

УДК 57.02

РАЗРАБОТКА ИСКУССТВЕННЫХ КОГНИТИВНЫХ СИСТЕМ НА ОСНОВЕ МОДЕЛЕЙ МОЗГА ЖИВЫХ ОРГАНИЗМОВ

© 2014 г. Н.И. Путинцев¹, О.В. Вишневский^{1,2}, Е.Е. Витяев^{1,3}

¹ Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Новосибирский национальный исследовательский государственный университет», Новосибирск, Россия,
e-mail: putintsevnikita@gmail.com;

² Федеральное государственное бюджетное учреждение науки
Институт цитологии и генетики

Сибирского отделения Российской академии наук, Новосибирск, Россия;

³ Федеральное государственное бюджетное учреждение науки
Институт математики им. С.Л. Соболева

Сибирского отделения Российской академии наук, Новосибирск, Россия

Поступила в редакцию 30 сентября 2014 г. Принята к публикации 5 ноября 2014 г.

Несмотря на непрерывный рост наших знаний о функционировании нервной системы, тонких особенностях нейроанатомии и нейрофизиологии различных видов животных, до сих пор до конца не ясны базовые механизмы, обеспечивающие такие их когнитивные свойства, как способность обучаться, использовать память, распознавать образы и познавать окружающий мир. В статье рассмотрены методы создания устройств, моделирующих работу мозга и решающих когнитивные навигационные задачи, такие как распознавание образов, формирование маршрута, нахождение целевого места. Описываются как гибридные системы (гиброты), в которых маневрирующим устройством управляют сети живых нейронов, так и системы, в которых таким устройством управляют компьютерные программы, основанные на различных моделях мозга или его отделов (аниматы). Рассмотрены два основных вида гибридных систем: те, в которых робот подключается к мозгу живого организма, например крысы, и те, в которых информация снимается с выделенных из организма нейронов или нейронов, культивируемых на электродной матрице, регистрирующей их электрические потенциалы. Среди компьютерных подходов, моделирующих функционирование нервной системы живых организмов, уделено внимание, в первую очередь, семейству устройств «Darwin», основанных на теории отбора нейрональных групп (theory of neuronal group selection, TNGS). Кроме того, рассмотрены работы, в которых аниматы решают навигационные задачи под управлением различных моделей гиппокампа крысы, основанных на методах «когнитивного графа», «клеток обзора», «клеток места» и «клеток опыта». Эти подходы дают исследователям новые инструменты для анализа основных принципов взаимодействия нейронов между собой и окружающим миром, обеспечивающих высшие функции мозга.

Ключевые слова: гиброты, аниматы, нейронные сети, когнитивные функции.

ВВЕДЕНИЕ

Хотя отдельный нейрон изучен довольно глубоко, все еще неизвестно, каким образом многочисленные нейроны, объединяясь в сети и взаимодействуя между собой, дают живым организмам способность обучаться, использовать память, распознавать образы и познавать

окружающий мир. Для исследования основных принципов взаимодействия нейронов между собой и окружающим миром, а также того, как это взаимодействие обеспечивает высшие функции мозга, необходимы такие методы, которые позволяют регистрировать и управлять этими взаимодействиями в условиях, приближенных к условиям реального живого организма в ес-

тественной среде. В данной статье приводится обзор таких методов, а также результатов их применения.

