

Моделирование КОГНИТИВНОЙ ЭВОЛЮЦИИ

**Центр оптико-нейронных технологий
НИИ системных исследований РАН**

**Редько Владимир Георгиевич
vgredko@gmail.com**

Основные вопросы

Когнитивная эволюция — эволюция познавательных способностей биологических организмов

Как моделировать когнитивную эволюцию?

Как это моделирование связано с теорией познания, с основаниями науки, с основаниями математики?

Каков задел исследований когнитивной эволюции?

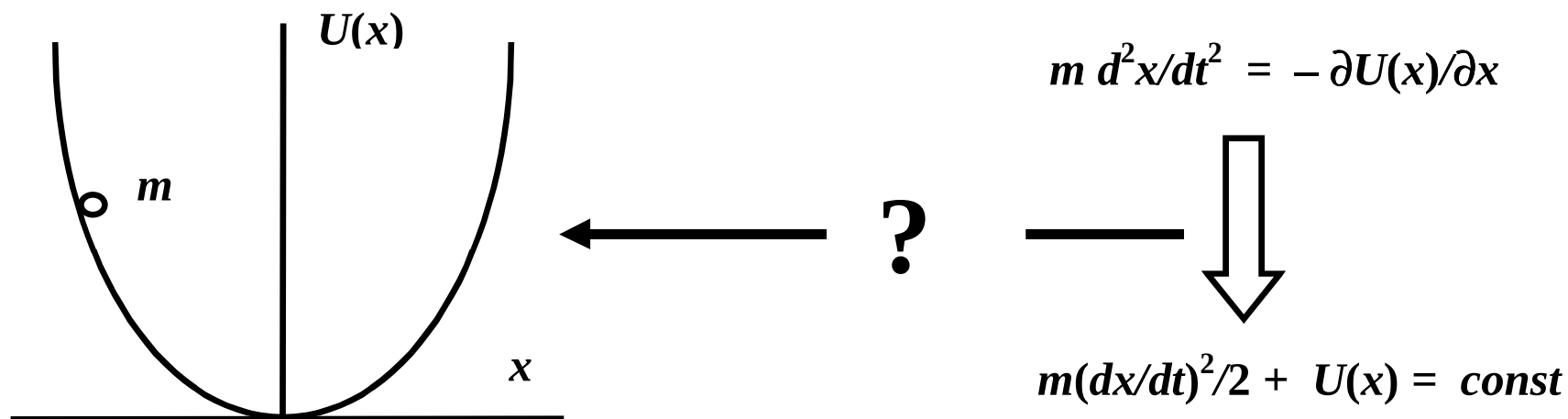
Каковы перспективы моделирования когнитивной эволюции?

План

- 1. Задача моделирования когнитивной эволюции**
- 2. Задел исследований -- модели адаптивного поведения**
- 3. Примеры моделей в направлении «Адаптивное поведение»**
 - 3.1. Модели мозга и поведения в Институте нейронаук, руководимом Дж. Эдельманом**
 - 3.2. Модель взаимодействия обучения и эволюции в популяции самообучающихся агентов**
 - 3.3. Модель поискового поведения**
- 4. Модели обучения и эволюции автономных агентов**
- 5. Контуры программы будущих исследований когнитивной эволюции**

Задача моделирования КОГНИТИВНОЙ ЭВОЛЮЦИИ

Гносеологическая проблема



Почему логический вывод, сделанный **человеком**, применим к реальному объекту в **природе**?

Кто думал над такими вопросами

Давид Юм – подверг сомнению понятие причинной связи (1748 г.)

Иммануил Кант – провел исследование познавательных процессов в приближении фиксированного мышления взрослого человека («Критика чистого разума», 1781 г.)

Конрад Лоренц – от кантовской доктрины априорного к эволюционной теории познания (1941 г.)

К. Поппер, Д. Кэмпбелл, Г. Фоллмер – развитие эволюционной теории познания

Может ли человек познавать законы природы?

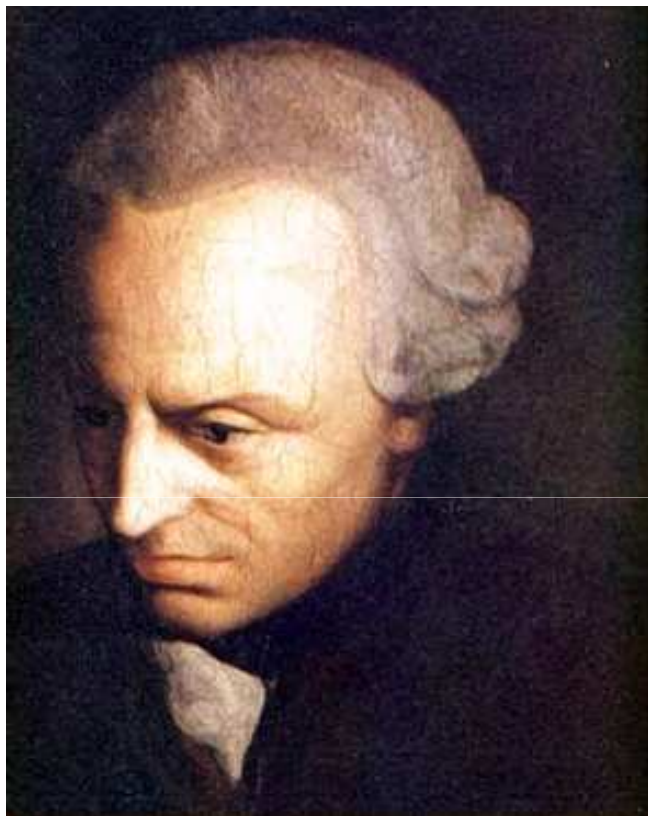
«...хотя вначале это звучит странно, но, тем не менее, верно, если я скажу: рассудок не черпает свои законы (a priori) из природы, а предписывает их ей»

И. Кант. Пролегомены ко всякой будущей метафизике, могущей появиться как наука, 1783 г.

«Не были бы законы разума, необходимые для априорного мышления, иными, если бы они сформировались иным 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?»

К. Лоренц. Кантовская доктрина априорного в свете современной биологии, 1941 г.



Иммануил Кант
1724-1804



Конрад Лоренц
1903-1989

Конрад Лоренц и его гусята



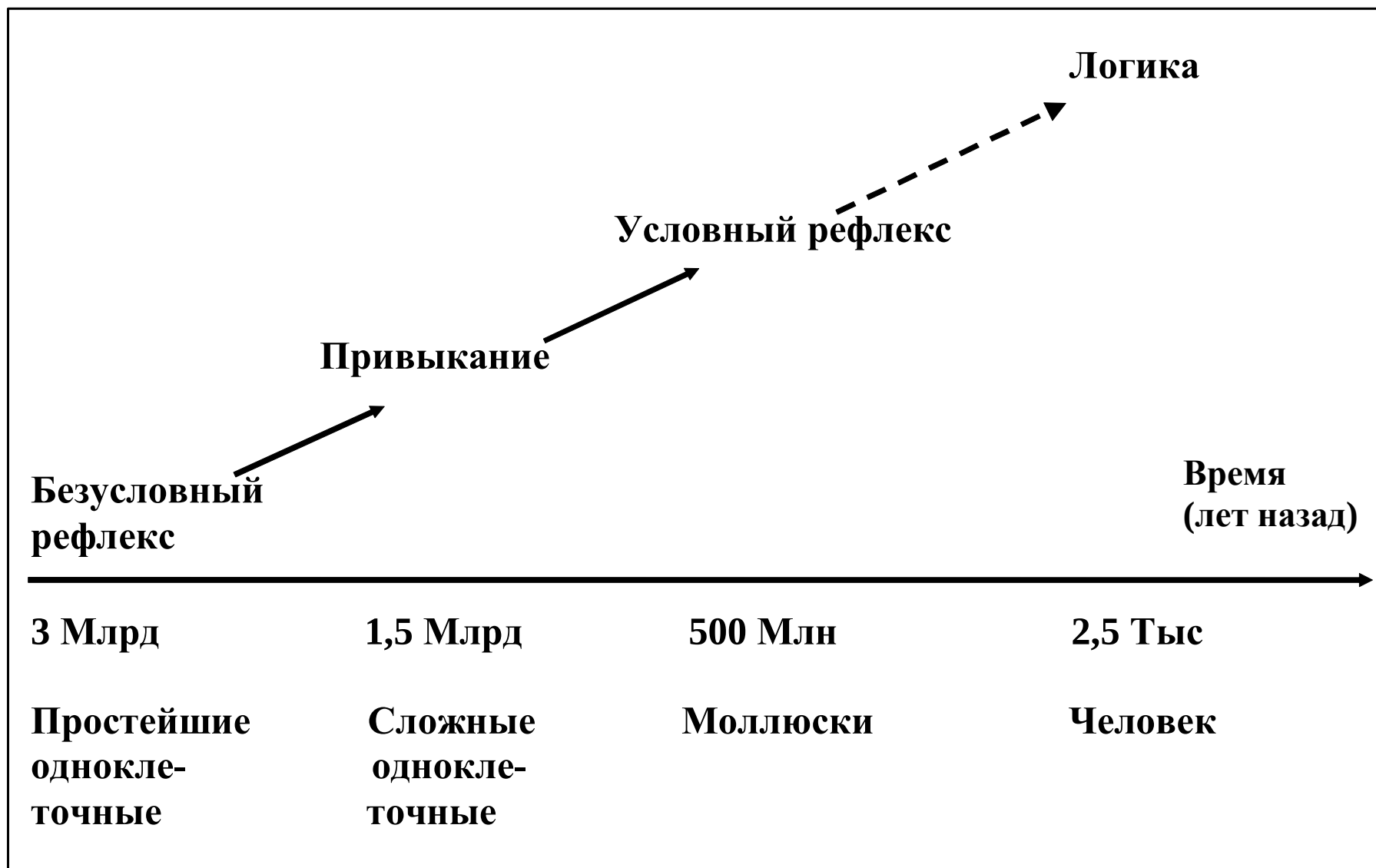
Подход к исследованию гносеологической проблемы

Исследовать происхождение интеллекта путем построения математических и компьютерных моделей когнитивной эволюции, эволюции познавательных свойств биологических организмов

Проследить весь путь биологической эволюции от простейших до человека, анализируя с помощью моделей, как на этом пути возникали свойства познания закономерностей природы в результате развития систем управления адаптивным поведением организмов.

Разумно использовать задел направлений исследований «Адаптивное поведение»

Проблема происхождения интеллекта



Аналогия

Математик (при доказательстве теорем): правило *modus ponens*: «если имеет место А, и из А следует В, то имеет место В», или

$$\{A, A \rightarrow B\} \Rightarrow B$$

Собака (после выработки условного рефлекса):

$$\{УС, УС \rightarrow БС\} \Rightarrow БС$$

УС – условный стимул, БС – безусловный стимул

Правила логического вывода достаточно хорошо формализованы

Математическая теория логического вывода (под ред. А.В. Идельсона и Г.Е. Минца). М.: Наука, 1967.

