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 → БС, делает элементарный «вывод»

$$\frac{УС, УС \rightarrow БС}{БС}. \quad (2)$$

И собака ожидает БС.

Конечно, чисто дедуктивное применение формального правила *modus ponens* математиком и основанный на обобщении опыта индуктивный «вывод», который делает собака, явно различаются. Тем не менее, и в первом и во втором случаях речь идет о следственной связи между математическими утверждениями либо событиями: из *A* следует *B*, за УС следует БС. Хотя контексты следственной связи, следственной зависимости в этих двух случаях различны: в первом случае *B* есть формальное логическое следствие *A*; во втором случае в процессе наблюдений формируется и запоминается причинно-следственная связь между событиями УС и БС, следующими одно за другим во времени.

Итак, применение правила *modus ponens* при дедуктивном выводе аналогично «выводу» на основе классического условного рефлекса.

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

Таким образом, можно анализировать эволюционные корни логического мышления и строить модели эволюционного происхождения логических правил, используемых в научном познании. Естественно, что при моделировании когнитивной эволюции целесообразно рассматривать использование познавательных способностей животных

при их приспособлении к внешней среде. Познавательные свойства были полезны для животных и закреплялись в процессе естественного отбора.

При этом результат эволюции – правила логического вывода, используемые при математических доказательствах, – известны и достаточно хорошо формализованы [4]. В основе этих выводов – элементарные правила, такие как *modus ponens*.

Важно подчеркнуть, что были и попытки пересмотра оснований математики в близком к исследованиям когнитивной эволюции контексте. В статье В.Ф. Турчина (1987 г.) [5] предпринята весьма нетривиальная попытка пересмотра оснований математики и рассмотрена возможность построения предиктивных логических правил в контексте теории множеств и кибернетического подхода к обоснованию математики. В.Ф. Турчиным также была предложена концептуальная теория метасистемных переходов [6], которая может быть использована при моделировании когнитивной эволюции.

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»

Направление «Адаптивное поведение» развивается с начала 1990-х годов [7, 8]. Основной подход направления – конструирование и исследование искусственных (в виде компьютерной программы или робота) «организмов», способных приспособиваться к внешней среде. Эти организмы часто называются «аниматами» (от англ. *animal* и *robot*: *animal* + *robot* = *animat*), агентами, автономными агентами. Исследователи адаптивного поведения разрабатывают такие модели, которые применимы к описанию поведения как реального животного, так и искусственного анимата [9]. Дальняя цель этих работ (пока еще не реализованная) – анализ эволюции когнитивных способностей животных и происхождения интеллекта человека [10]. Эта цель близка к задаче моделирования когнитивной эволюции.

Отметим, что хотя «официально» направление «Адаптивное поведение» было провозглашено в 1990 году, были явные провозвестники этого направления. Хороший обзор ранних работ по адаптивному поведению представлен в книге М.Г. Гаазе-Рапопорта, Д.А. Поспелова «От амебы до робота: модели поведения» [11].

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

- нейронные сети [12],
- генетический алгоритм [13] и другие методы эволюционной оптимизации,
- классифицирующие системы (Classifier Systems) [14],
- обучение с подкреплением (Reinforcement Learning) [15].

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 [16]. Приложения моделей адаптивного поведения – искусственный интеллект, робототехника, модели адаптивного поведения в социально-экономических системах [17, 18].

