

УДК: 32.81

МОДЕЛИРОВАНИЕ БИОЛОГИЧЕСКИХ ПРЕДПОСЫЛОК ПОЗНАВАТЕЛЬНЫХ СПОСОБНОСТЕЙ ЧЕЛОВЕКА

Редько В.Г.

Научно-исследовательский институт системных исследований РАН
E-mail: vgrekko@gmail.com

Обсуждается проблема: Насколько можно подойти к моделированию интеллекта человеческого уровня? Проведено компьютерное моделирование предпосылок познавательных способностей человека, используемых в научном познании. Моделирование основано на биологических экспериментах на рыбах, изучающих лабиринты.

Ключевые слова: познавательные способности, предсказание, поисковое поведение

MODELING OF BIOLOGICAL PREREQUISITES OF HUMAN COGNITIVE ABILITIES

Red'ko V.G.

Scientific Research Institute for System Analysis, Russian Academy of Sciences
E-mail: vgrekko@gmail.com

The paper discusses the problem: How could we approach to modeling of human level intelligence? Computer simulation of prerequisites of human cognitive abilities, which are used by scientists, is performed. The simulation is based on biological experiments on fishes that are searching mazes.

Keywords: cognitive abilities, prediction, searching behavior

1. Можно ли подойти к моделированию интеллекта человеческого уровня?

Многие люди задумывались над вопросами: Можно ли воплотить в компьютерной программе интеллект человеческого уровня? Как можно подойти к моделированию человеческого мышления?

Понятно, что в специальных областях что-то подобное сделать можно. Компьютер уже обыгрывал чемпиона мира по шахматам. Но можно ли продвинуться дальше, насколько глубоко можно продвинуться?

Существует широкий круг исследований, посвященных изучению естественного интеллекта, попыткам моделирования мышления. Отметим некоторые из работ в этом направлении.

Ряд работ отечественных исследователей в этой области представлен в недавно вышедшей книге: «Подходы к моделированию мышления» (Под ред. В.Г. Редько). М.: УРСС, 2014 [1]. В этой книге рассмотрены подходы с нескольких сторон: со стороны изучения познавательных способностей биологических организмов, со стороны научных основ искусственного интеллекта, со стороны использования нейронных сетей, со стороны построения моделей языка, со стороны робототехники. Конечно, в основном это только подходы, некоторые начальные шаги, но, тем не менее, анализ путей, ведущих к моделированию мышления, ведется.

Отметим еще некоторые интересные подходы.

В ранней работе [2] (М.Н. Вайнцвайг, М.П. Полякова, 1975 г.) была сделана очень интересная попытка моделирования *мышления в чистом виде*. На основе четкой теоретической проработки строилась тщательно продуманная модель того, как могли бы люди познавать закономерности незнакомого им мира, минимально специализированного для наших органов чувств. В этой работе проводилась аналогия со слепоглухонемыми людьми, которые использовали свои мыслительные способности, получали высшее образование, были авторами книг; эти люди использовали интеллект в максимально чистом виде.

Интересный подход к воссозданию интеллекта человеческого уровня был предложен в работе [3]. Было предложено создать такого интеллектуального робота, который был бы внешне похож на человека, и поведение которого было бы настолько «разумно», что люди могли бы выбрать этого робота президентом своей страны. То есть люди не отличали бы такого робота от настоящего человека и высоко ценили бы его. Конечно, этот подход очень интересен, но насколько глубоким интеллектом обладают президенты? Скорее, президенту важнее уметь оценить политическую ситуацию, обладать сообразительностью, пониманием психологии людей, чем иметь глубокое научное мышление.

Поэтому более интересно рассмотреть возможность воплотить в компьютерной программе мыслительные способности ученого. И с точки зрения анализа когнитивных способностей человека, используемых в научном познании, можно было бы подойти к воссозданию интеллекта человеческого уровня следующим образом. В работе М.Н. Вайнцвайга [4] анализировались модели автономных агентов, которые познают закономерности механики, наблюдая за столкновениями тел, например, шаров (под автономным агентом подразумеваем модельный организм,

воплощенный в компьютерной программе). И исследование таких автономных агентов может быть нацелено на то, чтобы агенты могли бы прийти к самостоятельному открытию трех законов Ньютона. Ну, чем это не интеллект человеческого уровня (конечно, пока только в замыслах) – открытие законов природы?!

