

Моделирование когнитивных способностей рыб, осваивающих лабиринты

В.Г. Редько¹, В.А. Непомнящих², Е.А. Осипова², Т.А. Шарипова¹, Г.А. Бесхлебнова¹

¹НИИ системных исследований РАН, Москва

²Институт биологии внутренних вод им. И.Д. Папанина, РАН, Борок, Ярославская область

1. Введение

В настоящей работе построены и исследованы компьютерные модели 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 противоположные тенденции: 1) поиск новой, непредсказуемой стимуляции и 2) стремление предсказывать результаты своего поведения [1-3]. Данная работа является продолжением наших предыдущих исследований [4].

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

2. Биологический эксперимент. Поведение рыб в лабиринтах

В биологическом эксперименте 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 коридорами (рис. 2).

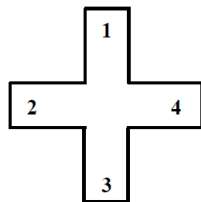


Рис. 1. Крестообразный лабиринт

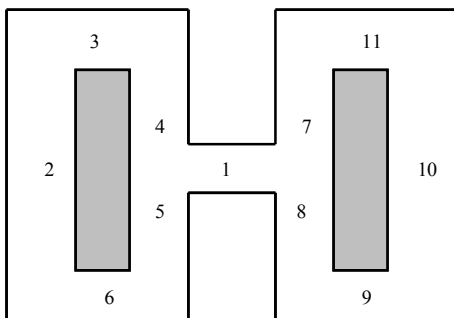


Рис. 2. Лабиринт с 11 коридорами. Серым показаны непрозрачные барьеры внутри левого и правого отсеков

В крестообразном лабиринте длина коридоров составляла 60 мм, ширина – 30 мм. В лабиринте с 11 коридорами длинные коридоры (2 и 10 на рис. 2) были 90 мм длиной, все коридоры были 30 мм шириной. Типичная длина рыб составляла 25 мм. Лабиринты были заполнены водой.

Для крестообразного лабиринта (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, 121212 или 141414...

2. Менее частый – повторяющиеся челночные переходы между противоположными коридорами: 131313 и 242424.

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 изредка наблюдаются и случайные перемещения, например, 231421.

Характерный пример последовательности посещенияемых рыбой коридоров:

2121212121232323422323232313232323232132
312313412341234123423232323132143141214121
212341212121212123132121212341234324242413
131312424243121324121412312.

Подчеркнуты цепочки, соответствующие указанным мотивам.

В лабиринте с 11 коридорами 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.: 454545.... При таких передвижениях вход в коридор 1 игнорировался.

4. Передвижения 4171417... 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 в обоих лабиринтах наблюдаются упорядоченные передвижения, подчиняющиеся определенным правилам. Модели движения рыб использовали закономерности этого движения.

3. Модели движения рыб, накопления ими знаний, формирования и использования предсказаний

В моделях рассматривалось движение агентов (модельных рыб) в рассматриваемых лабиринтах. Время t считалось дискретным, $t = 0, 1, 2, \dots$. Каждый такт времени агент находился в определенном коридоре. Модели изучались с помощью компьютерного моделирования. Для четкого выяснения количественных результатов зависимости обычно усреднялись по 10000 расчетам с разными генераторами случайных чисел.

3.1. Модели поведения рыб в крестообразном лабиринте

3.1.1. Модель накопления знаний

Была построена модель накопления рыбами знаний о коридорах. Считалось, что агент (модельная рыба) имеет определенное знание K_i о каждом из коридоров, $0 \leq K_i \leq 1$, $i = 1, 2, 3, 4$. Предполагалось, что в момент посещения агентом i -го коридора величина K_i становится равной 1, а для остальных коридоров величины K_i постепенно уменьшаются.

Кроме того, вводилась специальная возможность посещения агентом тех коридоров, в которых он давно не был. Это осуществлялось следующим образом. В данный такт времени t рассматривались знания обо всех коридорах K_i , и в следующий такт времени $t+1$ агент с определенной вероятностью P_{choice} двигался в тот коридор, для которого величина K_i была минимальна. Это можно рассматривать как то, что рыба прикидывала, в каком из коридоров она максимально давно не была, и принимала решение двигаться в этот давно не посещавшийся коридор.

Было проведено моделирование по данной модели. Основные результаты представлены на рис. 3, на котором показаны зависимости среднего значения по лабиринту знаний о коридоре $\langle K \rangle$ от времени t для разных вероятностей выбора P_{choice} того коридора, в котором агент давно не был, т.е. того коридора, для которого величина K_i минимальна. Характерное время постепенного уменьшения знаний о коридорах составляло 10 тактов времени.