**В основе этих правил – элементарные правила, такие как
modus ponens**

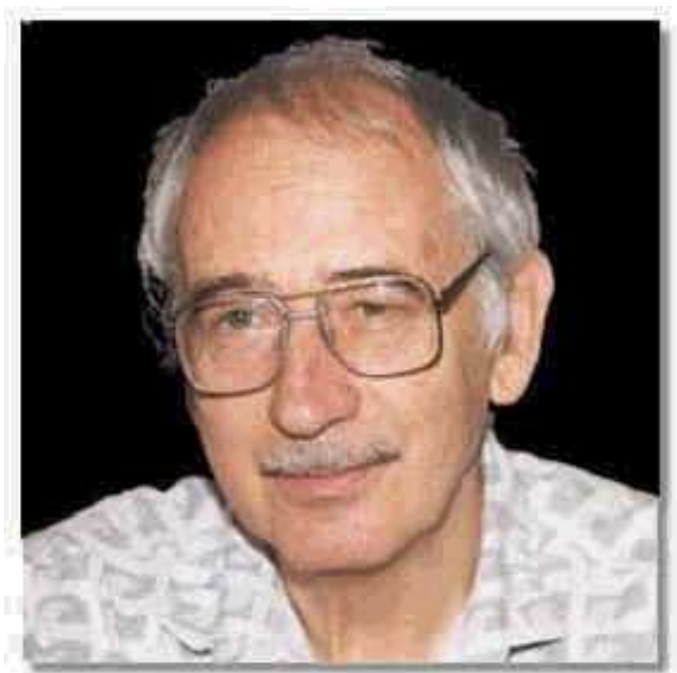
Пример исследования:

**Генцен Г. Исследования логических выводов.
Непротиворечивость чистой теории чисел // Математическая
теория логического вывода. М.: Наука, 1967. С. 9-76, 77-153**

Попытка пересмотра оснований математики

Анализ возможности построения предиктивных логических процессов в контексте теории множеств и кибернетического подхода к обоснованию математики:

Turchin V.F. A constructive interpretation of the full set theory // Journal of Symbolic Logic, 1987. V. 52. No. 1. PP. 172 -201



**В.Ф. Турчин. Феномен науки:
Кибернетический подход к эволюции —
М.: Наука, 1993 (1-е изд.). М.: ЭТС, 2000
(2-е изд.).**

Направление исследований «Адаптивное поведение»

АДАПТИВНОЕ ПОВЕДЕНИЕ

From Animal to Animat – модели адаптивного поведения животного и робота

- **Первая конференция: Париж, 1990 г. (Ж.-А. Мейер, С. Вильсон)**
- **Основной подход – конструирование и исследование искусственных (в виде компьютерной программы или робота) «организмов» (аниматов, агентов), способных приспосабливаться к внешней среде**
- **ANIMAL + ROBOT = ANIMAT**
- **Программа-минимум – исследовать архитектуры и принципы функционирования, которые позволяют животным или роботам жить и действовать в переменной внешней среде**
- **Программа-максимум – попытаться проанализировать эволюцию когнитивных (познавательных) способностей животных и эволюционное происхождение человеческого интеллекта**
- **Предшественники: М.Л. Цетлин, М.М. Бонгард. Гаазе-Рапопорт М.Г., Поспелов Д.А. От амебы до робота: модели поведения. М.: Наука, 1987.**

Адаптивное поведение

Методы:

Нейронные сети

Эволюционное моделирование

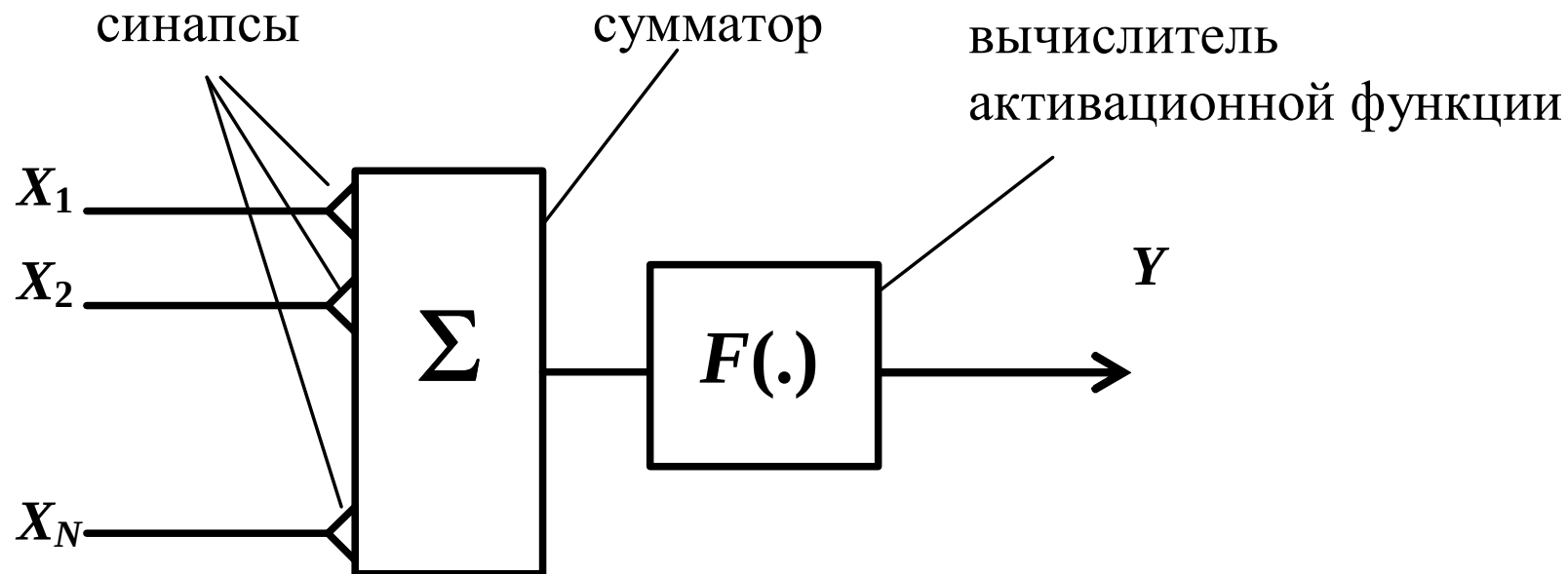
Обучение с подкреплением (Reinforcement Learning)

Достоинство направления «Адаптивное поведение»:
исследование конкретных животных и конкретных роботов

**Моделирование адаптивного поведения – бионический
подход к искусственному интеллекту**

Нейронные сети

Схема формального нейрона



X_i – входные сигналы, Y – выходной сигнал, $F(.)$ – активационная функция:

$Y = F(net - K)$, $net = \sum_i w_i X_i$, w_i – веса синапсов, K – порог нейрона.

Из формальных нейронов строятся нейросети, выполняющие различные алгоритмы: ассоциативная память, распознавание образов и др.

Эволюционное моделирование

Есть несколько сходных между собой эволюционных алгоритмов. Наиболее популярен генетический алгоритм.

Схема генетического алгоритма

Алгоритм моделирует эволюцию популяции искусственных «особей» (J. Holland, 1975). Каждая особь имеет хромосому G_k . Хромосома есть цепочка символов, которая определяет приспособленность особи $f(G_k)$. Задача – максимизировать функцию приспособленности f .

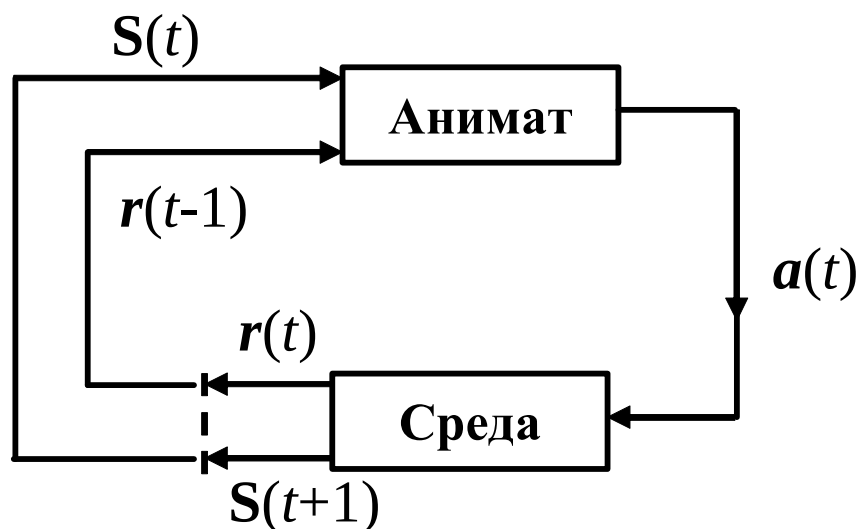
Эволюция состоит из последовательности поколений. В каждом поколении происходит отбор особей с большими значениями приспособленности f , а также мутации и рекомбинации хромосом.

Обучение с подкреплением

(Reinforcement Learning,

Richard Sutton, Andrew Barto, Массачусетский университет)

Схема обучения с подкреплением



$t = 1, 2, \dots$ – время, $S(t)$ – ситуация, $a(t)$ – действие, $r(t)$ – подкрепление (поощрение, $r(t) > 0$ или наказание, $r(t) < 0$)

Цель анимата – максимизировать суммарное подкрепление, которое можно получить в будущем.

Обучение с подкреплением

Цель анимата – максимизировать суммарную награду $\sum r(t)$, получаемую за длительный период времени.

Оценка награды:

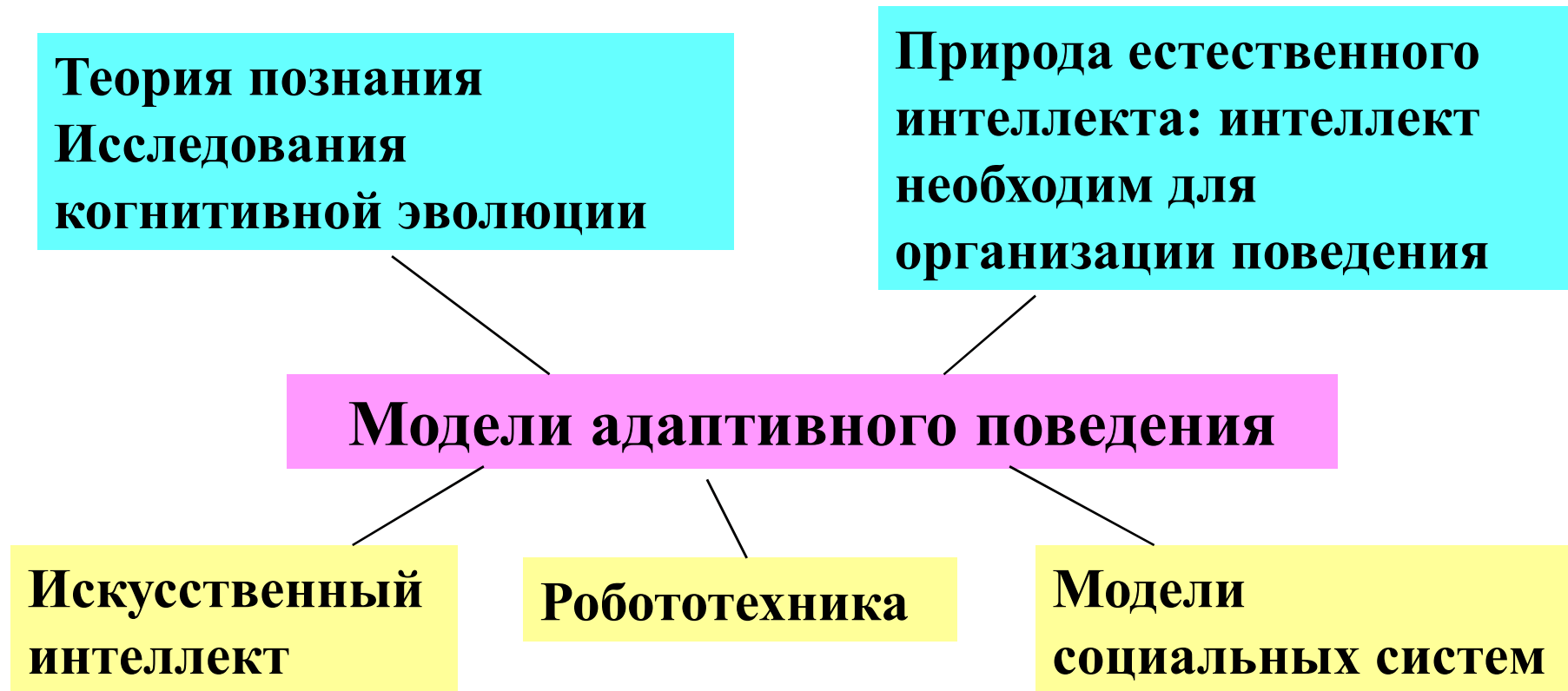
$U(t) = \sum_k \gamma^k r(t+k)$, γ – дисконтный фактор, фактор забывания,
 $0 < \gamma < 1$, $k = 0, 1, \dots$

Теоретическая основа обучения с подкреплением:

- Динамическое программирование
- Марковские процессы

Обучение с подкреплением – самообучение, без учителя, на основе только наград и наказаний

Модели адаптивного поведения в междисциплинарном контексте



Примеры моделей адаптивного поведения

**Модели мозга и поведения в Институте
нейронаук, руководимом Дж.
Эдельманом**

**J.L. Krichmar, A.K. Seth, D.A. Nitz, J.G. Fleischer, G.M.
Edelman. *Neuroinformatics*, 2005. Vol. 3. No 3. PP. 197-221**