Одним из перспективных подходов в данном направлении является создание гибридных систем (DeMarse *et al.*, 2001) или гибротов (hybrots). В таких системах живые нейроны взаимодействуют с некоторой электромеханической машиной через специальный интерфейс. В общем случае гибридные системы устроены следующим образом. К живым нейронам присоединяется некоторое устройство, снимающее с них сигналы (чаще всего электрические). Эти сигналы кодируются и передаются в качестве управляющих на реальное электромеханическое устройство либо на виртуальную симуляцию. Данное устройство обладает сенсорами, которые отражают состояние как окружающей среды, так и самого устройства. Сигналы с сенсоров декодируются и передаются в качестве обратной связи на нейроны. Также в некоторых системах может присутствовать стимулирующий сигнал, использующийся в качестве подкрепления или наказания в том случае, если перед системой в рамках эксперимента поставлена некоторая цель. Существует два основных вида гибридных систем: те, в которых робот подключается к мозгу живого организма, например крысы (Song, Giszter, 2011), и те, в которых информация снимается с выделенных из организма нейронов или нейронов, культивируемых на электродной матрице, регистрирующей их электрические потенциалы (Potter, DeMarse, 2001). Первый тип систем обеспечивает нейронам более естественное окружение, что положительно сказывается на их работоспособности. Второй тип систем позволяет более детально отслеживать взаимодействия внутри нейронной сети.

Другим важным подходом является создание компьютерных аниматов (Edelman, 2007; Milford, Wyeth, 2010), основанных на моделях мозга или его отдельных районов. В этом случае создается некоторое электромеханическое или виртуальное устройство, управляемое компьютерной моделью нервной системы живого организма. Модель обычно основана на некоторых биологических теориях и результатах исследования реальных организмов. Полученное устройство помещается в некоторую физическую или виртуальную среду и выполняет в рамках

эксперимента определенные задания, например преследование объекта, распознавание образов, нахождение целевого места. Основным преимуществом такого подхода являются возможность контроля и наблюдения за работой исследуемой системы на всех уровнях, а также отсутствие необходимости работы с живыми тканями. Основной недостаток – это сложность моделирования нервной системы и неполнота знаний о механизмах ее функционирования.

ГИБРОТЫ (Hybrots)

Гиброты – это системы, в которых происходит взаимодействие между живыми нейронами и машиной, играющей роль искусственного тела. Использование таких систем позволяет полностью контролировать обмен информацией между телом и мозгом, а также ограничивать сложность этого обмена. Гиброты создаются с целью изучения принципов работы нейронных сетей, их адапционных свойств и межнейронного взаимодействия.

Примером гибридной системы первого типа может служить работа Song и Giszter (2011), в которой описана система, состоящая из живой крысы и робота (рис. 1). Для эксперимента использовались крысы, отобранные по специальным критериям (хорошая нервная активность, устойчивое мотивированное движение). В двигательную кору мозга выбранным животным были вживлены тетроды из нихромовых про-

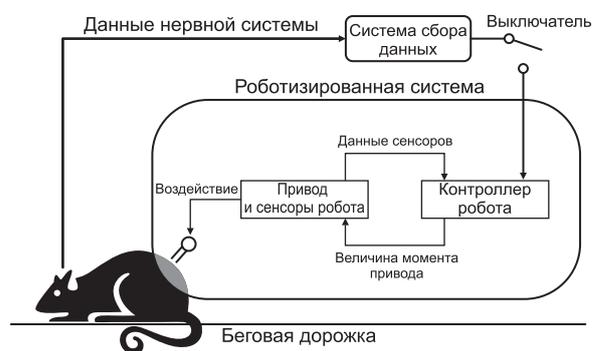


Рис. 1. Общая схема гибридной системы на базе живой крысы.

Fig. 1. Schematic view of the hybrid system based on a living rat.

водов, а в область таза вживлялись имплантаты для закрепления робота. С тетродов снимался сигнал в интервале частот от 300 Гц до 7,5 кГц. В процессе эксперимента детектировались всплески активности нейронов – спайки (spikes). В качестве управляющего сигнала для робота использовалось суммарное число спайков на заданном интервале времени (100 мс).

Эксперимент проводился в три стадии. Во время первой стадии крыса ходила по беговой дорожке с отключенным роботом, во время второй робот давил на таз крысы, затрудняя ее движение. Выбиралась точка, находящаяся ниже нормального положения спины крысы. Сила давления робота регулировалась в зависимости от степени отклонения реального положения спины крысы от этой точки. На третьей стадии эксперимента включался мозго-машинный интерфейс и на контроллер робота подавался управляющий сигнал с мозга крысы. Контроллер использовал его для вычисления значения некоторой виртуальной силы, стремящейся вернуть таз крысы в нормальное положение. Далее эта сила складывалась с виртуальной силой робота, стремящейся переместить таз крысы в неудобное положение. Результирующая сила физически прилагалась к тазу крысы. Обратная связь осуществлялась через ощущения крысы.