И можно представить, как мог бы развиваться «интеллект» автономного агента, чтобы агент смог прийти к уровню ученого [5]. Это можно представить, например, рассматривая достаточно хорошо известный опыт научной работы И. Ньютона. У агента должна быть база знаний, должно быть стремление к получению новых знаний и к обобщению знаний, должна быть любознательность, направляющая агента к постановке вопросов о внешнем мире и решению этих вопросов путем постановки экспериментов. Агенты должны учитывать многочисленные связи между уже имеющимися знаниями. Должен быть коллектив агентов, исследующий внешний мир, и должны быть коммуникации между агентами. Должно быть самосознание агента, эмоциональная самооценка результатов своей деятельности и стремление агента достигнуть наиболее высоких результатов в коллективе агентов. Агенты должны иметь стремление к получению наиболее ясных, четких и компактных знаний, таких как законы Ньютона или аксиомы Евклида. И конечно, агенты должны освоить возможности логических выводов, позволяющих получить многочисленные следствия законов и аксиом.

Понятно, что путь к интеллекту такого уровня весьма непрост, но, все же, он просматривается.

Теперь, имея в виду очерченную дальнюю цель, перейдем к отдельным предпосылкам познавательных способностей человека, которые проявляются на уровне достаточно простых биологических организмов. Опираясь на биологический эксперимент, построим модель формирования предсказания у рыб, плавающих в простых лабиринтах.

2. Моделирование познавательных способностей рыб, изучающих лабиринты

2.1. Противоположные тенденции познания внешнего мира: баланс между новизной и предсказуемостью

Как подчеркивается в работах В.А. Непомнящих [6–8], в поведении животных постоянно присутствуют две противоположные тенденции, не связанные непосредственно с физиологическими потребностями. Одна из них – поиск новой, *непредсказуемой* стимуляции, а другая – стремление *предсказывать* результаты своего поведения.

Часто модели поведения животных основываются на предположении, что поведение животного направлено на достижение

максимальной выгоды при минимуме затрат времени и энергии, например, при необходимости выбора участка с кормом предпочтение отдается тому участку, где корма больше или его легче собрать. Однако в биологических исследованиях было замечено [6–8], что если животное сыто (пищевая мотивация не слишком высока), то в его поведении присутствует стремление найти новые объекты или обнаружить новые свойства у известных предметов. Для объяснения такого поведения была выдвинута гипотеза «уменьшения неопределенности» [9, 10], которая предполагает наличие у животного постоянной мотивации к сбору информации о среде. Эта мотивация преобладает, если основные потребности (например, в пище) удовлетворены. Тогда поведение животного, стимулированного мотивацией к сбору информации об окружающей среде, приводит к уменьшению неопределенности. Если же животное сильно голодно и видит пищу, то исследовательское поведение отсутствует [9].

Уменьшение неопределенности в поведении животных можно проиллюстрировать на эксперименте со скворцами [11]. Скворцам предлагали миски с одинаковым количеством корма, смешанного с песком. Одна из мисок была прикрыта прозрачной крышкой, а другая – непрозрачной, причем скворцы могли легко пробить крышки клювом и достать корм. Птицы предпочитали добывать корм в миске с непрозрачной крышкой, несмотря на то, что им приходилось искать там корм вслепую. Это предпочтение имело место, даже если корма в миске с непрозрачной крышкой было меньше. Скворцы стремились к ясности своих знаний о внешнем мире.

В поведении животных наряду с поиском новизны можно выделить также и стремление к предсказуемости результатов своих действий, что дает им возможность контролировать окружающую среду. Эти две тенденции (новизна и предсказуемость) в поведении животных являются на первый взгляд противоречащими друг другу. Реально мы сталкиваемся с тем, что между новизной и предсказуемостью складывается определенный баланс. Взаимодействие этих двух тенденций приводит к тому, что животное постоянно исследует последствия своих действий и незнакомые объекты во внешней среде, даже если они не связаны с удовлетворением физиологических потребностей организма.

Отметим, что важная роль накопления знаний для жизни биологических организмов подчеркивается в работах А.А. Жданова [12].