В моделях адаптивного поведения часто используется феноменологический подход. То есть предполагается, что существуют формальные правила адаптивного поведения, и эти правила не обязательно связаны с конкретными микроскопическими нейронными или молекулярными структурами, которые есть у живых организмов. Скорее всего, такой феноменологический подход для исследований адаптивного поведения вполне

имеет право на существование. В пользу этого тезиса приведем аналогию из физики. Есть термодинамика, и есть статистическая физика. Термодинамика описывает явления на феноменологическом уровне, статистическая физика характеризует те же явления на микроскопическом уровне. В физике термодинамическое и стат-физическое описания относительно независимы друг от друга, и вместе с тем взаимодополнительны. По-видимому, и для описания живых организмов может быть аналогичное соотношение между феноменологическим (на уровне поведения) и микроскопическим (на уровне нейронов и молекул) подходами. При этом естественно ожидать, что для исследования систем управления адаптивным поведением и моделей когнитивной эволюции феноменологический подход должен быть более эффективен, чем микроскопический (по крайней мере, на начальных этапах работ), так как очень трудно сформировать целостную картину поведения на основе анализа всего сложного многообразия функционирования нейронов, синапсов, молекул.



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.uk/ISAB/>), издается журнал Adaptive Behavior, раз в два года проводятся международные конференции по моделированию адаптивного поведения.

Характерные 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, руководимом лауреатом Нобелевской премии Дж. Эдельманом (сайт института: <http://www.nsi.edu>), уже более 25 лет ведутся разработки поколений моделей работы мозга (Darwin I, Darwin II, ...). В последние годы идут 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 [19] 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 моделировалось следующим образом [19]. 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 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 поощрений (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. Модель эволюционного возникновения коммуникаций в коллективе роботов

В работе [20] исследовались вопросы: Как могут эволюционно возникнуть коммуникации между модельными организмами? Как в эволюционном процессе может сформироваться сигнальная обработка информации?

Рассматривалась следующая проблема. Есть четыре робота, каждый из которых управляется рекуррентной нейронной сетью (т.е. нейронной сетью с обратными связями), состоящей из 5-ти нейронов. На входы нейронов поступают сигналы от 8-ми инфракрасных датчиков и от 4-х датчиков, воспринимающих звуковые сигналы с разных сторон. Нейронная сеть имела 3 выходных нейрона, два из которых определяли скорость движения двух колес робота, а третий нейрон – интенсивность силы звука, издаваемого в данный момент роботом. В ограниченной области пространства находились две кормушки, и роботам нужно было, используя свои нейронные сети и звуковые сигналы разной интенсивности, как можно быстрее распределиться по кормушкам: по 2 робота на каждую из кормушек.

Нейронные сети роботов оптимизировались эволюционным путем. В результате в течение 2000 поколений у роботов сформировались сигналы 5 различных видов (т.е. разной интенсивности). Используя эти сигналы, роботы достаточно устойчиво находили требуемое распределение по кормушкам.

Итак, в работе [20] продемонстрировано, что в эволюционирующей популяции роботов, управляемых рекуррентными нейронными сетями, может формироваться простая сигнальная система, а именно, система коммуникаций, позволяющая решать нетривиальную задачу распределения роботов по кормушкам.

3.3. Бионическая модель поискового адаптивного поведения

Одно из актуальных направлений исследований в рамках моделирования адаптивного поведения – имитация поискового поведения животных. В работе [21] исследовано поисковое поведение на примере личинок ручейников *Chaetopteryx villosa*, обитающих на дне водоемов. Личинки носят на себе «домик» – трубку из песка и других частиц, собираемых со дна 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 [21] 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:

$$M(t) = k_1 M(t-1) + o(t) + I(t) , \quad (3)$$

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

$$I(t) = k_2 (S_{curr} - S_{last}) / S_{last} , \quad (4)$$

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 (3), (4) динамика мотивации проста и эффективна. Она учитывает инерцию изменения, случайные вариации и направленное изменение $M(t)$. И разработанный подход может быть использован при моделировании регулирования переключений между тактиками поведения в случае нескольких потребностей и целей живого организма или искусственного анимата, например, мобильного робота.

Аналогичная динамика $M(t)$ может быть использована и в других подобных задачах. Например, ее можно использовать при поиске экстремума функции нескольких переменных. Такое моделирование было проведено и показана возможность реализации аналога известного «овражного» метода [22] оптимизации. Суть реализованного нами метода [23] 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.