В ходе эксперимента было показано, что крыса смогла научиться использовать мозго-машинный интерфейс для компенсации воздействия робота и поддержания положения таза ближе к естественному. Адаптация происходила в среднем за 100–200 шагов крысы. При этом нервная активность увеличивалась при включенном роботе. А при включении мозго-машинного интерфейса увеличивалась положительная корреляция между сигналами от мозга крысы и силой давления робота.

В то же время была отмечена крайняя нестабильность эксперимента, когда смещение электрода на несколько микрон могло приводить как к забыванию крысой навыков управления роботом, так и к потере крысой способности обучаться такому управлению. Авторы связывают это наблюдение с существованием особых участков в исследуемом районе коры мозга крысы, попадание в которые и обеспечивает ее способность к управлению роботом. Выход

за границы такого участка приводит к потере крысой такой способности.

Одними из первых работ, в которых нейроны культивируются на электродной матрице и подключаются к роботу, являются работы Поттера, Вагенара и ДеМарсе. В работе DeMarse с соавт. (2001) была разработана структура гибридной системы и поставлены первые эксперименты.

Система состояла из живых нейронов на электродной матрице, стимулирующей системы, и анимата (компьютерной симуляции животного в некоторой среде). Нейроны, полученные из коры головного мозга эмбрионов крысы, культивировались на электродной матрице с 60 электродами (Potter, DeMarse, 2001). Через некоторое время эти нейроны начинали производить спонтанные всплески активности.

Для получения управляющих команд регистрировались последовательности пиков активности нейронной сети – спайков на интервале в 200 мс. С помощью процедуры кластеризации среди полученных последовательностей спайков в течение 8 мин выделялись наиболее характерные паттерны, которые привязывались к определенным командам управления аниматом. Движения анимата с помощью обратной связи сопровождалась стимуляцией нейронной сети по одному из пяти каналов: один отвечал за столкновение с препятствиями, остальные четыре – за направление движения анимата. Стимуляция проводилась импульсами с амплитудой 400 мВ и длиной в 200 мс. Целью эксперимента являлась демонстрация возможности создания гибридной системы управления аниматом с помощью живой сети нейронов в реальном времени. Было показано существование устойчивых характерных паттернов активности сети. При этом включение обратной связи приводило к появлению новых типов паттернов активности.

В своей следующей работе, эта группа исследователей предложила модель гиброта, обладающего целенаправленным поведением (Shkolnik, 2003). Целью гиброта было достижение целевого объекта и занятие оптимальной дистанции до него. Информация о расстоянии до цели и ее расположении определялась на основании данных с 14 дальномеров, установленных на его теле. Разница напряжений на его левом и правом двигателях устанавливалась в зависимости от

того, с какой стороны гиброта находилась цель. Скорость движения гиброта определялась общей усредненной активностью сети на интервале в 100 мс. Информация о расстоянии от гиброта до цели подавалась на нейронную сеть с помощью двух электродов спаренными импульсами. При этом межимпульсный интервал (МИ) пары сигналов, подаваемых на электроды, линейно зависел от расстояния до цели, а очередность подачи сигнала на первый и второй электроды зависела от того, с какой стороны от гиброта располагалась цель. Для управления гибротом авторы использовали интересную особенность нейронной сети (рис. 2).