Важно подчеркнуть, что накопление знаний при поисковом поведении животных является предшественником развития знаний человека при его творческой поисковой активности. В частности, в научном познании ученый стремится как к достоверности получаемых знаний и к обеспечению предсказуемости получаемых на основе этих знаний результатов, так и к поиску новых знаний. Таким образом, и в научном познании складывается баланс между новизной и

предсказуемостью. При этом построение моделей внешнего мира (формирование новых знаний) и обеспечение предсказуемости – важные составляющие научного познания.

Например, можно представить, как ученый, изучая определенное явление, тщательно проводит физические эксперименты, чтобы как следует разобраться в этом явлении. А когда явление уже становится понятным, а результаты экспериментов предсказуемыми, то ученый переключается на новые, неизученные явления, на эксперименты с непредсказуемыми результатами.

Далее представлен начальный этап моделирования познавательных способностей достаточно простых животных, изучающих лабиринты. Строятся компьютерные модели накопления новых знаний и предсказательных способностей рыб, и сопоставляются результаты компьютерного моделирования с данными биологического эксперимента. При моделировании учитывается то, что в поведении животных постоянно присутствуют две указанные противоположные тенденции: 1) поиск новой, непредсказуемой стимуляции и 2) стремление предсказывать результаты своего поведения.

Модели основаны на биологическом эксперименте навигации рыб данио рерио в двух типах лабиринтов.

2.2. Биологический эксперимент

В биологическом эксперименте, выполненном В.А. Непомнящих и Е.А. Осиповой (результаты эксперимента кратко изложены в работах [13, 14]), изучалось поведение рыб данио рерио в незнакомой им среде – в лабиринтах двух типов: в простом крестообразном лабиринте с 4-мя коридорами (рис. 1) и в более сложном лабиринте с 11-ю коридорами (рис. 2).

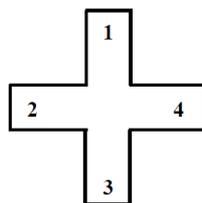


Рис. 1. Крестообразный лабиринт

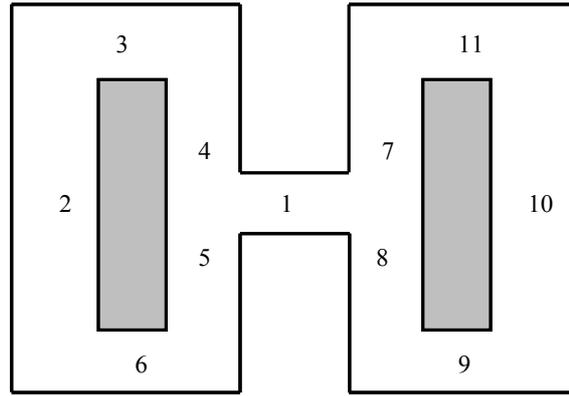


Рис. 2. Лабиринт с 11-ю коридорами. Серым показаны непрозрачные барьеры внутри левого и правого отсеков

Поведение рыб в крестообразном лабиринте

Наиболее подробно исследовалось поведение рыб в крестообразном лабиринте. Размеры лабиринта составляли: длина коридора (от входа в коридор из центра до торца): 65 мм, ширина коридора: 33 мм, центр (квадрат между входами в коридоры): 33x33 мм, высота стенок лабиринта: 48 мм, уровень воды в лабиринте 38 мм. Типичная длина рыб составляла 25 мм. Основные результаты биологического эксперимента сводятся к следующему. Наблюдали 20 самцов данио рерио. Каждого самца по отдельности помещали в один из коридоров и закрывали заслонкой выход из него на 2 минуты, а потом заслонку убрали и вели съемку 15 минут. Ниже характеризуются основные виды перемещения рыб, нумерация коридоров показана на рис. 1. Значительная часть перемещений рыб между коридорами подчинялась простым правилам. Такие перемещения мы будем называть мотивами:

1. Самый заметный мотив – повторяющиеся челночные переходы между смежными коридорами, например, 12121212 или 141414...

2. Менее частый – повторяющиеся челночные переходы между противоположными коридорами: 131313 и 24242424.

3. Изредка наблюдались последовательные переходы из одного коридора в другой смежный по часовой стрелке (1234) или в противоположном направлении (3214) и переходы с «возвратом», например, 12321 или 14341.