3.4. Моделирование обучения и эволюционной оптимизации нейросетевых систем управления автономных агентов

В работе [24] построена и исследована модель автономных адаптивных агентов, которые подобны биологическим организмам, приспособляющимся к изменению температуры T в окружающей среде. Система управления агента основана на нейросетевых адаптивных критиках [25] и обеспечивает прогнозирование изменений T и принятие решения о перемещении агента в соответствии с изменениями температуры.

Модель основана на следующей аналогии. Рассматриваются модельные агенты-«ящерицы», которые адаптируются к изменениям температуры. Суть адаптации состоит в следующем. Есть два места, которые ящерицы могут выбирать: 1) место на камешке, 2) место в норке. Естественное поведение таково. При высокой температуре ящерица греется на камешке, при низкой температуре она забирается в норку и сохраняет накопленное тепло. Следуя такому поведению, ящерица увеличивает свой ресурс R .

Система управления отдельного агента основана на нейросетевых адаптивных критиках. Система управления оптимизируется путем обучения с подкреплением и посредством дарвиновской эволюции. Каждый агент имеет два набора весов синапсов нейронных сетей: \mathbf{G} и \mathbf{W} . Набор \mathbf{G} представляет собой начальные веса синапсов нейронных сетей, получаемые агентом в момент его рождения от агента-родителя. Этот набор \mathbf{G} есть геном агента, который не меняется в течение его жизни. Набор \mathbf{W} – текущие веса синапсов нейронных сетей, которые подстраиваются в течение жизни агента методом обучения с подкреплением. В момент рождения агента текущие веса синапсов равны начальным: $\mathbf{W} = \mathbf{G}$. Потомки агента наследуют геном \mathbf{G} (с небольшими мутациями). Так как наследуется агентом именно получаемый от родителя геном \mathbf{G} , а не изменяемые в течение жизни веса \mathbf{W} , то эволюция носит дарвиновский характер.

Путем компьютерного моделирования были проанализированы следующие варианты:

- Случай L (чистое обучение); в этом случае рассматривался отдельный агент, который обучался методом обучения с подкреплением;

- Случай E (чистая эволюция), т.е. эволюционирующая популяция агентов без обучения;
- Случай LE (обучение + эволюция), т.е. полная модель, изложенная выше.

Было проведено сравнение ресурса, приобретаемого агентами за 1000 временных тактов (время дискретно) для этих трех вариантов. Для случаев E и LE в начале поколения ресурс всех агентов был равен нулю, и регистрировалось максимальное значение ресурса в популяции $R_{max}(n_g)$ в конце каждого поколения (n_g – номер поколения). Длительность поколения была равна 1000 тактов времени, $T_g = 1000$. В случае L (чистое обучение) рассматривался только один агент, ресурс которого для удобства сравнения со случаями E и LE обнулялся каждые $T_g = 1000$ тактов времени. В этом случае индекс n_g увеличивался на единицу после каждых T_g временных тактов, и полагалось $R_{max}(n_g) = R(T_g n_g)$, где $T_g n_g$ – номер такта времени в момент окончания n_g -го периода длительностью T_g . Зависимость внешней температуры от времени задавалась в форме синусоиды с периодом 20 тактов времени.

Графики $R_{max}(n_g)$ представлены на рис. 2, который показывает, что обучение, объединенное с эволюцией (случай LE), обеспечивает более эффективный рост R_{max} , чем обучение или эволюция отдельно (случаи L и E).