Институт нейронаук

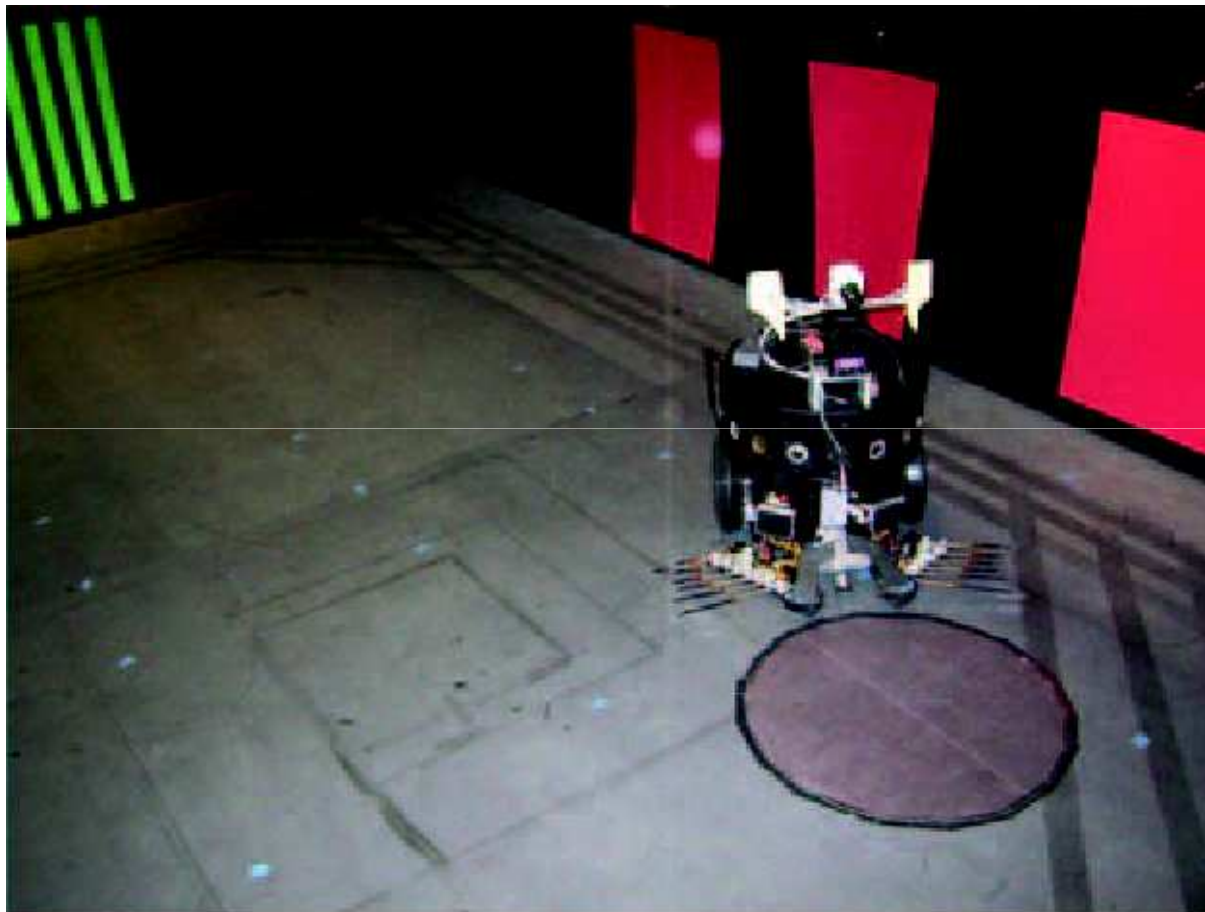
(Калифорния, <http://www.nsi.edu/>)

**Направление исследований – поколения моделей мозга:
Darwin-1, Darwin-2, ..., Darwin-XI**

**Darwin-X. NOMAD: Neurally Organized Mobile Adaptive
Device (Brain Based Device)**

- 1) Устройство помещается в реальную физическую среду**
- 2) Устройство должно решать поведенческую задачу**
- 3) Устройство управляется модельной нервной системой, которая отражает архитектуру мозга и процессы в мозге**
- 4) Поведение устройства и процессы в модельной нервной системе должны допускать сравнение с экспериментальными биологическими данными**

Darwin-X, моделирование поведения мыши в лабиринте Морриса



**50 нейронных
областей**

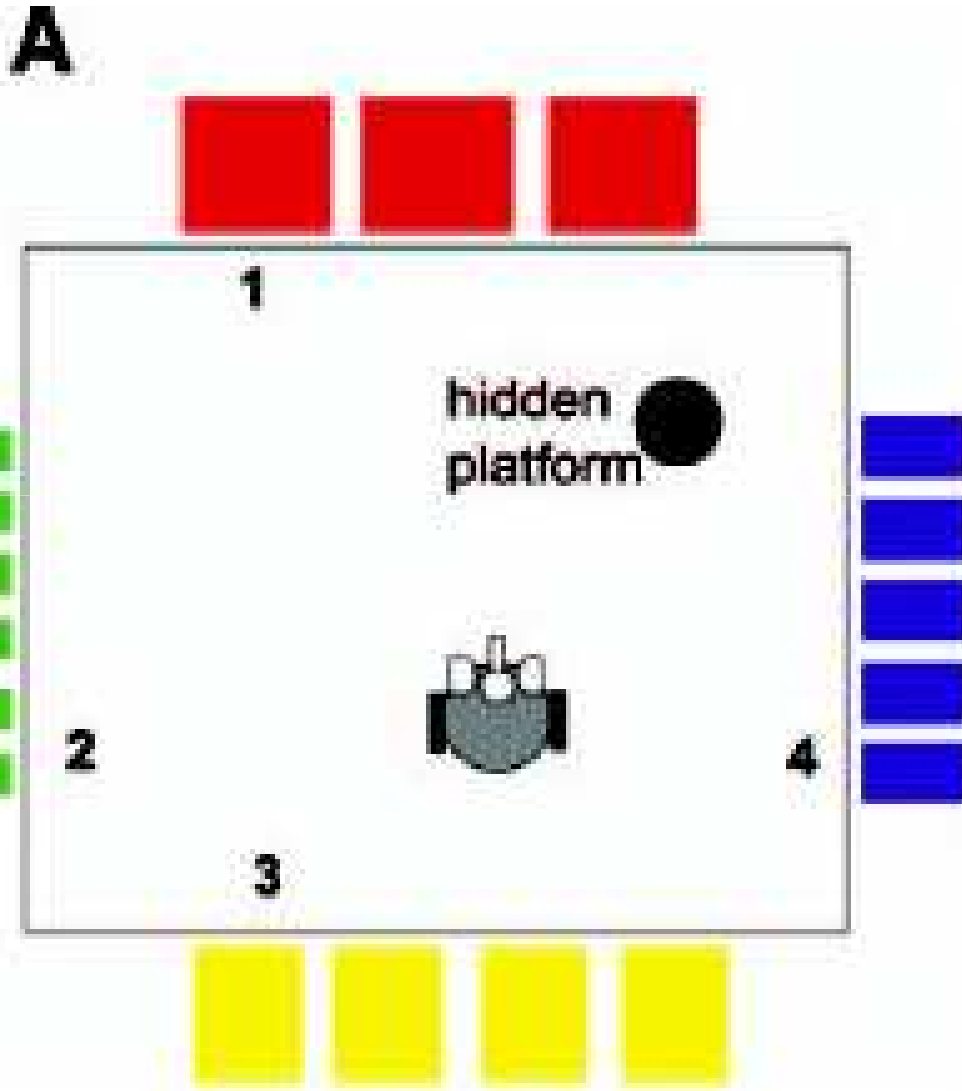
90000 нейронов

$1.4 \cdot 10^6$ синапсов

**Сенсорика:
зрение, свои
следы, ИК-
детекторы**

**J.L. Krichmar, A.K. Seth, D.A. Nitz, J.G. Fleischer, G.M. Edelman.
Neuroinformatics, 2005. Vol. 3. No 3. PP. 197-221**

Darwin-X

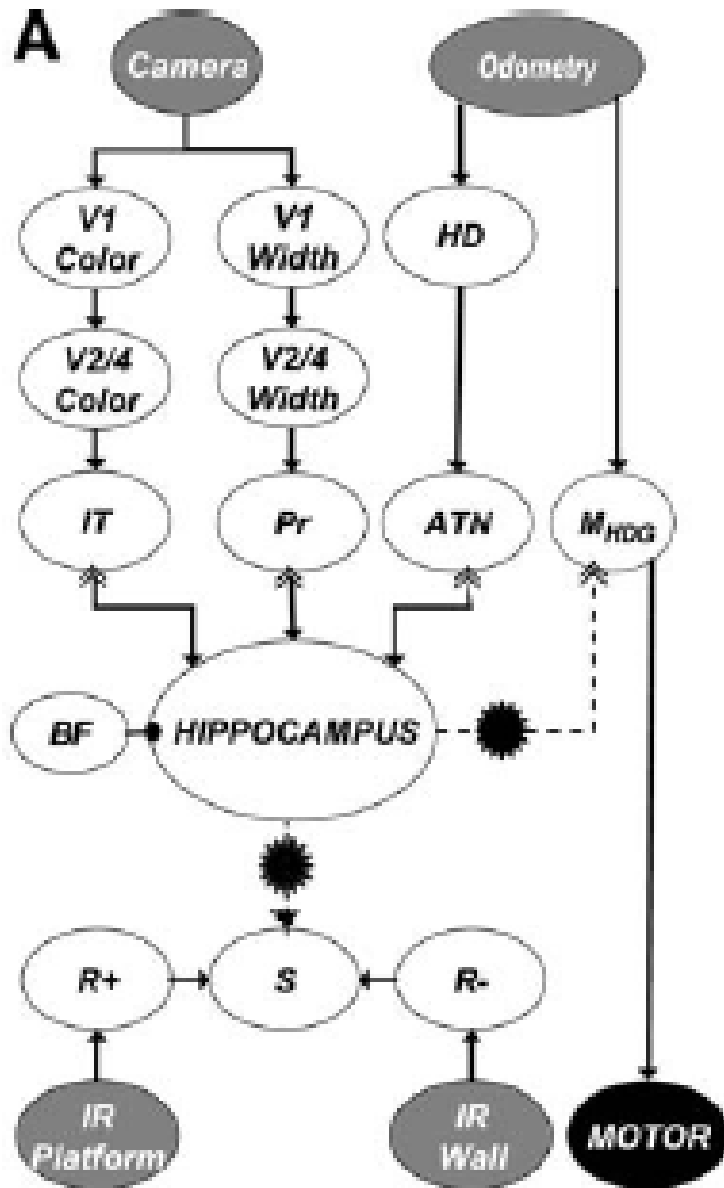


Есть комната размером 16' × 14' с цветными полосами на стенах.

Есть скрытая платформа диаметром 24", которую Darwin-X может обнаружить, только находясь непосредственно над ней (инфракрасным детектором).

В начале каждого эксперимента Darwin-X помещается в одну из 4-х стартовых точек (1–4).

Нейронная сеть Darwin-X



V1,V2/4 are analogous to visual cortex

IT – inferotemporal cortex

PR – parietal cortex

HD – the head direction system

ATN – anterior thalamic nuclei

M_{HDG} – motor areas for egocentric heading

BF – basal forebrain

S – a value system

R+, R- – positive and negative reward areas

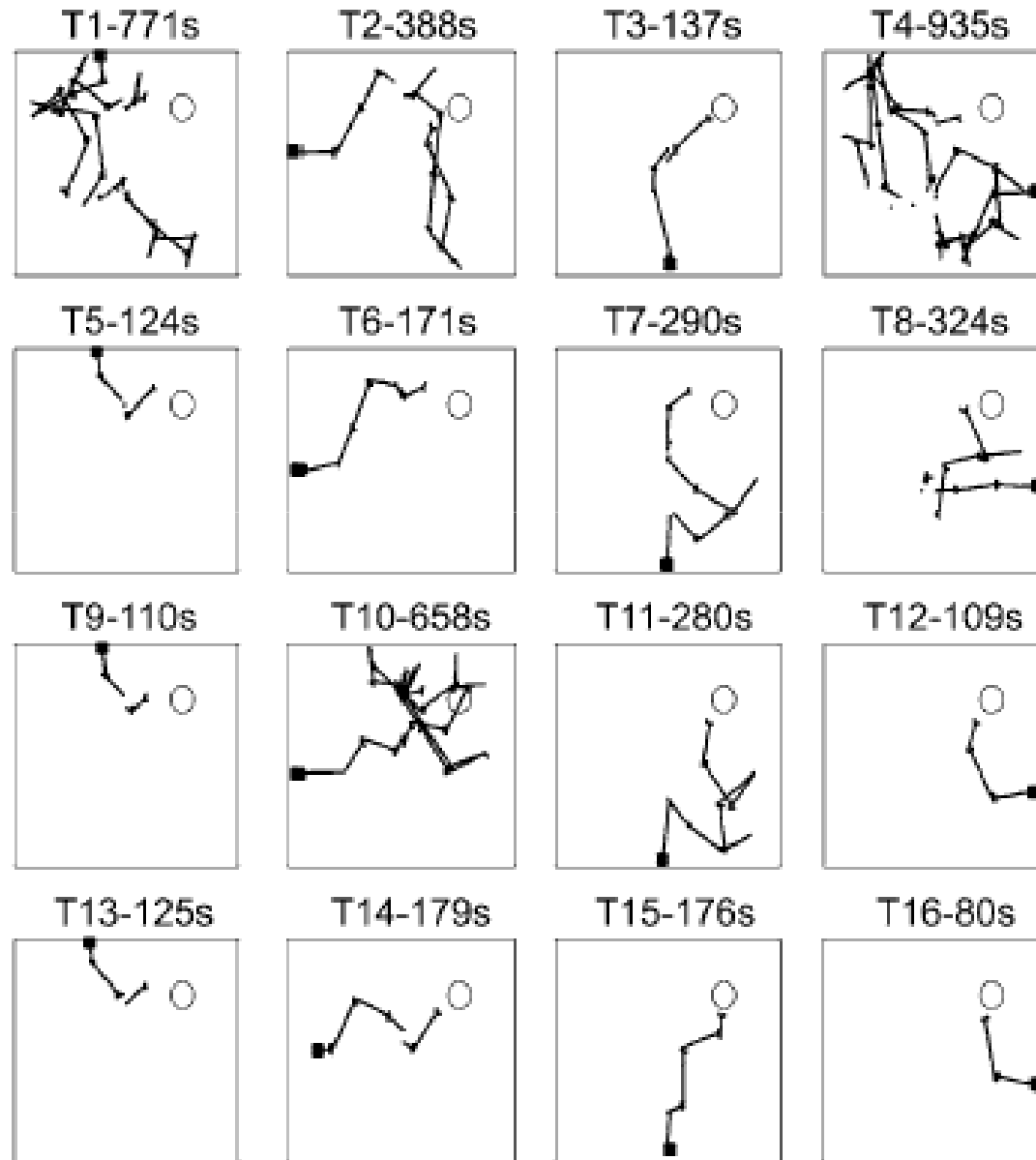
Принципы работы и обучения нейронной сети

Активность нейронов моделирует частоту импульсации, величины активностей – в интервале от 0 до 1.