Кроме мотивов, у рыб наблюдаются и такие последовательности посещения коридоров, которые не подчиняются каким-либо правилам, случайные, например, 231421.

Характерный пример последовательности посещаемых рыбой коридоров:

21212121212323234223232323132323232321323123134123412341234
23232323231321431412141212123412121212123132121212341234324242
42413131312424243121324121412312.

Подчеркнуты цепочки, соответствующие указанным мотивам.

Поведение рыб в лабиринте с 11-ю коридорами

В лабиринте с 11-ю коридорами (рис. 2) длина коридоров 2 и 10 составляла 110 мм, коридоров 3, 6, 9 и 11 – 60 мм, коридоров 4, 5, 7 и 8 – 45 мм. Длина коридора 1 – 30 мм. Ширина каждого коридора – 20 мм. Рыбы были такими же (с теми же размерами), как и в случае крестообразного лабиринта.

Результаты исследований рыб в лабиринте с 11-ю коридорами показали, что значительная часть передвижений рыб не была случайной. Наблюдались следующие упорядоченные передвижения:

1. Челночные перемещения в противоположных направлениях вдоль какого-либо одного из достаточно длинных коридоров 2, 3, 6, 9, 10, 11 (но не 1). Достигнув конца коридора, рыба разворачивалась, двигалась в обратном направлении, доходила до противоположного конца коридора, снова разворачивалась и т.д.

2. Челночные передвижения, включающие два смежных коридора, например, 232323...

3. Передвижения вдоль коридоров 4 и 5 или 7 и 8. В этих случаях рыба переходила, например, из коридора 4 в коридор 5, поворачивала в конце последнего, возвращалась в коридор 4 и т.д.: 454545454.... При таких передвижениях вход в коридор 1 игнорировался.

4. Передвижения 417141714... и 5181518..., в которых рыба поворачивала в коридор 1 всегда, когда проходила мимо него.

5. Обход какого-либо отсека по периметру, например, 2345623456....

Таким образом, в поведении рыб наблюдаются упорядоченные передвижения, подчиняющиеся определенным правилам. При этом рыба может постоянно игнорировать один и тот же внешний ориентир (вход в коридор 1) при выполнении одной последовательности, но регулярно реагировать на него же при выполнении другой последовательности.

Помимо упорядоченных передвижений наблюдались и разнообразные передвижения между коридорами, не подчиняющиеся явно каким-либо правилам, например, 6518987...

Подчеркнем, что крестообразный лабиринт и лабиринт с 11-ю коридорами существенно различаются: все коридоры в крестообразном лабиринте видны рыбе после первого ее появления в центре, а коридоры в лабиринте, представленном на рис. 2, заранее рыбе неизвестны.

2.3. Модели движения рыб, накопления ими знаний, формирования предсказаний

Модель движения рыб по крестообразному лабиринту

В модели считалось, что имеются только основные указанные выше мотивы: тип 1, т.е. четыре мотива движения между смежными коридорами и тип 2, т.е. два мотива движения между противоположными коридорами (всего 6 мотивов). Также учитывалась возможность случайного выбора того или иного варианта движения. Задавались вероятности переходов между мотивами рассматриваемых типов для каждого такта времени и вероятности выбора случайного движения и выбора того или иного мотива (если до этого движение происходило без мотива).

Компьютерное моделирование продемонстрировало, что навигация модельных рыб качественно подобна поведению реальных рыб. Наблюдалось повторяющиеся челночные переходы между смежными коридорами, что соответствует мотиву первого типа. Изредка наблюдались и повторяющиеся челночные переходы между противоположными коридорами, что соответствует мотиву второго типа.

Модель движения рыб по лабиринту с 11-ю коридорами

Для лабиринта с 11-ю коридорами (рис. 2) была построена компьютерная модель, в которой предполагалось, что каждый из коридоров характеризуется степенью знания о нем C_i , $i = 1, 2, \dots, 11$. Считалось, что знания C_i могут увеличиваться при прохождении рыбы по коридору: если рыба проплыла весь i -й коридор, то величина C_i после этого увеличивалась на ΔC . Также считалось, что величины C_i ограничены: $0 \leq C_i \leq 1$. Перед началом эксперимента у рыбы знания обо всех коридорах были нулевые: $C_i = 0$. Также формально полагалось, что если какая-либо величина C_i в результате добавления ΔC превысила 1, то она становится равной 1.