За счет того, что знания о коридорах постепенно уменьшаются, среднее значение знаний не достигает максимального возможного значения, равного 1. Видно, что при больших вероятностях выбора P_{choice} тех коридоров, в которых агент давно не был, знания о лабиринте растут быстрее и достигают больших значений.

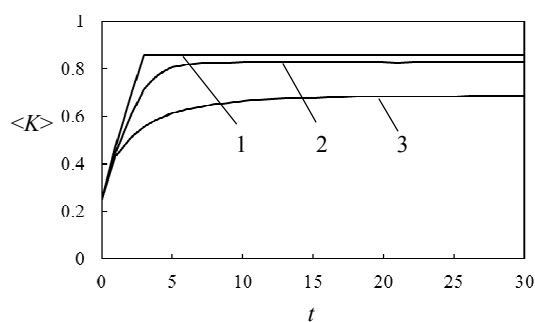


Рис. 3. Зависимости среднего по лабиринту значения знаний о коридоре $\langle K \rangle$ от времени t для разных вероятностей выбора P_{choice} . 1) $P_{choice} = 1$, 2) $P_{choice} = 0.5$, 3) $P_{choice} = 0$ (усреднено по 10000 разным расчетам)

3.1.2. Модель предсказаний для движения рыб по крестообразному лабиринту

Для крестообразного лабиринта была также построена компьютерная модель, в которой рассчитывалась уверенность агентов в предсказаниях будущих ситуаций. Уверенность характеризовалась величиной, меняющейся от 0 до 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 возможных ситуаций 4), если выполнит действие A_t . В некоторой степени это предсказание подобно формированию простого акцептора результата действия в теории функциональных систем П.К. Анохина [5].

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 предсказаниях конечного элемента цепочки $\{S_t, A_t\} \rightarrow S_{t+1}$.

В модели была введена следующая эвристика. Предполагалось, что, когда уверенность агента в текущем предсказании меньше определенного порога Th , 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. Данная эвристика соответствует отмеченным выше двум противоположным тенденциям: 1) стремлению достоверно предсказывать результаты своего поведения и 2) поиску новой, непредсказуемой ситуации.

Множество уверенностей для всех возможных цепочек $\{S_t, A_t\} \rightarrow S_{t+1}$ запоминалось 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.

Также предполагалось, что, когда агент делает предсказание для данного канала и действия, он 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 вероятностно.

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:

43434342424243414141212121243413131313121232
32323232313123234343431313121232434343131414
141414242424212121213131313141434343432323
2323212121232323.

Как и для реальных рыб подчеркнуты цепочки, соответствующие отмеченным выше мотивам. Видно, что последовательности посещаемых коридоров для модельных агентов и для реальных рыб аналогичны друг другу.

Зависимость от времени t суммарной уверенности в предсказаниях для всего лабиринта A_S показана на рис. 4.

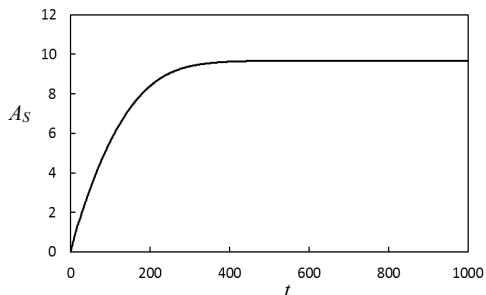


Рис. 4. Зависимость суммарной уверенности агента в предсказаниях для всего лабиринта A_S от времени t (усреднено по 10000 разным расчетам)

Отметим, что для каждого коридора и каждого действия только одно предсказание будущей ситуации является правильным. Поэтому максимально возможное число правильных предсказаний равно 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 $4 \cdot 3 = 12$. Это максимально возможное значение суммарной уверенности в предсказаниях не достигается из-за того, что все уверенности постоянно немного уменьшаются (см. рис. 4).

3.2. Модель поведения рыб в лабиринте с 11 коридорами

Лабиринт с 11 коридорами значительно сложнее крестообразного лабиринта и для этого лабиринта была построена гипотетическая модель, в которой была представлена схема формирования уверенностей рыб в предсказаниях будущих ситуаций и использования этих предсказаний. Гипотетическая модель предполагает, что после определенного освоения лабиринта рыба способна сформировать некоторые обобщенные понятия, характеризующие места в этом лабиринте (см. рис. 5). Считаем, что эти понятия соответствуют 8-ми ситуациям S_t , в которых агент может быть в рассматриваемый момент времени t . Эти понятия таковы: самый западный/восточный коридор (1 и 8 на рис. 5), северный/южный проход в западном/восточном секторе лабиринта (2, 3, 6 и 7) и участки возле короткого коридора в западном и восточном секторах (4 и 5). Агент может выполнить следующие четыре действия A_t : двигаться на север/юг/запад/восток.