Из рис. 2 видно, что в том случае, когда МИ минимален, т. е. импульсы на оба электрода приходят одновременно, это вызывает максимальное возбуждение нейронной сети. Если разница между импульсами составляла от 50 до 300 мс, то наблюдалась пониженная активность сети, которая может быть объяснена, например, попаданием импульсов на рефрактерные фазы нейронов сети. Минимум активности сети попадал на МИ в 150 мс. С увеличением МИ активность

сети выходила на постоянный средний уровень. Таким образом, максимальная скорость движения гиброта вперед устанавливалась при активности нейронной сети, соответствующей МИ от 300 до 1000 мс (большое расстояние до целевого объекта). Уменьшение скорости происходило при приближении к цели, уменьшении МИ и снижении активности сети. Минимальная активность сети (МИ = 150 мс), соответствующая оптимальному расстоянию до цели, полностью выключала двигатели гиброта, что соответствовало состоянию достижения цели. В случае проскакивания гиброта мимо цели значение МИ устанавливалось в интервале от 0 до 150 мс, и гиброт начинал двигаться к мишени задним ходом, достигая оптимального расстояния. Если мишень меняла свое расположение, то гиброт снова достигал оптимального расстояния до нее, согласно описанному нами алгоритму.

Затем модель гиброта была усложнена. Ему была поставлена задача: управляя манипулятором, закрасить квадрат размером 12×12 см в центре 30×30 см рабочего пространства (Bakkum *et al.*, 2004, 2007). Эксперимент про-

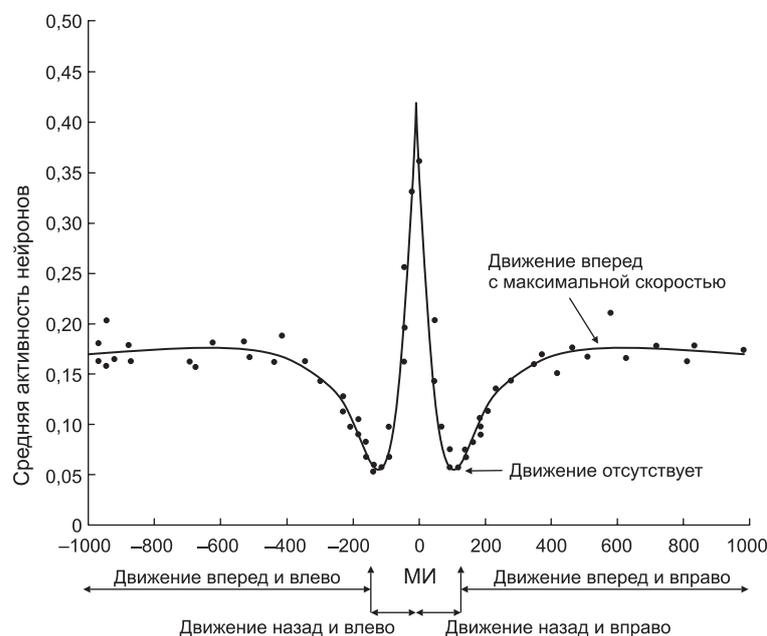


Рис. 2. Использование межимпульсного интервала для управления гибротом.

Если цель находилась справа от гиброта, сигнал подавался сначала на первый, а потом на второй электроды (величина МИ была положительной). Если слева – наоборот (величина МИ была отрицательной).

Fig. 2. Robot control with inter-stimulus intervals.

When the target was located to the right of the animat, the signal was delivered from the first electrode and then from the second (positive ISI), and vice versa: when the target was to the left of the animat, the ISI was negative.

водился следующим образом. Электродная матрица (8×8) проецировалась на рабочее пространство с требуемым квадратом в центре и формировала пространство координат. Затем для текущего состояния всей нейронной сети на интервале 4 с рассчитывался «центр масс» нейрональной активности (популяционный вектор). Полученный «центр масс» проецировался на рисунок в рабочей области. Именно к этой точке двигалась рука манипулятора с ручкой, проводя линию. Обратная связь осуществлялась следующим образом. С помощью камеры, закрепленной над рабочим пространством, система получала информацию об освещенности (закрашенности) рисунка с разрешением 8×8 пикселей. Затем эта информация сравнивалась с эталонным рисунком, содержащим искомый черный квадрат, и рассчитывалась матрица ошибки, т. е. степень отклонения от эталона в отдельных пикселях. После чего матрица ошибки использовалась для стимуляции нейронной сети. Чем выше была величина локального отклонения от эталона, тем с большей интенсивностью проводилась стимуляция соответствующего участка матрицы. В качестве стимуляции использовались бифазные импульсы длиной 400 мкс и напряжением 500 мВ (Wagenaar *et al.*, 2004). Было показано, что гиброт уверенно решал поставленную задачу и закрашивал рабочую область рисунка, практически не выходя за его границы.