Считалось, что если рыба дошла до конца какого-либо коридора, для которого величина C_i в результате прохождения этого коридора превысила порог Th_c то рыба переходит в следующий коридор. Например, если рыба прошла коридор 2 вверх, и C_2 стало больше Th_c , то рыба переходит в коридор 3. Также считалось, что если рыба дошла до развилки, в которой возможны два пути, то она с большей вероятностью P_s выбирает смежный с предыдущим коридор, чем путь прямо, в противоположный коридор, который она выбирает с вероятностью P_f . Например, если рыба прошла коридор 7 вниз, и C_7 стало больше Th_c , то рыба с вероятностью P_s переходит в коридор 1, а с вероятностью P_f – в коридор 8. Кроме этого, были введены аналогичные вероятности для переходов к той же стенке,

вдоль которой рыба двигалась до этого (эта вероятность равна P_w), и к противоположной стенке (эта вероятность равна P_u). В лабиринте, представленном на рис. 2, это возможно только во время выхода из коридора 1. Так, если рыба до коридора 1 шла по коридору 4, то после выхода из коридора 1 она предпочтительно (с вероятностью P_w) перейдет в коридор 7 (вдоль той же стенки, что и раньше), и менее вероятно (с вероятностью P_u) в коридор 8 (к противоположной стенке). Дополнительно будем считать, что коридор 1 имеет малые по сравнению с другими коридорами размеры, поэтому рыба сразу весь его видит, поэтому считаем, что после первого попадания рыбы в этот коридор, всегда $C_1 = 1$.

Приведенные параметры считались следующими: $\Delta C = 0.3$, $Th_c = 0.8$ (это означает, что для того, чтобы как следует познакомиться с коридором, рыбе достаточно пройти его 3 раза), $P_s = 0.7$, $P_f = 0.3$, $P_w = 0.8$, $P_u = 0.2$.

Моделирование продемонстрировало качественное подобие движения модельных «рыб» их биологическим прототипам. Как и в биологическом эксперименте, наблюдались челночные перемещения по отдельным коридорам, а также челночные перемещения по смежным коридорам, например, перемещения 10,11,10,11. В компьютерных расчетах четко наблюдался довольно быстрый рост знаний модельных рыб о лабиринте (рис. 3). Один такт времени на рис. 3 соответствовал времени прохождения рыб по одному коридору. Видно, что после начального блуждания модельные рыбы полностью изучают лабиринт, их знания о проходимом в текущий момент времени коридоре становятся максимально возможными: $C = 1$.

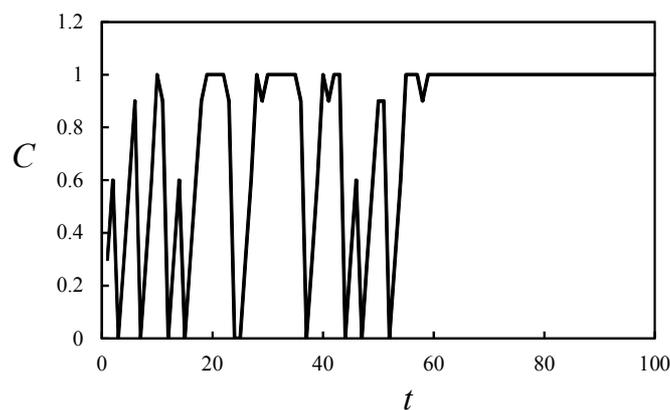


Рис. 3. Зависимость знания C модельной рыбы о проходимом ей коридоре от времени t

Модель предсказаний для движения рыб по крестообразному лабиринту

Была построена компьютерная модель, в которой рассчитывалась уверенность агентов (модельных рыб) в предсказаниях будущих ситуаций. Уверенность характеризовалась величиной, меняющейся от 0 до 1. Время в модели дискретно: $t = 0, 1, 2, \dots$. Модель строилась для простого случая крестообразного лабиринта (рис. 1). Модель предполагала, что имеются исходные ситуации S_t (каждая ситуация соответствует коридору, в котором агент находится, число различных ситуаций равно числу коридоров и равно 4). В каждой ситуации агент может выполнять три действия A_t : при выходе из коридора, агент может 1) повернуть в правый коридор, 2) пройти в противоположный коридор, 3) повернуть в левый коридор. Отметим, что рыбы так редко возвращаются в коридор, из которого только что вышли, что этим действием в модели пренебрегаем. При выполнении действия агент предсказывает, в какой ситуации S_{t+1} он дальше окажется (таких новых ситуаций 4). В некоторой степени это предсказание подобно формированию простого акцептора результата действия в теории функциональных систем П.К. Анохина [15].