Обучение – аналогично **правилу Хебба**. При этом для части весов синапсов модификация весов связей модулируется сигналами подкрепления и активностью системы оценки S.

Активность системы оценки S говорит о том, что произошло некоторое **важное событие**. S активируется при обнаружении скрытой платформы и системой избегания препятствий.

Darwin-X. Результаты

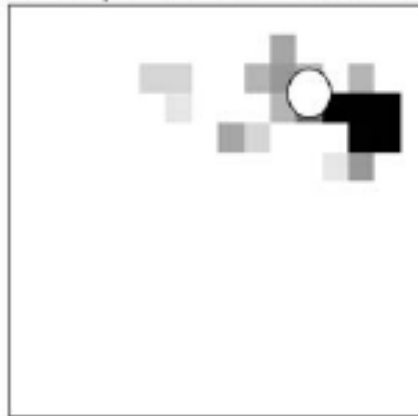
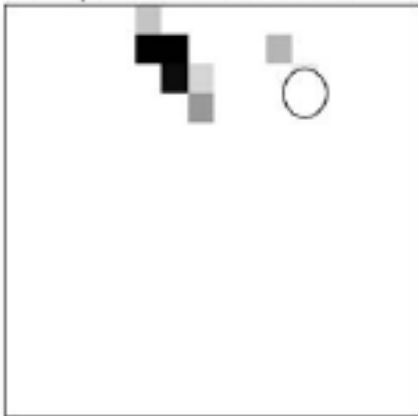


В результате серии
(16 опытов) запусков
Darwin-X приобретал
способность находить
скрытую платформу вне
зависимости от места,
на которое он
помещался в
начальный момент
времени.

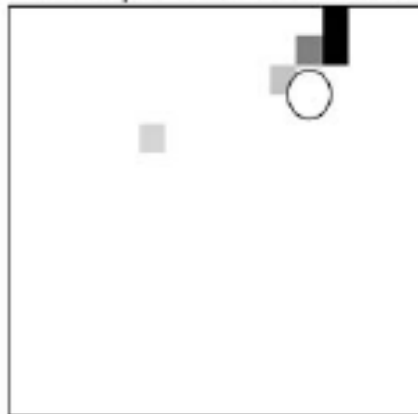
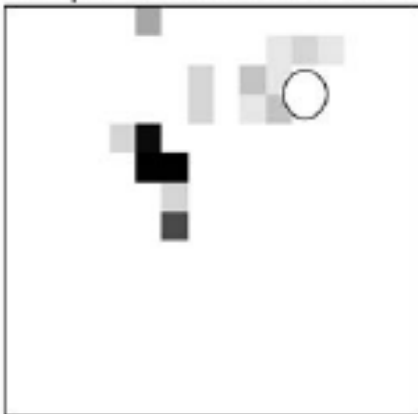
До обучения нахождение
платформы требовало
около 530 с., после –
около 220 с.

Darwin-X. Результаты

inf=2.3 spa=0.17 sel=7.6 coh=0.61 inf=1.6 spa=0.18 sel=15.6 coh=0.73

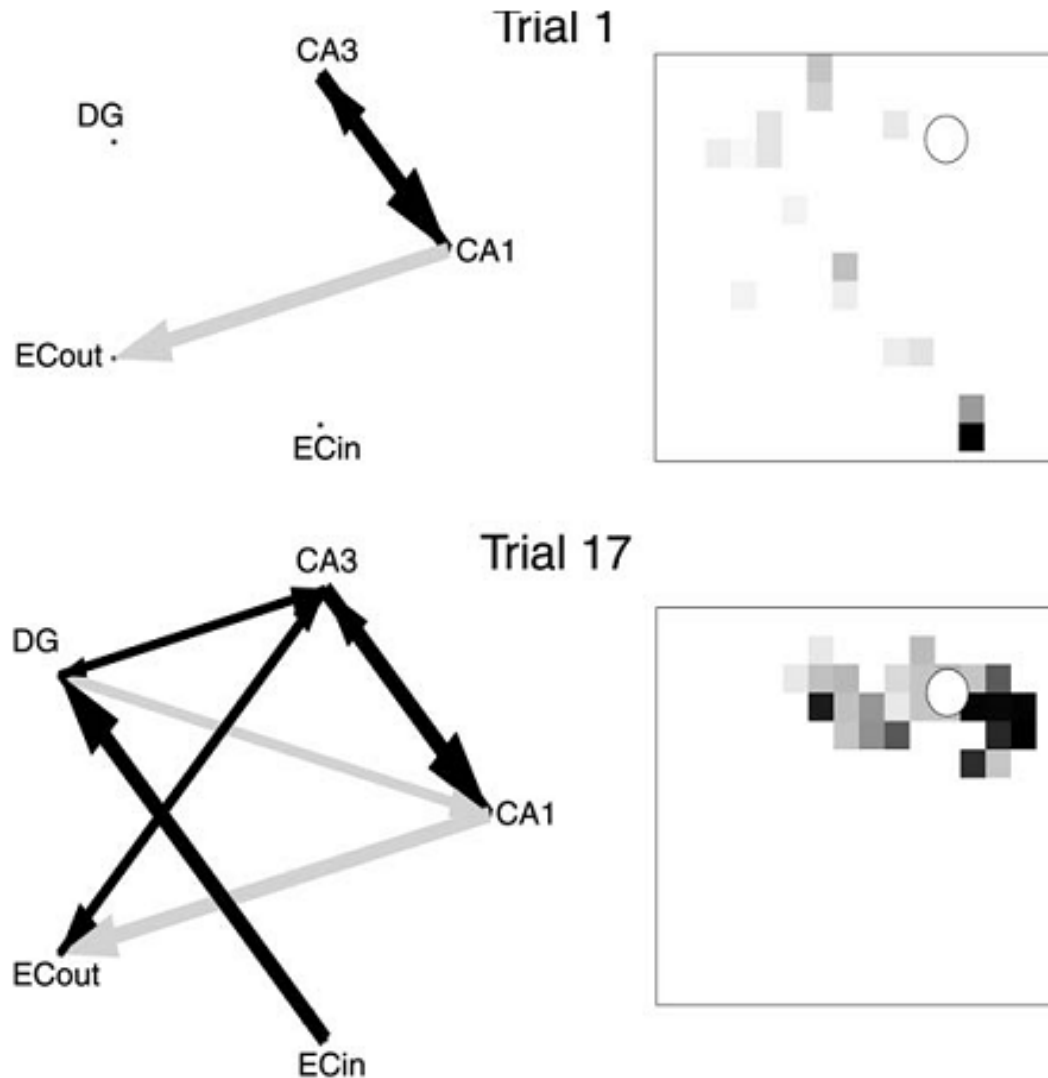


inf=1.7 spa=0.15 sel=27.7 coh=0.60 inf=3.5 spa=0.04 sel=60.6 coh=0.43



Большинство нейронов гиппокампа проявляли активность типичную для **«клеток места»** (place cells) у животных. Такие нейроны были активны лишь при нахождении Darwin-X в определенной области исследуемого пространства и почти неактивны для остальной его части

Darwin-X. Результаты



Формирование
«причинных связей»
между различными
областями гиппокампа

Оценки производились
на основе понятия
Granger causality
(расчет линейной
регрессии для
временных рядов,
характеризующих
активности участков
нейронной сети)

Справа – активность
нейронов участка CA1 в
начале и конце
обучения

Выводы по модели Darwin-X

Модель Darwin-X – **эмпирическое** компьютерное исследование, хорошо продуманное с биологической точки зрения

Поведение Darwin-X **нетривиально**: обучение происходит быстро, формируются «нейроны места» в модельном гиппокампе, исследовано формирование «причинных связей» между областями модельного гиппокампа

Работа слишком эмпирическая. Было бы полезно **более формализованное** исследование, дополнительное к этим эмпирическим работам

Модель взаимодействия обучения и эволюции

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.

Описание модели:

Обучение + эволюция

Эффект Болдуина

Эффект Болдуина (1896 г.) – генетическая ассимиляция приобретаемых путем индивидуального обучения навыков в течение ряда поколений дарвиновской эволюции.

На первом этапе эволюционирующие организмы приобретают свойство обучиться полезному навыку. Приспособленность таких организмов увеличивается, следовательно, они распространяются по популяции.

Недостатки обучения: обучение требует энергии и времени.

На втором этапе – этапе генетической ассимиляции – полезный навык «повторно изобретается» эволюцией, в результате чего он записывается непосредственно в геном и становится наследуемым.

Эффект Болдуина в модели агентов-брокеров

Ранее в работе

Red'ko V.G., Mosalov O.P., Prokhorov D.V. A model of evolution and learning. Neural Networks, 2005. Vol. 18. PP. 738-745

было продемонстрировано, что генетическая ассимиляция приобретаемых навыков может наблюдаться в модели эволюционирующей популяции самообучающихся агентов-брокеров.

Генетическая ассимиляция навыков, приобретаемых путем обучения, происходила быстро: **в течение всего 3-5 поколений дарвиновской эволюции.**

Теперь строится более близкая к живым организмам модель.

Модель «ящериц»

Рассматриваются модельные «ящерицы», которые адаптируются к изменениям температуры.

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.

Системы управления агентов-ящериц основаны на нейросетевых адаптивных критиках. Системы управления оптимизируются путем обучения с подкреплением и посредством дарвиновской эволюции.

Температура и подкрепление

$T_{ext}(t)$ – температура на камешке, t – время, $t = 0, 1, 2, \dots$

$S(t)$ – ситуация, в которой находится ящерица.

$$S(t) = \{T_{ext}(t), P(t)\}, \quad (1)$$

При $P(t) = 0$ ящерица в норке, при $P(t) = 1$ – на камешке.

Действия ящерицы состоят в выборе $P(t+1)$.

Температура в норке $T_{int}(t)$ равна

$$T_{int}(t) = T_0 + k_1 [T_{ext}(t) - T_0], \quad 0 < k_1 \ll 1. \quad (2)$$

T_0 – оптимальная температура тела ящерицы.

Подкрепление, которое получает ящерица, равно:

$$r(t) = k_2 [T(t) - T_0], \quad k_2 > 0. \quad (3)$$

$T(t)$ – текущая температура. Считаем, что ящерица предсказывает $T_{ext}(t)$, а $T_{int}(t)$ может ей оцениваться согласно (2).

Система управления агента-ящерицы

Система управления агента-ящерицы предназначена для максимизации функцию полезности $U(t)$:

$$U(t) = \sum_{j=0}^{\infty} \gamma^j r(t + j), \quad t = 1, 2, \dots,$$

$r(t)$ – подкрепление, γ – дисконтный фактор ($0 < \gamma < 1$).