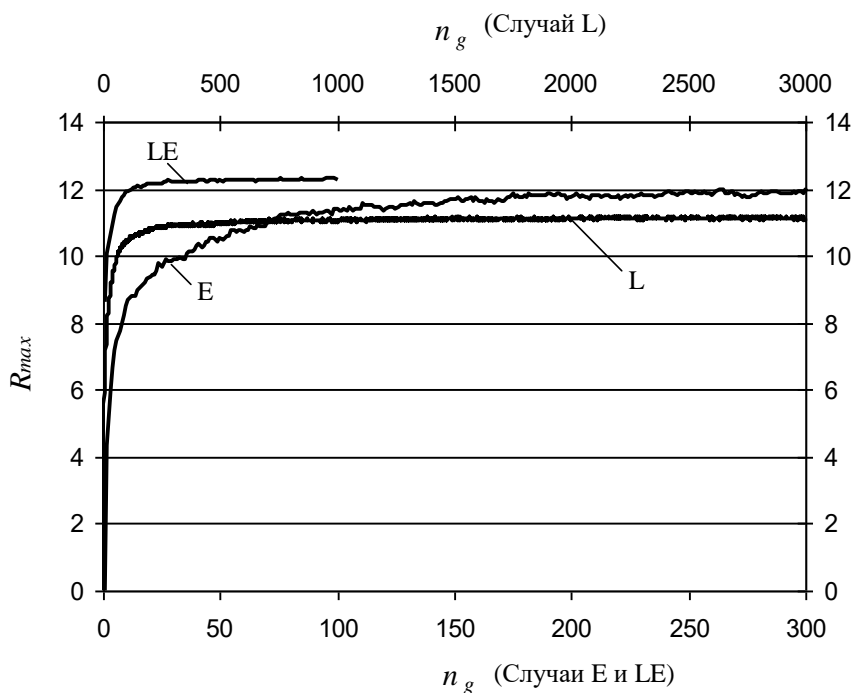


Рис. 2. Зависимости $R_{max}(n_g)$. Кривая LE соответствует случаю обучения, объединенного с эволюцией, кривая E – случаю чистой эволюции, кривая L – случаю чистого обучения. Кривые усреднены по 1000 расчетам.

Исследование полной модели (случай LE) также продемонстрировало, что в эволюционирующей популяции самообучающихся агентов наблюдается эффект Болдуина [26, 27]: навыки, изначально приобретаемые посредством обучения, генетически ассимилируются в процессе дарвиновской эволюции. Причем генетическая ассимиляция приобретаемых навыков может происходить быстро: в течение всего 3-5 поколений. Пример такой ассимиляции представлен на рис 3. Для этого примера было проанализировано, как изменяется значение ресурса наилучшего в популяции агента $R(t)$ в течение первых пяти поколений (длительность поколения равна 1000 тактов времени). Рис. 3 показывает, что в двух первых поколениях

значительный рост ресурса лучшего в популяции агента начинается только после задержки 200-400 тактов времени; т.е., очевидно, что 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.

Подчеркнем, что генетическая ассимиляция приобретаемых навыков происходит в течение малого числа поколений (3-5 поколений), т.е. определенные черты ламарковской эволюции могут быть характерны для дарвиновской эволюции.

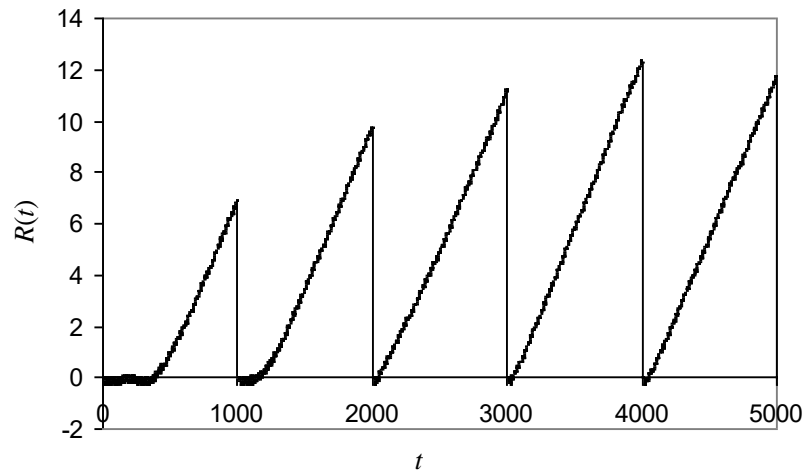


Рис. 3. Зависимость ресурса наилучшего в популяции агента $R(t)$ от времени t . Случай LE.