В этой модели предполагается, что модельная рыба уже хорошо освоила лабиринт, т.е. агент уже имеет сформированные знания K_i для всех восьми ситуаций и уверенности в предсказаниях для всех возможных цепочек $\{S_t, A_t\} \rightarrow S_{t+1}$. Используя эти знания K_i и уверенности, агент может создать план движения к месту, для которого величина K_i минимальна.

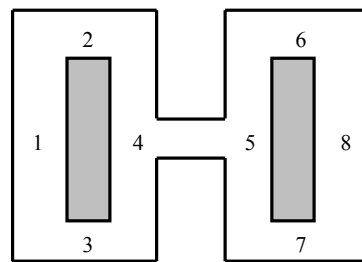


Рис. 5. Лабиринт с 11 коридорами. Ситуации 1-8 соответствуют рассматриваемым обобщенным понятиям

Было моделировано формирование такого плана для следующего примера: исходно агент находится в самом западном коридоре (т.е. в ситуации 1), а целевая ситуация (для которой величина K_i минимальна) — это ситуация 8. Следовательно, агент должен самостоятельно сформировать план движения из исходной ситуации 1 в целевую ситуацию 8.

Агент формирует этот план следующим образом. Сначала агент начинает анализировать такие ситуации (6 и 7) и действия, в результате которых он может попасть в целевую ситуацию 8. Затем агент анализирует ситуации и действия, в результате которых в может попасть в пред-целевые ситуации 6 и 7 и так далее. Таким образом, агент начинает анализ от целевой ситуации 8 и последовательно анализирует все возможные пути достижения этой ситуации до тех пор, пока его анализ не

приведет к способу выхода из исходной ситуации 1.

В результате, у агента создается простая база знаний, которая характеризует возможные пути достижения цели. Наконец, используя эту базу данных, то агент формирует план движения. В некоторых ситуациях существует несколько возможных действий, приближающих агента к цели; в рассматриваемом случае два возможных варианта движения к цели имеются в ситуации 1 и в ситуации 5. В таких ситуациях агент при планировании случайно выбирает одно из возможных действий.

Приведем пример плана движения к целевой ситуации в рассматриваемом случае. В ситуации 1 агент движется на север и доходит до ситуации 2, затем он движется на восток и попадает в ситуацию 4, далее, он движется на восток в ситуацию 5, затем он перемещается на север и попадает в ситуацию 6, и, наконец, агент движется на восток и достигает целевой ситуации 8. Процессы формирования этого и других подобных планов наблюдались при компьютерном моделировании.

4. Заключение

Таким образом, были разработаны и исследованы модели движения рыб, накопления ими знаний, формирования и использования прогнозов. Наиболее интересной моделью является гипотетическая модель формирования простой базы знаний и планирования движения к цели. Возможно, что такое планирование является слишком сложным для рыб. Однако аналогичная модель может быть использована для новокаледонских воронов, которые действительно мысленно формируют план последовательных действий, реализующий сложное поведение, используя полученные ранее знания о частях этого сложного поведения [6]. Причем, как ясно из экспериментов [6], вороны действительно предсказывают результаты своих конкретных действий, т.е. мысленно формируют (и используют) знания о цепочках $\{S_t, A_t\} \rightarrow S_{t+1}$.

Примечательно, что мы вполне можем рассматривать и сходное планирование сложного поведения человеком. Более того, использование прогнозов очень интересно в контексте предложения использования системы логических правил предсказания в качестве одной из основ математики [7]. Следовательно, мы можем анализировать когнитивные процессы формирования и использования прогнозов на разных эволюционных уровнях: от рыб до человека.

Литература

1. *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. P. 543–557.
2. *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. P. 1171–1191.
3. *Непомнящих В.А.* Связь между автономным и адаптивным поведением у искусственных агентов и животных // *Подходы к моделированию мышления* (Под ред. Редько В.Г.). М.: УРСС, 2014. С. 9–28.

4. *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. Ч. I. М.: НИЯУ МИФИ, 2014. С. 110-117.

5. Анохин П.К. Системные механизмы высшей нервной деятельности. М.: Наука, 1979.

6. *Taylor A.H., Elliffe D., Hunt G.R., Gray R.D.* Complex cognition and behavioural innovation in New Caledonian crows // *Proceedings of the Royal Society B*. 2010. V. 277. No. 1694. P. 2637–2643.

7. *Turchin V.F.* A constructive interpretation of the full set theory // *Journal of Symbolic Logic*. 1987. V. 52. No. 1. P. 172–201.