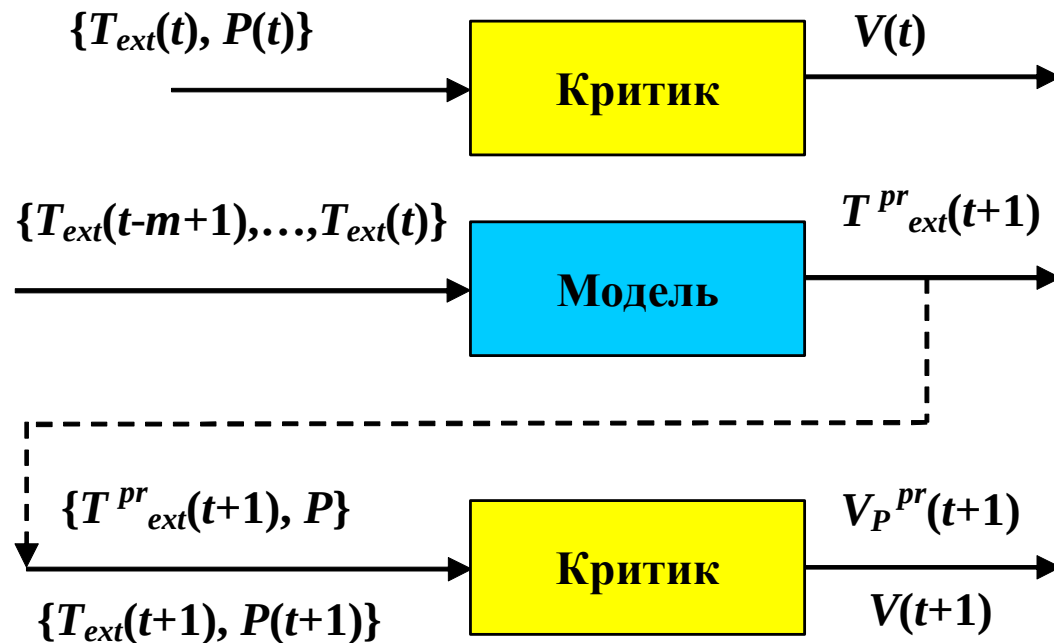
Система управления – простой нейросетевой адаптивный критик, состоящий из двух нейронных сетей (НС): Модель и Критик.

НС Модель предсказывает $T_{ext}(t+1)$.

НС Критик оценивает $U(t) = V(S(t)) = V(t)$ для

- 1) текущей ситуации $S(t)$, 2) предсказываемых ситуаций для двух возможных положений $P(t+1) = 0$ или $P(t+1) = 1$ и
- 3) следующей ситуации $S(t+1)$.

Система управления агента-ящерицы



Система управления состоит из **Модели и Критика**

Модель предсказывает $T_{ext}(t+1)$.

Критик оценивает ожидаемое суммарное подкрепление $V(S)$ для текущих и прогнозируемых ситуаций S .

Ситуация $S(t) = \{T_{ext}(t), P(t)\}$, $T_{ext}(t)$ – температура на камешке, $P(t)$ – положение агента.

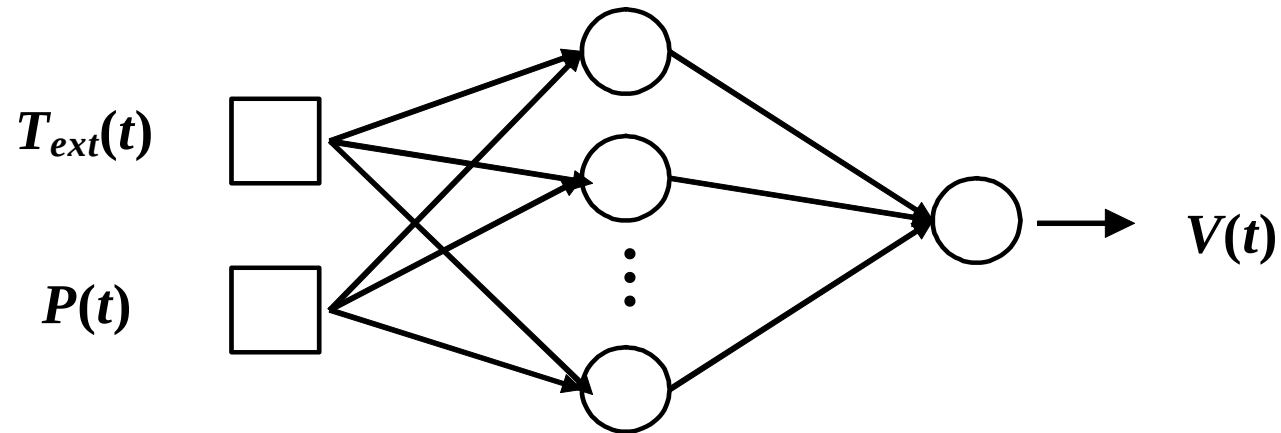
Выбирается действие, максимизирующее $V^{pr}_{P}(t+1)$. Действия агента есть:

$P(t+1) = 0$ – переместиться в норку (или остаться в норке)

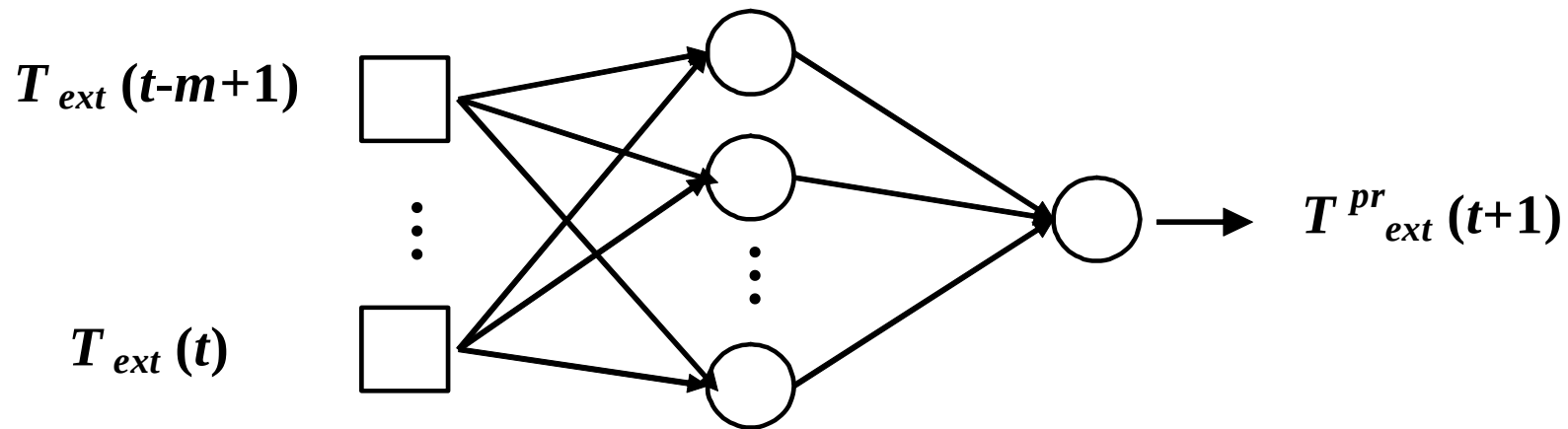
$P(t+1) = 1$ – переместиться на камешек (или остаться на камешке)

Нейронные сети агента

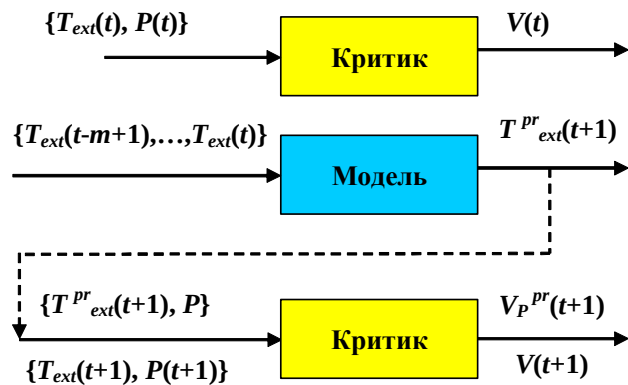
Нейронная сеть Критика



Нейронная сеть Модели



Работа системы управления



1. Модель делает прогноз $S^{pr}_i(t+1)$

2. Критик оценивает $V(S(t))$, $V(S^{pr}_i(t+1))$

3. Применяется ϵ - жадное правило и выбирается действие a_k :

$k = \arg \max_i \{ V(S^{pr}_i(t+1)) \}$ с вероятностью $1 - \epsilon$,
 k выбирается произвольно с вероятностью ϵ .

4. Действие a_k выполняется

5. Оценивается подкрепление $r(t)$. Происходит переход к следующему такту времени $t+1$. Критик оценивает $V(S(t+1))$.

6. Оценивается ошибка временной разности

$$\delta(t) = r(t) + \gamma V(S(t+1)) - V(S(t)) .$$

7. Обучаются Модель и Критик

$V(S(t))$ есть оценка ожидаемого суммарного подкрепления $U(t) = \sum_j \gamma^j r(t+j)$ для ситуации $S(t)$, $V(S(t))$ – качество ситуации $S(t)$

Работа и обучение нейронных сетей

Блок Критик

$$\mathbf{x}^C = S(t) = \{T_{ext}(t), P(t)\}, \quad y_j^C = \text{th}(\sum_i W_{ij}^C x_i^C), \quad V(t) = \sum_j V_j^C y_j^C.$$

$V(t) = V(S(t))$ – оценка качества ситуации $S(t)$.

$$\delta(t) = r(t) + \gamma V(t) - V(t-1)$$

$$\Delta V_j^C(t+1) = \alpha^C \delta(t) y_j^C, \quad \Delta W_{ij}^C(t+1) = \alpha^C \delta(t) V_j^C (1 - (y_j^C)^2) x_i^C.$$

Блок Модель

$$\mathbf{x}^M = \{T_{ext}(t-m+1), \dots, T_{ext}(t)\}, \quad y_j^M = \text{th}(\sum_i W_{ij}^M x_i^M), \quad T_{ext}^{Pr}(t+1) = \sum_j V_j^M y_j^M.$$

$T_{ext}^{Pr}(t+1)$ – прогноз температуры на камешке

$$\Delta V_j^M(t+1) = -\alpha^M (T_{ext}^{Pr}(t+1) - T_{ext}(t+1)) y_j^M,$$

$$\Delta W_{ij}^M(t+1) = -\alpha^M (T_{ext}^{Pr}(t+1) - T_{ext}(t+1)) V_j^M (1 - (y_j^M)^2) x_i^M.$$

Эволюция популяции агентов

Популяция состоит из n агентов. Эволюция Дарвиновская.

Каждый агент имеет ресурс $R(t)$, который меняется в соответствии с получаемыми наградами $r(t)$: $R(t+1) = R(t) + r(t)$,

$$r(t) = k_2 [T(t) - T_0], \quad k_2 > 0. \quad (3)$$

Длительность каждого поколения n_g равна T_g тактов времени. Начальный ресурс рождающего агента равен нулю, $R(T_g (n_g - 1) + 1) = 0$.

Начальные веса синапсов нейронных сетей рождающего агента составляют его геном G .

Текущие веса W изменяются в процессе обучения.

При рождении агента $W = G$.

В конце каждого поколения находится агент, который имеет максимальный ресурс $R_{max}(n_g)$. Этот **наилучший агент** дает n **потомков**, которые составляют следующее поколение.

Геном G передается от родителя к потомку (с малыми мутациями).

Результаты моделирования

Схема моделирования

Зависимость температуры от времени:

$$T_{ext}(t) = 0.5\sin(2\pi t/20) + T_0, \quad T_0 = 1.5 \quad (4)$$

Параметры моделирования: число входов нейронной сети Модели $m = 10$, число нейронов в скрытом слое Модели и Критика $N_{hM} = N_{hC} = 10$, скорость обучения Модели и Критика $\alpha_M = \alpha_C = 0.01$, дисконтный фактор $\gamma = 0.9$; параметр ε -жадного правила $\varepsilon = 0.05$; интенсивность мутаций $P_{mut} = 0.1$; продолжительность поколения $T_g = 1000$, численность популяции $n = 10$.