В следующем разделе укажем работы по адаптивному поведению, непосредственно связанные с моделированием когнитивной эволюции.

4. МОДЕЛИ АДАПТИВНОГО ПОВЕДЕНИЯ АГЕНТОВ С КОГНИТИВНЫМИ СВОЙСТВАМИ

В ряде ранних работ исследовались модели условных рефлексов. Здесь мы приведем только ссылки на некоторые из моделей [28, 29].

В последнее время активно развиваются исследования антиципаторного поведения, при котором животные предвидят будущие ситуации и используют это предвидение при организации адаптивного поведения [30].

Интересные работы связаны с методами формализации правил принятия решения. Например, в [31] предложены обобщенные, соответствующие разным уровням биологической эволюции, правила принятия решений. Правила учитывают ассоциативные модели, модели классического и инструментального условного рефлексов, модели предвидения результатов действия. Проработаны схемы обучения и принятия решения на основе этих правил, проведено соответствующее компьютерное моделирование, подтвердившее эффективность предложенных правил.

Некоторые работы анализируют эволюционные аспекты становления нейронных структур мозга животных, обеспечивающих познавательные процессы. Например, в [32] проанализирована эволюция нейронных структур мозга, играющих важную роль при выборе действий, обеспечивающих адаптивное поведение.

В недавних работах Е.Е. Витяева и А.В. Демина [33–35] начато интересное исследование «индуктивной логики» аниматоров 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 [15]. Отметим, что, развивая подход работ [33–35], 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

Предложим контуры программы будущих исследований, нацеленных на моделирование когнитивной эволюции. При этом постараемся выделить наиболее существенные этапы, ведущие к логическому мышлению.

А) Моделирование адаптивного поведения аниматов с несколькими естественными потребностями: питания, размножения, безопасности. Это могло бы быть моделирование достаточно естественного и полноценного поведения простых модельных организмов. Моделирование в этом направлении уже начато, см. ниже.

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.

В) Исследование процессов формирования причинных связей в памяти животных. По-видимому, 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.

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.

Опираясь на эти пункты, мы начали соответствующее моделирование. В [36] была разработана формальная модель упрощенных агентов, которые обладают потребностями питания, размножения, безопасности (пункт А). Модель показала естественное поведение агентов, также была продемонстрирована важная роль размножения при эволюционной оптимизации систем управления агентов. Модель [36] может рассматриваться как опорная модель, отталкиваясь от которой имеет смысл проводить более близкое к биологическим примерам моделирование. Интересно, что недавно появились идейно близкие работы других исследователей. Например, в работе [37] анализировалось поведение агентов с несколькими потребностями с учетом мотиваций агента.

Пример достаточно нетривиального формирования обобщенных эвристик и простых обобщенных образов (пункт Б) в процессе обучения агентов при поиске агентами пищи в двумерной клеточной среде был продемонстрирован в [38, 39]. Тем не менее, пока модели [38, 39] целесообразно рассматривать как довольно упрощенные модели, как определенный начальный этап более полноценных исследований.

Сопоставляя пункты контуров программы с отмеченными работами [28–39], можно заключить, что уже имеются отдельные элементы, соответствующие каждому из пунктов. Образно говоря, у нас уже есть некоторые небольшие фрагменты картины, но мы еще не видим всей картины. Четкой последовательности серьезных, канонических моделей, которые показывали бы общую картину происхождения логического мышления, пока еще нет.