Далее агент определяет, сбылось ли его предсказание. Если предсказание сбылось, то уверенность в данном предсказании увеличивается, если предсказание не сбылось, то такая уверенность уменьшается. Таким образом, формируются уверенности в предсказании конечного элемента цепочки $\{S_t, A_t\} \rightarrow S_{t+1}$. Конечно, в данном простом лабиринте рыбе почти нечего предсказывать, тем не менее, она не уверена до конца, что в том коридоре, в котором она уже несколько раз побывала, не появилось чего-либо нового. Поэтому компьютерная модель содержит естественную динамику уверенностей предсказания.

В модели была введена следующая эвристика. Предполагалось, что когда уверенность агента в текущем предсказании мала (меньше определенного порога Th), то агент стремится повторить только что пройденный маршрут, т.е. агент из того коридора, в котором он в данный момент времени t находится, возвращается в тот коридор, в котором он был в предыдущий момент $t-1$. А если уверенность агента в текущем предсказании больше порога Th , то агент совершает случайное действие, для которого уверенность агента в предсказываемом результате, как правило, невелика. Множество уверенностей для всех возможных цепочек $\{S_t, A_t\} \rightarrow S_{t+1}$ запоминалась агентом. Кроме того, считалось, что уверенности в предсказании ожидаемого результата для всех цепочек $\{S_t, A_t\} \rightarrow S_{t+1}$ все время немного уменьшаются.

Данная эвристика соответствует отмеченным выше двум противоположным тенденциям: 1) стремлению предсказывать результаты своего поведения (при этом уверенности при правильном предсказании

усиливаются), и 2) поиску новой, непредсказуемой ситуации (что соответствует выполнению случайного действия при достижении высокой текущей уверенности).

Также предполагалось, что когда агент делает предсказание для данного канала и действия, он уже предсказывает ожидаемый результат действия в соответствии с имеющимися у него уверенностями такого предсказания: для уверенностей, близких к 1, он однозначно предсказывает результат, а для малых уверенностей, он предсказывает результат вероятно.

Основные параметры расчета в компьютерной модели были таковы: типичное увеличение/уменьшение уверенности при правильном/неправильном предсказании составляло 0.3, порог Th , с которым сравнивается уверенность предсказания, равен 0.9, характерное время уменьшения всех уверенностей составляло 200 тактов времени.

Характерный пример последовательности посещаемых агентом коридоров таков:

434343424242434141412121212434131313131212323232323131232
343434313131212324343131414141414242424212121213131313141434
3434323232323212121232323.

Как и для реальных рыб (см. изложение результатов биологического эксперимента выше), подчеркнуты цепочки, соответствующие отмеченным выше мотивам. Видно, что последовательности посещаемых коридоров для модельных агентов и для реальных рыб аналогичны друг другу. Для агентов не встречаются только редкие для рыб цепочки движения «по кругу», такие как 1234. По-видимому, этот редко встречающийся у рыб мотив можно учесть и для агентов, вводя дополнительную эвристику, специфичную для ряда животных: преимущественное перемещение вдоль выбранной стенки.

В компьютерной модели несложно проследить динамику суммарной уверенности агента A_S в предсказании для всего лабиринта, суммируя уверенности для всех возможных цепочек $\{S_t, A_t\} \rightarrow S_{t+1}$. Зависимость от времени t суммарной уверенности в предсказаниях для всего лабиринта показана на рис. 4. В начале расчета уверенность для всех возможных предсказаний агента была равна 0. В дальнейшем уверенность растет. Для каждого коридора и каждого действия только одно предсказание будущей ситуации является правильным. Поэтому максимально возможное число правильных предсказаний равно максимальной суммарной уверенности для всего лабиринта. С учетом числа коридоров и действий для всех возможных цепочек $\{S_t, A_t\} \rightarrow S_{t+1}$ это число равно $4*3 = 12$. Это максимально возможное значение суммарной уверенности в предсказаниях не достигается из-за того, что все уверенности постоянно немного уменьшаются. После достижения определенного уровня суммарная

уверенность выходит на насыщение и случайно колеблется, не достигая максимально возможного значения (рис. 4).