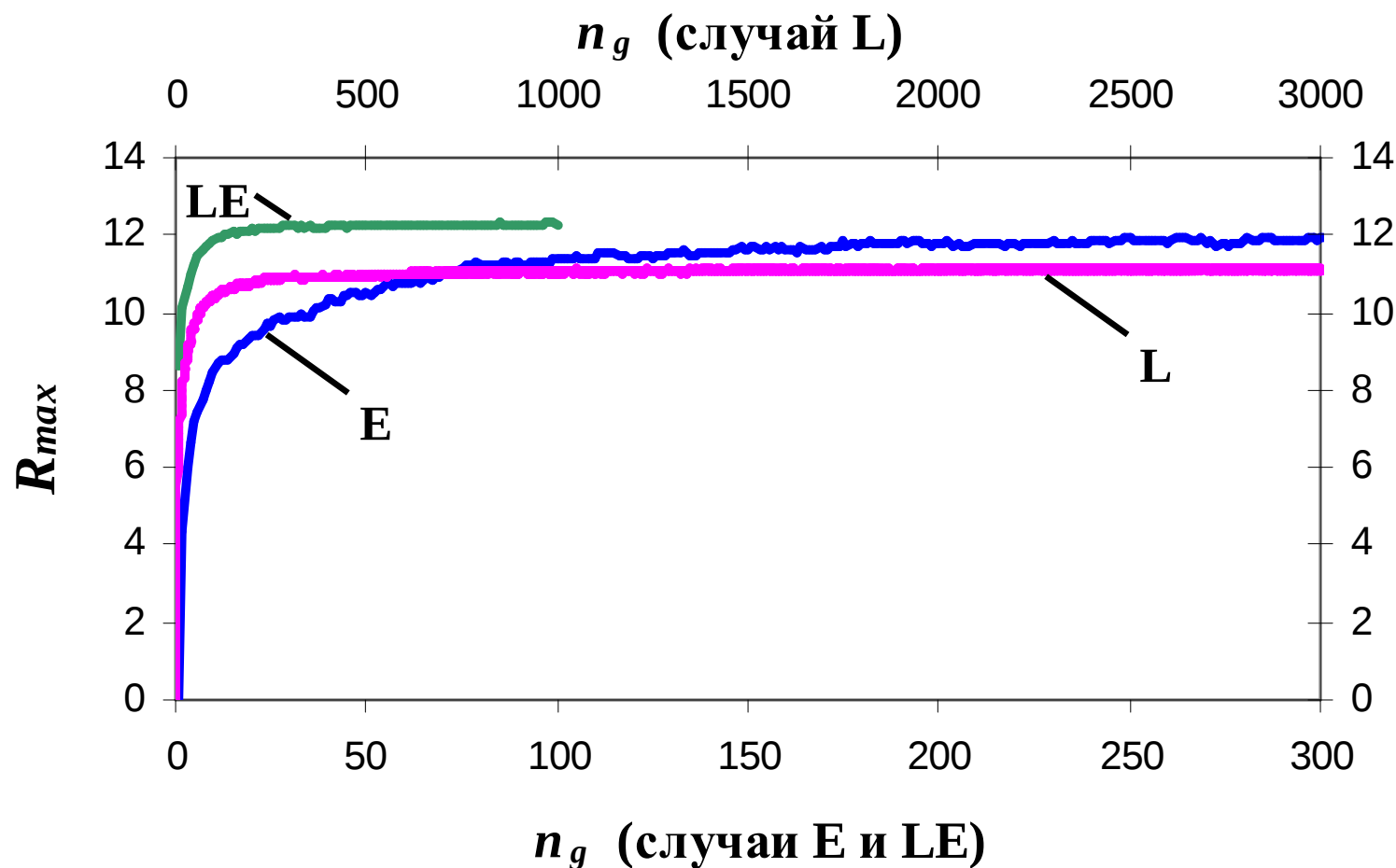
Анализировались следующие случаи:

L - только обучение

E - только эволюция

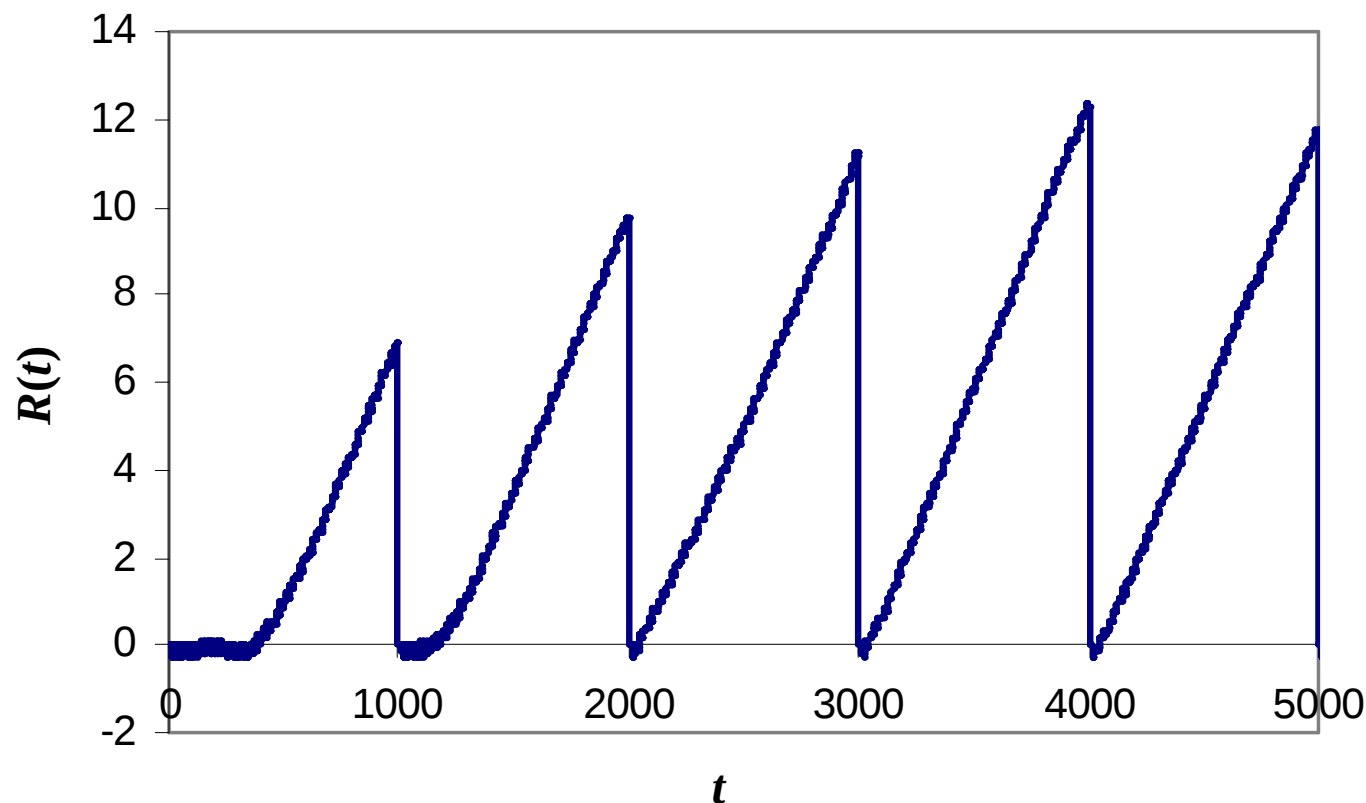
LE - обучение совместно с эволюцией

Динамика ресурса агента



Величина ресурса лучшего агента R_{max} , получаемая после 1000 временных шагов; n_g - номер поколения. Усреднено по 1000 расчетам.
L - обучение, E – эволюция, LE – обучение совместно с эволюцией.

Обучение помогает эволюции находить хорошую политику быстрее



Ресурс лучшего агента в популяции $R(t)$, случай LE.

В первых поколениях неплохая политика находится путем обучения. В последних поколениях агент имеет хорошую политику с рождения.

Эффект Болдуина: приобретаемые навыки становятся наследуемыми.

Выводы по модели взаимодействия обучения и эволюции

Исследована модель взаимодействия обучения и эволюции на примере самообучающихся агентов-ящериц

Продемонстрирован эффект Болдуина: приобретаемые навыки ассимилируются в геном в течение 3-5-ти поколений Дарвиновской эволюции.

Генетическая ассимиляция происходит быстро, т.е. наблюдаются черты, характерные для Ламарковской эволюции, хотя эволюция Дарвиновская.

Целесообразно промоделировать этот эффект для более близких к биологии моделей.

Бионическая модель поискового поведения

**Непомнящих В.А., Попов Е.Е., Редько В.Г.
Бионическая модель адаптивного поискового
поведения // Известия РАН. Теория и системы
управления. 2008. № 1. С.85-93.**

Ручейник и его чехол-домик



Личинки ручейников ведут поиск крупных частиц для строительства чехла-домика

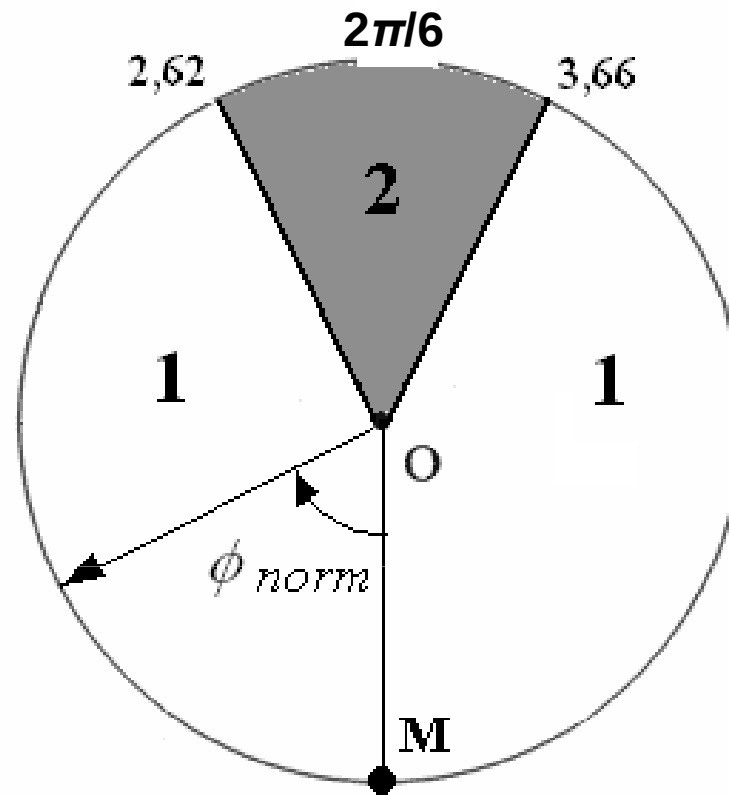
Биологический эксперимент

(В.А. Непомнящих, 2002)



Личинок ручейников помещали в кольцевой коридор с водой, дно которого было покрыто сплошным слоем песка. На небольшом участке коридора ($1/6$ площади коридора) были еще крупные плоские частицы (скорлупки). Эксперимент показал, что личинки ручейников находят участок с крупными частицами, где они строят домик в основном из скорлупок.

Геометрия кольцевого коридора



Личинка помещалась в точку М.

Крупные частицы (скорлупки) расположены на участке 2.

Вероятность встречи крупной частицы на участке 2 равна 0.2.

На участке 1 расположены только мелкие частицы (песчинки)

Результаты биологического эксперимента

- Эксперимент проводился с 40 личинками, которые наблюдались в течение 1 часа с момента первого прикрепления частицы
- Все личинки двигались по коридору и посещали участок 2 со скорлупками
- Личинки преимущественно (36 из 40) вели строительство на участке 2, где они собирали домик из крупных частиц – скорлупок
- Среднее число прикрепленных частиц для 36 личинок, покидавших и возвращавшихся на участок 2, составило 5 скорлупок и 2 песчинки. 4 личинки, оставшиеся на участке 1, в среднем прикрепили по 7 песчинок

Компьютерная модель

- Поведение регулируется мотивацией к прикреплению $M(t)$
- Возможны три действия личинки:
 - 1) **прикрепление** протестированной частицы к домику,
 - 2) **тестирование** частицы,
 - 3) **блуждание**, поиск нового места
- **Прикрепление** происходит при превышении мотивацией $M(t)$ порога, пропорционального площади последней прикрепленной частицы, при $M(t) > Th = k_0 S_{attach}$, $k_0 > 0$
- **Тестирование** происходит при $Th > M(t) > 0$
- **Блуждание** – при $0 > M(t)$

Динамика мотивации к прикреплению $M(t)$

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

время t дискретно, шаг по времени $\Delta t = 1$ с, k_1 – параметр, характеризующий инерционность ($0 < k_1 < 1$, $1-k_1 \ll 1$)

$\xi(t)$ – нормально распределенная случайная величина со средним 0 и средним квадратическим σ

$I(t)$ – интенсивность раздражителя

При *тестировании*:

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

$k_2 > 0$, S_{curr} , S_{last} – площади тестируемой и последней протестированной частицы