6. ЕЩЕ РАЗ ОБ АКТУАЛЬНОСТИ МОДЕЛИРОВАНИЯ КОГНИТИВНОЙ ЭВОЛЮЦИИ

В заключение 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 применимы к реальной природе.
- 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 математическому и компьютерному моделированию когнитивной эволюции.
- Эти исследования интересны с точки зрения развития когнитивных наук, так как они связаны с важными когнитивными процессами – процессами научного познания.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Кант И. *Критика чистого разума*. Соч. в 6 т. М.: Мысль, 1964. Т. 3. С. 69–695. URL: <http://www.philosophy.ru/library/kant/01/sod.html> (дата обращения: 13.12.2010).
2. Кант И. *Прологомены ко всякой будущей метафизике, могущей появиться как наука*. Соч. в 6 т. М.: Мысль, 1965. Т. 4. Ч. 1. С. 67–210. URL: <http://www.philosophy.ru/library/kant/metaf.html> (дата обращения: 13.12.2010).
3. Лоренц К. Кантовская концепция а priori в свете современной биологии. В: *Эволюция. Язык. Познание*. Под ред. Меркулова И.П. М.: Языки русской культуры, 2000. С. 15–41. URL: http://gfrkjh.narod.ru/lorenz/lorenz_apriori.html (дата обращения: 13.12.2010).
4. *Математическая теория логического вывода*. Под ред. Идельсона А.В. и Минца Г.Е. М.: Наука, 1967.
5. Turchin V.F. A constructive interpretation of the full set theory. *Journal of Symbolic Logic*. 1987. V. 52. № 1. P. 172–201.
6. Турчин В.Ф. *Феномен науки. Кибернетический подход к эволюции*. 1-е изд. М.: Наука, 1993. 2-е изд. М.: ЭТС. URL: <http://www.refal.ru/turchin/phenomenon/> (дата обращения: 13.12.2010).
7. *From Animals to Animats. Proceedings of the First International Conference on Simulation of Adaptive Behavior*. Eds. Meyer J.-A., Wilson S.W. Cambridge: MIT Press, 1991.
8. *От моделей поведения к искусственному интеллекту*. Под ред. Редько В.Г. М.: Изд-во УРСС, 2006. (Серия «Науки об искусственном»).
9. Непомнящих В.А. Поиск общих принципов адаптивного поведения живых организмов и аниматов. *Новости искусственного интеллекта*. 2002. № 2. С. 48–53.
10. Donnart J.Y. and Meyer J.A. Learning reactive and planning rules in a motivationally autonomous animat. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part B: Cybernetics*. 1996. V. 26. № 3. P. 381–395. URL: <http://www.isir.upmc.fr/files/1996ACLI367.pdf> (дата обращения: 13.12.2010).
11. Гаазе-Рапопорт М.Г., Поспелов Д.А. *От амебы до робота: модели поведения*. 1-е изд. М.: Наука, 1987. 2-е изд. М.: УРСС, 2004.
12. Хайкин С. *Нейронные сети: полный курс*. 2-е изд. М.: Издательский дом «Вильямс», 2006.
13. Holland J.H. *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. 1st edn. Ann Arbor, MI: The University of Michigan Press, 1975. 2nd edn. Boston, MA: MIT Press, 1992.
14. Holland J.H., Holyoak K.J., Nisbett R.E., Thagard P. *Induction: Processes of Inference, Learning, and Discovery*. Cambridge: MIT Press, 1986.
15. Sutton R., Barto A. *Reinforcement Learning: An Introduction*. Cambridge: MIT Press, 1998. URL: <http://www.cs.ualberta.ca/~sutton/book/the-book.html> (дата обращения: 13.12.2010).
16. Вайнцвайг М.Н., Полякова М.П. О моделировании мышления. В: *От моделей поведения к искусственному интеллекту*. Под ред. Редько В.Г. М.: Изд-во УРСС, 2006. С. 280–286. (Серия «Науки об искусственном»).
17. *From animals to animats 9: Proceedings of the Ninth International Conference on Simulation of Adaptive Behavior*. Eds. Nolfi S., Baldassarre G., Calabretta R., Hallam J., Marocco D., Miglino O., Meyer J.-A., Parisi D. LNAI. Berlin, Germany: Springer Verlag, 2006. V. 4095.
18. Wilson S.W. The animat path to AI. In: *From Animals to Animats. Proceedings of the First International Conference on Simulation of Adaptive Behavior*. Eds. Meyer J.-A., Wilson S.W. Cambridge: MIT Press, 1991. P. 15–21.