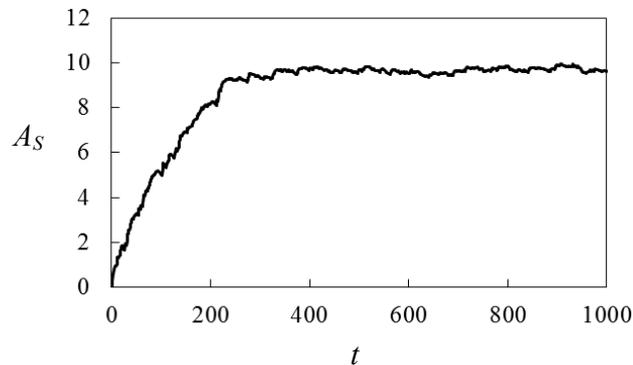


Рис. 4. Зависимость суммарной уверенности агента в предсказаниях для всего лабиринта от времени

Таким образом, построена модель усовершенствования уверенностей рыб в будущих событиях для крестообразного лабиринта.

Для лабиринта с 11-ю коридорами также можно построить аналогичную модель следующим образом. Считаем, что имеется две стадии познания лабиринта. На первой стадии агенты познают общие черты лабиринта, при этом знания обо всех проходимых ими коридорах увеличиваются. Эта стадия как раз соответствует изложенной выше модели увеличения знаний рыб при их движении по лабиринту с 11-ю коридорами. В результате первой стадии агент знает достаточно обо всех коридорах.

На второй стадии для текущей ситуации и текущего действия агента формируются предсказания в будущих ситуациях, аналогично тому, как это происходит в изложенной выше модели для крестообразного лабиринта. Ситуации при этом соответствуют коридору, в котором агент находится, и той развилке коридора, в которой расположен в текущий такт времени. Например, агент может находиться в самой верхней точке коридора 2 или в самой правой точке коридора 1 (в последнем случае агент может дальше переместиться в коридоры 7 или 8). То есть, число возможных ситуаций S_t возрастает по сравнению с крестообразным лабиринтом. А действия A_t остаются такими же: пойти направо/налево или пойти прямо. В итоге агент должен формировать уверенности в предсказании конечных элементов цепочек: $\{S_t, A_t\} \rightarrow S_{t+1}$.

Существенное различие для двух лабиринтов — крестообразного лабиринта и лабиринта с 11-ю коридорами — состоит в том, что в крестообразном лабиринте рыбы с самого начала, зайдя в центр лабиринта, могут видеть все коридоры. А для лабиринта с 11-ю коридорами рыбы должны предварительно получить начальные знания обо всех коридорах —

для этого и целесообразно ввести в модель первую стадию для такого более сложного лабиринта.

3. Обсуждение и выводы

Работа по экспериментальному изучению поведения рыб в лабиринтах и соответствующему моделированию только недавно начата. Поэтому получены только первые результаты.

Содержательно наиболее интересна модель предсказаний рыб. Эта модель имеет хороший потенциал для будущего развития. Проведенный анализ выполнен для очень простого случая поведения рыб в крестообразном лабиринте. Тем не менее, это поведение характеризуется такими важными понятиями, как модель и предсказание. Рыбы формируют *модель* лабиринта и делают *предсказания*.

Подчеркнем, что в научном познании также формируются модели внешнего мира и делаются предсказания на основе этих моделей [16, 17]. Конечно, уверенность рыб основана на простом индуктивном обобщении опыта, а уверенность ученого в предсказаниях при построении модели (например, модели всей механики на основе трех законов Ньютона) формируется на базе сопоставления многих фактов, концепций и теорий. И различие между творческими процессами познания природы человеком и предпосылками этих процессов у рыб огромно. Пока видны только важные общие черты этих процессов.