При *перемещении и прикреплении* $I(t) = 0$

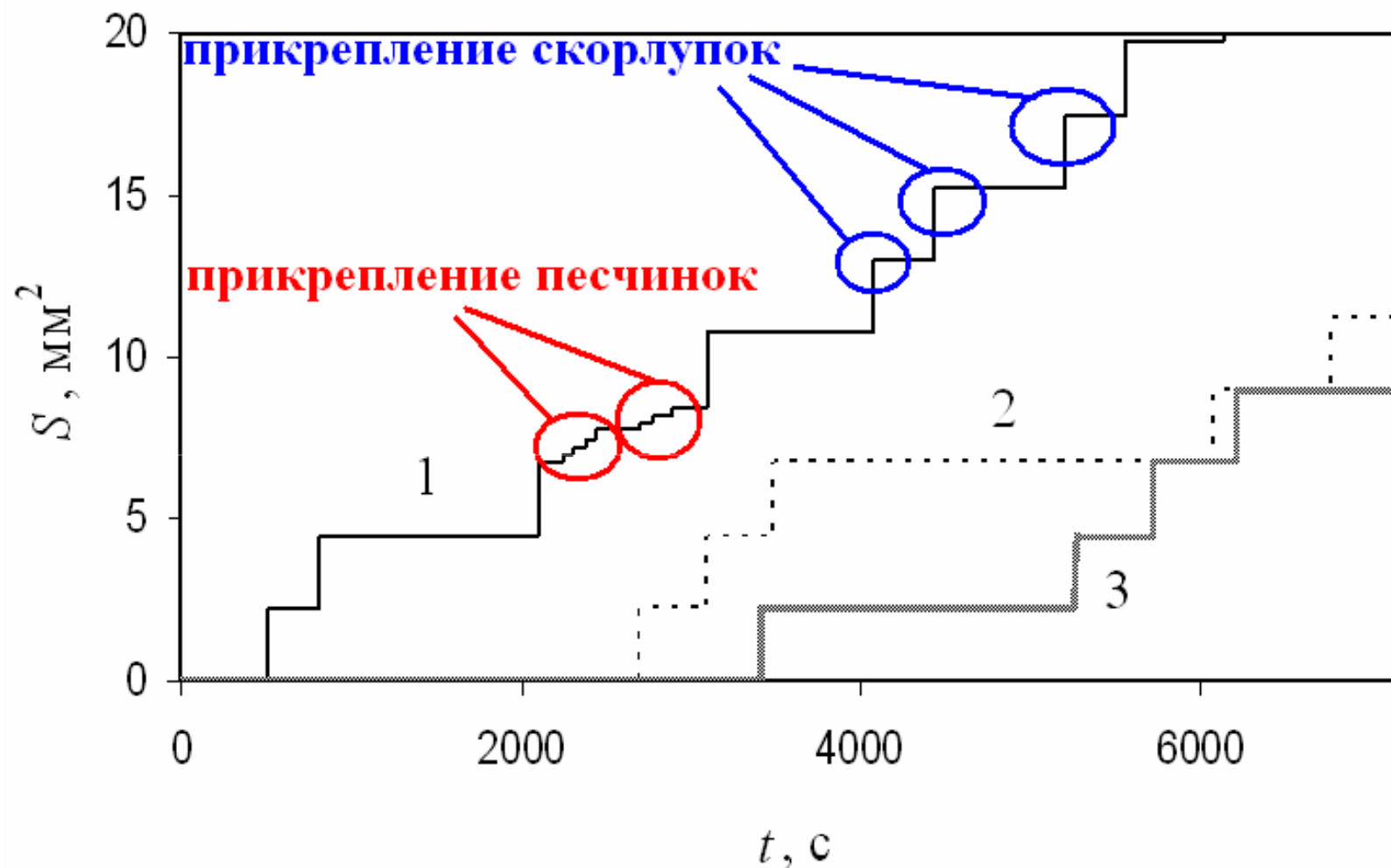
Параметры расчета

- Диаметр коридора $d = 90$ мм
- Размер песчинки = 0.5 мм ($S = 0.25$ мм²)
- Размер скорлупки = 1.5 мм ($S = 2.25$ мм²)
- Величина перемещения за один такт времени $L = 2$ мм
- $k_0 = 1$, $k_1 = 0.99$, $k_2 = 0.007$, $\sigma = 0.05$
- Время тестирования / прикрепления = 5/60 с (для песчинки), 10/120 с (для скорлупки)
- Расчет проводился в течение 7200 с (2 часа) для 40 личинок, аналогично биологическому эксперименту
- Исходная мотивация к прикреплению $M(0) = 0$
- Сначала личинка помещалась в центр участка 1

Результаты моделирования

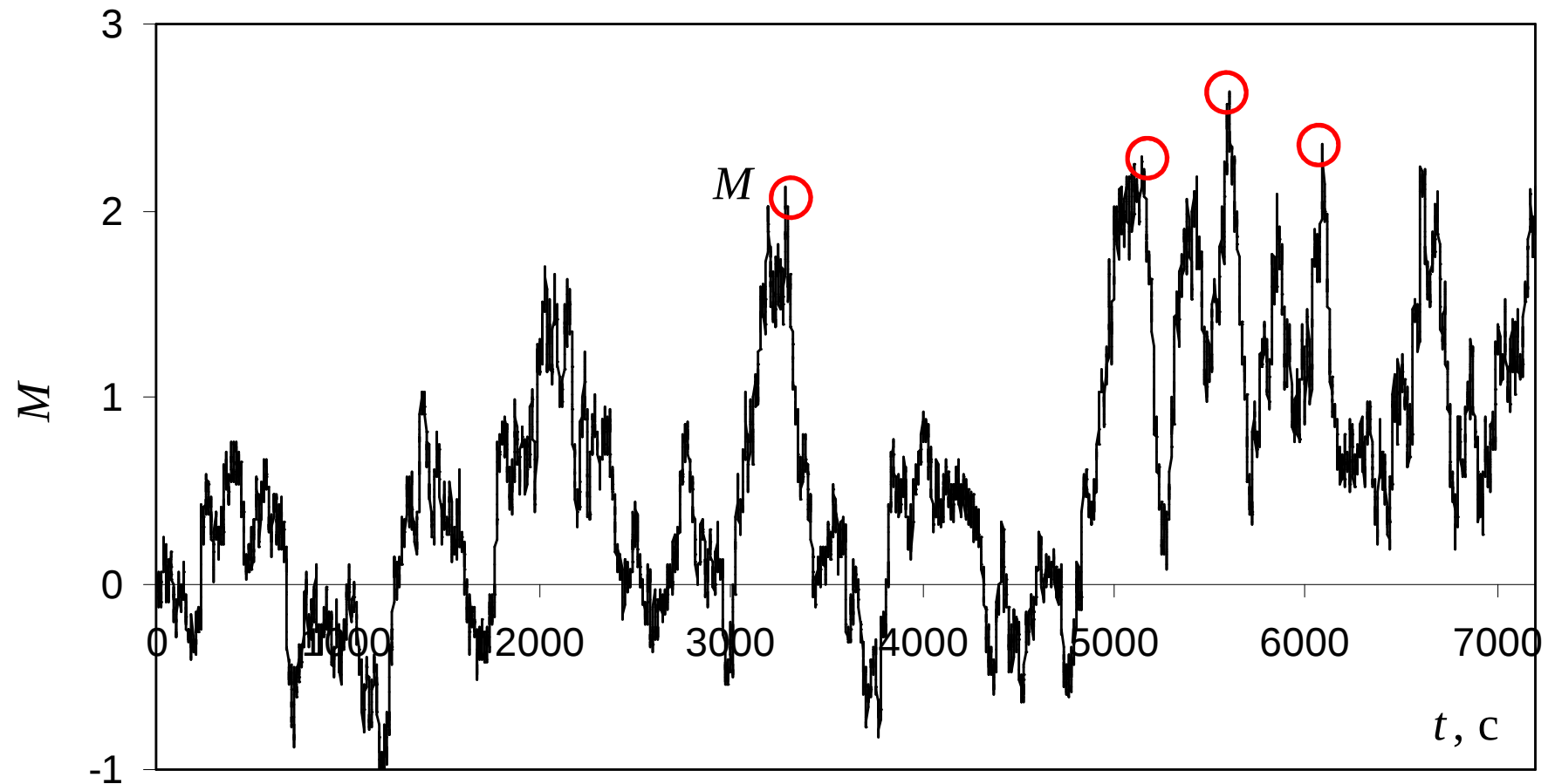
- Почти во всех случаях (в 39 из 40) первой прикреплялась крупная частица (скорлупка)
- Количество частиц в течение часа после прикрепления первой частицы в среднем по 40 расчетам составило: 4.2 крупные частицы (среднее квадратическое отклонение 1.68) и 0.6 мелких частиц (среднее квадратическое отклонение 1.53)
- Прикрепление мелких частиц наблюдалось только в 8 расчетах из 40
- Среднее время начала прикрепления первой частицы 1815 с (среднее квадратическое отклонение 872 с)

Динамика площади домика $S(t)$



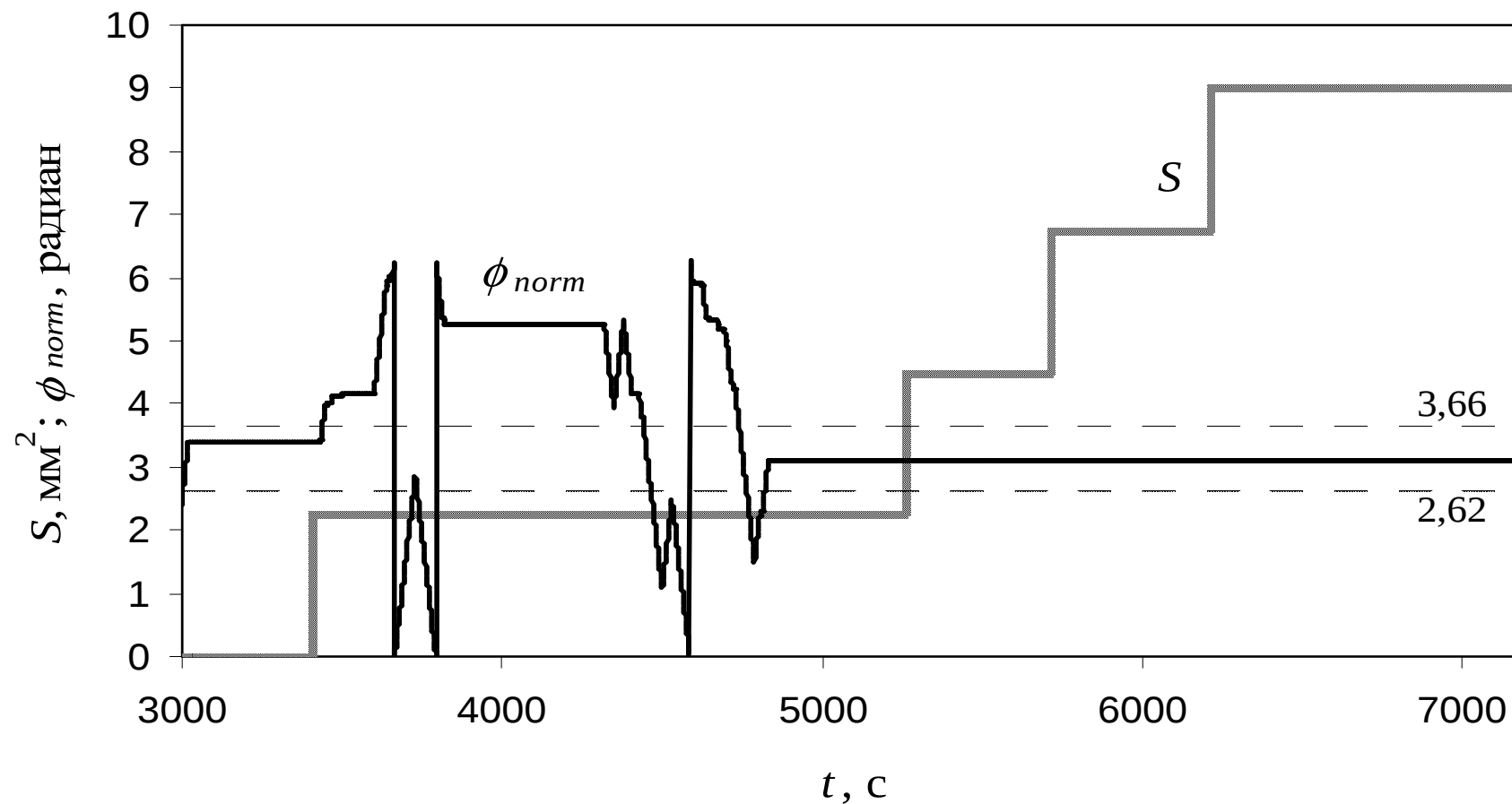
Преимущественно прикрепляются крупные частицы. Есть сильный разброс числа прикрепляемых частиц и момента начала прикрепления. Число прикреплений невелико.