19. 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. № 3. P. 197–221. URL: http://vesicle.nsi.edu/nomad/krichmar_neuroinf_2005.pdf (дата обращения: 13.12.2010).
20. Marocco D., Nolfi S. Origins of communication in evolving robots. In: *From Animals to Animats 9: Proceedings of the Ninth International Conference on Simulation of Adaptive Behavior*. Eds. Nolfi S., Baldassarre G., Calabretta R., Hallam J., Marocco D., Miglino O., Meyer J-A, Parisi D. LNAI. Berlin, Germany: Springer Verlag, 2006. V. 4095. P. 789–803. URL: http://laral.istc.cnr.it/Pubblicazioni/English/Book%20Chapters/marocco_sab9.pdf (дата обращения: 13.12.2010).
21. 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. URL: <http://www.niisi.ru/iont/projects/rfbr/00180/publications/Nepomn7.pdf> (дата обращения: 13.12.2010).
22. Гельфанд И.М., Цетлин М.Л. Принцип нелокального поиска в задачах автоматической оптимизации. *ДАН СССР*. 1961. Т. 137. № 2. С. 295–298.
23. Непомнящих В.А., Редько В.Г. Биологически обоснованный метод формирования поискового поведения. В: *Двенадцатая национальная конференция по искусственному интеллекту с международным участием КИИ-2010*. Труды конференции. М.: Физматлит, 2010. Т. 4. С. 122–127. URL: <http://www.niisi.ru/iont/ni/Publications/Redko/NepomnRedkoTv.pdf> (дата обращения: 13.12.2010).
24. Редько В.Г., Редько О.В. Бионическая модель генетической ассимиляции приобретаемых навыков. В: *Научная сессия НИЯУ МИФИ - 2010. XII Всероссийская научно-техническая конференция "Нейроинформатика-2010"*: Сборник научных трудов. В 2-х частях. М.: НИЯУ МИФИ, 2010. Ч. 1. С. 191–198. URL: <http://www.niisi.ru/iont/ni/Publications/Redko/Redko2Mephi102.pdf> (дата обращения: 13.12.2010).
25. Редько В.Г., Прохоров Д.В. Нейросетевые адаптивные критики. В: *Научная сессия МИФИ – 2004. VI Всероссийская научно-техническая конференция "Нейроинформатика-2004"*. Сборник научных трудов. М.: МИФИ, 2004. Ч. 2. С. 77–84. URL: <http://www.niisi.ru/iont/projects/rfbr/90197/rvgpdpv.pdf> (дата обращения: 13.12.2010).
26. Baldwin J.M. A new factor in evolution. *American Naturalist*, 1896. V. 30. P. 441–451. URL: http://www.brocku.ca/MeadProject/Baldwin/Baldwin_1896_h.html (дата обращения: 13.12.2010).
27. *Evolution, Learning, and Instinct: 100 Years of the Baldwin Effect*. Eds. Turney P., Whitley D., Anderson R. Special Issue of Evolutionary Computation on the Baldwin Effect. 1996. V. 4. № 3.
28. Grossberg S. Classical and instrumental learning by neural networks. *Progress in Theoretical Biology*. 1974. V.3. P. 51–141. URL: <http://cns-web.bu.edu/~steve/Gro1974ProgressTheorBiol.pdf> (дата обращения: 13.12.2010).
29. Barto A.G., Sutton R.S. Simulation of anticipatory responses in classical conditioning by neuron-like adaptive element. *Behav. Brain Res*. 1982. V. 4. P. 221–235. URL: <http://webdocs.cs.ualberta.ca/~sutton/papers/barto-sutton-82.pdf> (дата обращения: 13.12.2010).
30. *Anticipatory Behavior in Adaptive Learning Systems: From Brains to Individual and Social Behavior*. Eds. Butz M.V., Sigaud O., Pezzulo G., Baldassarre G. LNAI 4520, Berlin, Heidelberg: Springer Verlag, 2007.
31. Witkowski M. An action-selection calculus. *Adaptive Behavior*. 2007. V. 15. № 1. P. 73–97. URL: http://www.ee.ic.ac.uk/mark/papers/Witkowski_2007_An_Action_Selection_Calculus_AB15-1.pdf (дата обращения: 13.12.2010).