Литература

1. Подходы к моделированию мышления (Под ред. Редько В.Г.). М.: УРСС, 2014.
2. Вайнцвайг М.Н., Полякова М.П. Об одном подходе к проблеме создания искусственного интеллекта // Моделирование обучения и поведения. М.: Наука, 1975. С. 209–235. Эта статья опубликована также в книге «От моделей поведения к искусственному интеллекту» (Под ред. Редько В.Г.). М.: УРСС, 2006. С. 119–144.
3. Chella A., Lebiere C., Noelle D.C., Samsonovich A.V. On a Roadmap to Biologically Inspired Cognitive Agents // Biologically Inspired Cognitive Architectures 2011. Proceedings of Second Annual Meeting of the BICA Society (Eds. Samsonovich A.V., Johannsdottir K.R.). Amsterdam et al.: IOS Press, 2011. PP. 453–460.
4. Вайнцвайг М.Н. Мышление как механизм обучения организации поведения // В книге [1]. С. 203–218.
5. Red'ko V.G. Principles of functioning of autonomous agent-physicist // Biologically Inspired Cognitive Architectures 2012. Proceedings of the Third Annual Meeting of the BICA Society (Eds. Chella A., Pirrone R., Sorbello

- R., Johansdottir K.R.). Heidelberg, New York, Dordrecht, London: Springer, 2012. PP. 265–266.
6. Непомнящих В.А. Адаптация к решению частных задач и «глобальные» цели в поведении животных // *Нейроинформатика* (электронный журнал). 2012. Т. 6. № 1. С. 12–22. URL: <http://www.niisi.ru/iont/ni/Journal/V6/N1/Nepomnyashchikh.pdf>
 7. Непомнящих В.А. Адаптация и автономия в поведении животных // XV Всероссийская научно-техническая конференция «Нейроинформатика–2013»: Лекции по нейроинформатике. М.: НИЯУ МИФИ, 2013. С. 106–123.
 8. Непомнящих В.А. Связь между автономным и адаптивным поведением у искусственных агентов и животных // В книге [1]. С. 9–28.
 9. Inglis I.R., Langton S., Forkman B., Lazarus J. An information primacy model of exploratory and foraging behaviour // *Animal Behaviour*. 2001. V. 62. No. 3. PP. 543–557.
 10. Inglis I.R., Forkman B., Lazarus J. Free food or earned food: a review and fuzzy model of contrafreeloading // *Animal Behaviour*. 1997. V. 53. No. 6. PP. 1171–1191.
 11. Bean D., Mason G.J., Bateson M. Contrafreeloading in starlings: testing the information hypothesis // *Behaviour*. 1999. V. 136. No. 10. PP. 1267–1282.
 12. Жданов А.А. Автономный искусственный интеллект. М.: Бином, 2008.
 13. Непомнящих В.А., Осипова Е.А., Редько В.Г., Шарипова Т.И., Бесхлебнова Г.А. Модель навигации животных в лабиринтах // XVI Всероссийская научно-техническая конференция «Нейроинформатика–2014» с международным участием: Сборник научных трудов. В 3-х частях. Часть I. М.: НИЯУ МИФИ, 2014. С. 110–117.
 14. Непомнящих В.А., Осипова Е.А., Редько В.Г., Шарипова Т.И., Бесхлебнова Г.А. Модель накопления знаний животными – биологические предпосылки творческого поиска человеком // Шестая Международная конференция по когнитивной науке: Тезисы докладов. Калининград, 2014. С. 443–444.
 15. Анохин П.К. Принципиальные вопросы общей теории функциональных систем // *Принципы системной организации функций*. М.: «Наука», 1973, с. 5–61. Эта статья опубликована также в книге «От моделей поведения к искусственному интеллекту» (Под ред. Редько В.Г.). М.: УРСС, 2006. С. 9–60.
 16. Редько В.Г. Эволюция, нейронные сети, интеллект. Модели и концепции эволюционной кибернетики. М.: УРСС, 2005.
 17. Турчин В.Ф. Феномен науки. Кибернетический подход к эволюции. М.: Наука, 1993. (1-е изд.). М.: ЭТС, 2000. (2-е изд.). Turchin V. F. The Phenomenon of Science. A Cybernetic Approach to Human Evolution. Columbia University Press, New York, 1977. См. также: <http://www.refal.ru/turchin/phenomenon/>