Динамика мотивации к прикреплению $M(t)$



Прикрепление начинается в моменты $t = 3288, 5140, 5595, 6090$ с.
Есть эффект **частичного успеха**: есть рост мотивации $M(t)$, но мотивация не достигает порога и прикрепление не начинается

Зависимости $S(t)$ и $\phi_{norm}(t)$



Зависимости суммарной площади прикрепленных частиц $S(t)$ и приведенной угловой координаты $\phi_{norm}(t)$ личинки

Модель и биологический эксперимент качественно согласуются (данные по 40 примерам)

- 1. Личинки (как живые, так и модельные) обследуют весь коридор: участок 1 и участок 2**
- 2. Преимущественно прикрепляются крупные частицы: 4.2 в модели, 5 в эксперименте. Малое число прикрепленных песчинок: 0.6 в модели, 2 в эксперименте**
- 3. Есть сильный разброс числа прикрепляемых частиц и момента начала прикрепления (как в модели, так и в эксперименте)**
- 4. Число прикрепленных частиц в обоих случаях невелико**

Выводы

Модель адекватна проанализированному поисковому поведению ручейников, имеет смысл развить модель на более общее поведение

В модели есть память личинки о размерах последней протестированной и последней прикрепленной частиц

Динамика регулирующей поведение мотивации $M(t)$ проста и эффективна. Она включает:

- 1) инерцию изменения $M(t)$
- 2) случайные вариации $M(t)$
- 3) направленное изменение $M(t)$

Целесообразно использовать аналогичную динамику мотивации в других моделях, в частности, для автономных агентов с несколькими потребностями

Модели обучения и эволюции автономных агентов

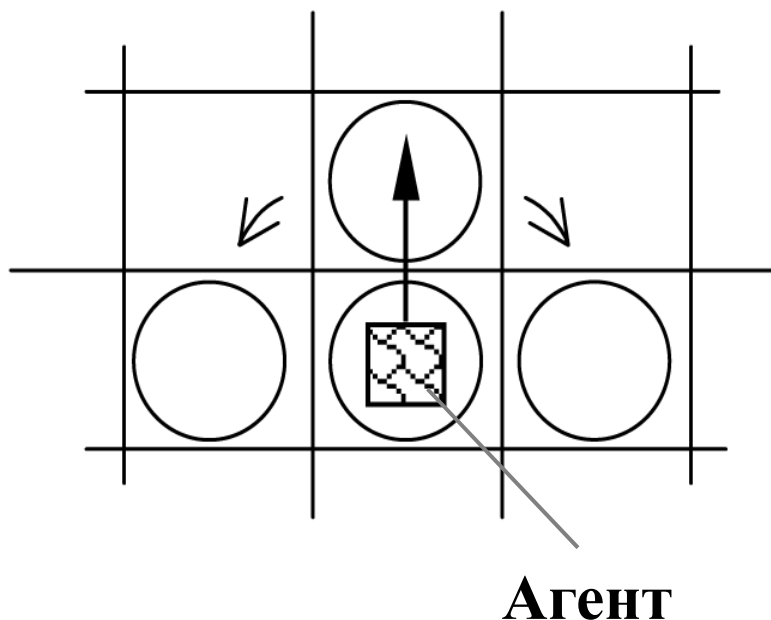
- ▶ **Модель адаптивного поведения автономных агентов с естественными потребностями: питание, размножение, безопасность**
- ▶ **Модель автономного формирования цепочек последовательных действий**

Модели представлены на конференциях в 2009, 2010 годах

Модель формирования правил поведения автономных агентов

Редько В.Г., Бесхлебнова Г.А. Модель адаптивного поведения автономных агентов в двумерной клеточной среде // Научная сессия МИФИ - 2009. X Всероссийская научно-техническая конференция "Нейроинформатика-2009". Ч.1. М.: МИФИ, 2009. С. 169-177.

Автономные агенты в двумерной клеточной среде



Стрелка показывает направление вперед, кружки – поле зрения агента

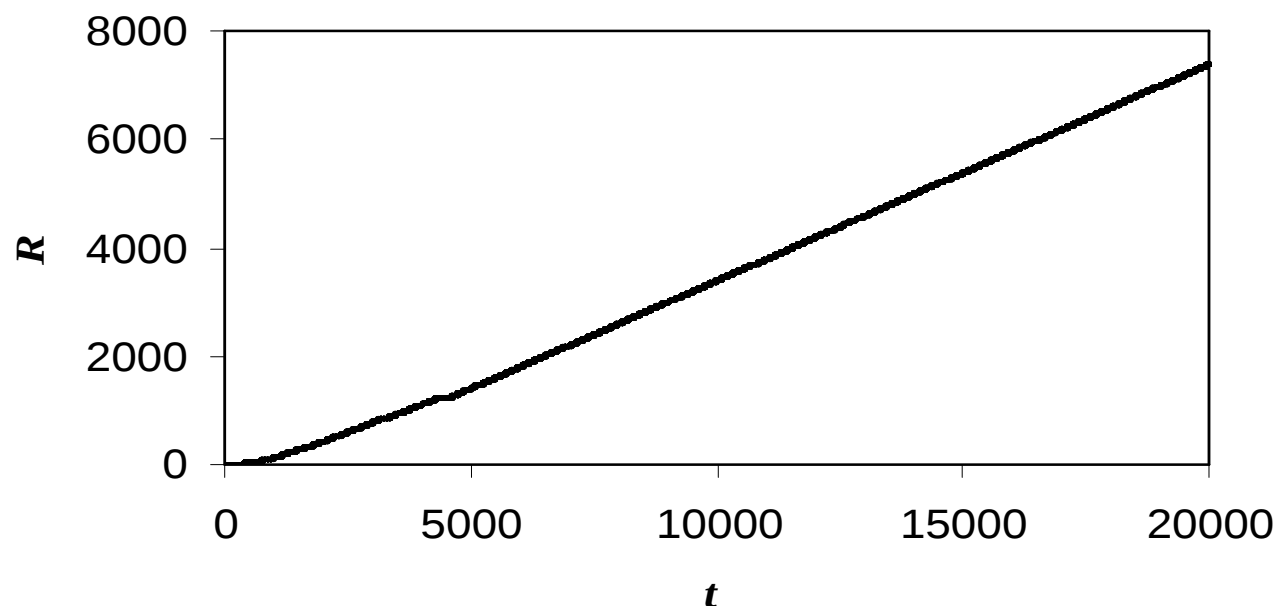
Действия агента:

1) двигаться вперед, 2,3) поворачиваться направо или налево, 4) питаться, 5) отдыхать

В среде имеются порции пищи. При питании агент увеличивает свой ресурс, при действиях – расходует

Управление агентами: с помощью набора правил: $S_k(t) \rightarrow A_k(t)$. Правила формируются методом обучения с подкреплением

Формирование правил и цепочек действий самообучающимся агентом



Зависимость ресурса агента R от времени t .

Пища имеется в половине клеток. Используется метод «отжига»: сначала — случайный поиск действий, затем — детерминированное обучение.

Имеется 16 ситуаций, 5 действий. Формируются 5 эвристик:

- 1) пища «здесь» → «питаться»,
- 2) пища «впереди» → «двигаться вперед», «питаться»;
- 3,4) пища «справа/слева» → «поворачиваться направо/налево», «двигаться вперед», «питаться»;
- 5) не видно пищи → «двигаться вперед», ...

План

- 1. Задача моделирования когнитивной эволюции**
- 2. Задел исследований – модели адаптивного поведения**
- 3. Примеры моделей в направлении «Адаптивное поведение»**
 - 3.1. Модели мозга и поведения в Институте нейронаук, руководимом Дж. Эдельманом**
 - 3.2. Модель взаимодействия обучения и эволюции в популяции самообучающихся агентов**
 - 3.3. Модель поискового поведения**
- 4. Контуры программы будущих исследований когнитивной эволюции**
- 5. Работы в близких направлениях**

Контурь программы будущих исследований когнитивной эволюции

- Исследование моделей адаптивного поведения аниматов с несколькими естественными потребностями: питания, размножения, безопасности
- Исследование перехода от физического уровня обработки информации в нервной системе животных к уровню **обобщенных образов**, уровню понятий (аналогов слов)
- Исследование процессов формирования **причинной связи** в памяти животных. Например, связи между условным стимулом (УС) и следующим за ним безусловным стимулом (БС). Анализ роли прогнозов в адаптивном поведении
- Исследование процессов формирования **логических выводов в «сознании» животных**
 $\{УС, УС \rightarrow БС\} \Rightarrow БС$ – аналог modus ponens

Литература

Турчин В.Ф. Феномен науки: Кибернетический подход к эволюции. М.: ЭТС, 2000.

<http://www.refal.ru/turchin/phenomenon/>

Меркулов И.П. Когнитивная эволюция. М. Наука, 1999.

Редько В.Г. Эволюция, нейронные сети, интеллект. М.: УРСС, 2005.

От моделей поведения к искусственному интеллекту (под ред. В.Г. Редько). М.: УРСС, 2006.

Редько В.Г. Проблема происхождения интеллекта // Вопросы философии, 2008. № 12. С. 76-83.

Кто еще работает в близких направлениях

Witkowski M. An action-selection calculus // Adaptive Behavior, 2007. V. 15. No. 1. PP. 73-97.

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.

Vernon D., Metta G., Sandini G. A survey of artificial cognitive systems: Implications for the autonomous development of mental capabilities in computational agents // IEEE Transactions on Evolutionary Computation, special issue on Autonomous Mental Development, 2007. V. 11. No. 2. PP. 151-180.

Кто еще работает в близких направлениях

Станкевич Л.А. Искусственные когнитивные системы // Научная сессия НИЯУ МИФИ - 2010. XII Всероссийская научно-техническая конференция "Нейроинформатика-2010". Лекции. М.: НИЯУ МИФИ, 2010. С. 106-160.

Автономные агенты, модельный футбол, антропоморфные роботы

Вайнцвайг М.Н., Полякова М.П. О моделировании мышления // От моделей поведения к искусственному интеллекту М.: УРСС, 2006. С. 280-286.

Жданов А.А. Автономный искусственный интеллект. М.: Бином. Лаборатория знаний, 2009

Кто еще работает в близких направлениях

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>

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>

Витяев Е.Е. Извлечение знаний из данных. Компьютерное познание. Модели когнитивных процессов. Новосибирск: НГУ, 2006.

<http://www.math.nsc.ru/AP/ScientificDiscovery/pages/BookCC.html>

Кто еще работает в близких направлениях

Осипов Г.С. "Поведение и целеполагание". Доклад на Четвертых Поспеловских чтениях «Искусственный интеллект – проблемы и перспективы»:

<http://posp.raai.org/info.php?view=18>

Карпов В.Э. Автономные роботы. Ряд публикаций на сайте Российской ассоциации искусственного интеллекта (РАИИ):

<http://www.raai.org/>

В.Э. Карпов, В.Е. Павловский "Интеллектуальные роботы"
Доклад на Четвертых Поспеловских чтениях
«Искусственный интеллект – проблемы и перспективы»:

<http://posp.raai.org/info.php?view=18>

Кто еще работает в близких направлениях

В.К. Финн. ДСМ – метод. Психологический естественный интеллект.

Компоненты естественного интеллекта:

- (1) выделение существенных факторов в данных,**
- (2) целеполагание,**
- (3) отбор знаний (посылок выводов), релевантных цели рассуждения,**
- (4) способность к рассуждению,**
- (5) аргументированное принятие решений,**
- (6) рефлексия – оценка знаний и действий,**
- (7) познавательное любопытство (вопрос «Что такое?»),**
- (8) способность к объяснению (вопрос «Почему?»),**

Кто еще работает в близких направлениях

В.К. Финн.

Компоненты естественного интеллекта:

- (9) способность к синтезу познавательных процедур (например, взаимодействие индукции, аналогии и абдукции с учетом фальсификации посредством контрпримеров),**
- (10) обучение и использование памяти,**
- (11) рационализация идей – стремление уточнить их как понятия,**
- (12) способность к созданию целостной картины относительно предмета мышления, объединяющие знания, релевантные поставленной цели,**
- (13) способность к адаптации в условиях изменения жизненных ситуаций и знаний, что означает коррекцию имеющихся знаний («теории») и поведения.**

Контурь программы будущих исследований когнитивной эволюции

- Исследование моделей адаптивного поведения аниматов с несколькими естественными потребностями: питания, размножения, безопасности
- Исследование перехода от физического уровня обработки информации в нервной системе животных к уровню **обобщенных образов**, уровню понятий (аналогов слов)
- Исследование процессов формирования **причинной связи** в памяти животных. Например, связи между условным стимулом (УС) и следующим за ним безусловным стимулом (БС). Анализ роли прогнозов в адаптивном поведении
- Исследование процессов формирования **логических выводов в «сознании» животных**
 $\{УС, УС \rightarrow БС\} \Rightarrow БС$ – аналог modus ponens

Еще раз об актуальности моделирования КОГНИТИВНОЙ ЭВОЛЮЦИИ

- **Эти исследования связаны с основаниями науки, с основаниями математики**
- **Моделирование когнитивной эволюции интересно с точки зрения развития теории познания**
- **Есть задел в направлении исследований «Адаптивное поведение»**
- **Эти исследования актуальны с точки зрения развития когнитивных наук, так как они связаны с важными когнитивными процессами – процессами научного познания**