32. 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. № 1. P. 9–31. URL: http://www.abrg.group.shef.ac.uk/content/attach/0008.prescott_AB07.pdf (дата обращения: 13.12.2010).
33. Витяев Е.Е. *Извлечение знаний из данных. Компьютерное познание. Модели когнитивных процессов*. Новосибирск: НГУ, 2006. URL: http://www.math.nsc.ru/AP/ScientificDiscovery/PDF/scientific_discovery.pdf (дата обращения: 13.12.2010).
34. Витяев Е.Е. Принципы работы мозга, содержащиеся в теории функциональных систем П.К. Анохина и теории эмоций П.В. Симонова. *Нейроинформатика*. 2008. Т. 3. № 1. С. 25–78. URL: <http://www.niisi.ru/iont/ni/Journal/V3/N1/Vityaev.pdf> (дата обращения: 13.12.2010).
35. Демин А.В., Витяев Е.Е. Логическая модель адаптивной системы управления. *Нейроинформатика*. 2008. Т. 3. № 1. С. 79–108. URL: <http://www.niisi.ru/iont/ni/Journal/V3/N1/DeminVityaev.pdf> (дата обращения: 13.12.2010).
36. Редько В.Г., Бесхлебнова Г.А. Моделирование адаптивного поведения автономных агентов. *Нейрокомпьютеры: разработка, применение*. 2010. № 3. С. 33–38. URL: <http://www.niisi.ru/iont/ni/Publications/Redko/RedkoBeskhlNc.pdf> (дата обращения: 13.12.2010).
37. Butz M.V., Shirinov E., Reif K. Self-organizing sensorimotor maps plus internal motivations yield animal-like behavior. *Adaptive Behavior*. 2010. V. 18. № 3–4. P. 315–337. URL: http://www.coboslab.psychologie.uni-wuerzburg.de/fileadmin/ext00209/user_upload/Publications/2010/ButzShirinovReif2010SelfOrganizingSensorimotorMapsPlusInternalMotivationsYieldAnimalLikeBehavior.pdf (дата обращения: 13.12.2010).
38. Редько В.Г., Бесхлебнова Г.А. Модель формирования адаптивного поведения автономных агентов. В: *Интегрированные модели и мягкие вычисления в искусственном интеллекте*. Сборник научных трудов V Международной научно-практической конференции. В 2 т. М.: Физматлит, 2009. Т. 1. С. 70–79. URL: <http://www.niisi.ru/iont/ni/Publications/Redko/RedkoBeskhlKolomna.pdf> (дата обращения: 13.12.2010).
39. Бесхлебнова Г.А., Редько В.Г. Модель формирования обобщенных понятий автономными агентами. В: *Четвертая международная конференция по когнитивной науке*: Тезисы докладов: В 2 т. Томск: ТГУ, 2010. Т. 1. С. 174–175. URL: <http://www.niisi.ru/iont/ni/Publications/Redko/BeskhlRedkoTomsk.pdf> (дата обращения: 13.12.2010).

Материал поступил в редакцию 09.12.2010, опубликован 24.12.2010.