В работах Kudoh с соавт. (2006, 2011), Hayashi с соавт. (2010, 2011) предложен несколько другой подход к построению гибридной системы. Вместо того чтобы обучать управлению гибротом саму нейронную сеть, модифицируя связи между нейронами, авторы применили гибкую самоподстраивающуюся компьютерную систему, основанную на методе нечеткой логики (fuzzy logic), для выделения характерных пространственно-временных паттернов возбуждения сети, возникающих в ответ на специфические сенсорные воздействия. При этом сеть как бы «вспоминает» состояния своей активности, уже сформированные ранее в течение ее «жизненного опыта».

Гиброт состоял из 64-электродной матрицы MED64 (Alpha MED Science), на которой культивировались гиппокампальные нейроны крысы, и механической тележки с двумя

двигателями и 6 датчиками расстояния. Связь тележки с нейронной сетью осуществлялась с помощью компьютерного интерфейса на базе модуля нечеткой логики (МНЛ). Задачей гиббота было пройти по прямому коридору, избегая столкновения с его стенками.

Обучение системы проводилось следующим образом (рис. 3). На первом этапе авторы разделили поверхность нейронной сети на 8 равных участков по 8 электродов в каждом. С этих участков считывалась усредненная нейронная активность на интервалах по 50 мс. Затем, в зависимости от максимального и минимального значений активности, для каждого участка нейронной сети были определены состояния высокой (High, 3/4 от максимального значения) и низкой (Low, 1/4 от максимального значения) активностей. После чего вектор из 8 значений активностей участков сети подавался на вход модуля нечеткой логики. Этот модуль содержал в себе набор из 256 правил, условия выполнения которых формулировались в терминах состояний high/low. Причем на первом этапе каждому правилу приписывалось предопределенное значение его вклада в скорость левого и правого двигателей. Для каждого из правил оценивалась степень его соответствия полученному вектору значений активностей нейронной сети. Скорости соответствующих двигателей

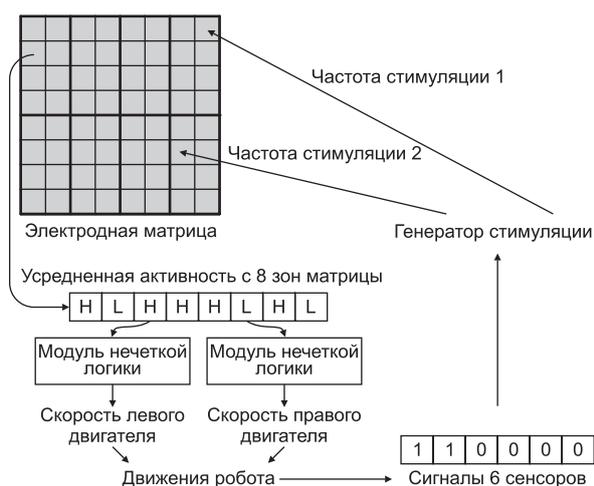


Рис. 3. Архитектура гибридной системы на базе сети нейронов и модуля нечеткой логики.

Fig. 3. Architecture of a hybrid system based on neural networks and fuzzy logic.

определялись как средневзвешенные значения вкладов каждого правила со степенями соответствия в качестве весов. В качестве входа нейронной сети выступали 2 электрода, на которые через модуль нечеткой логики подавался сигнал от датчиков расстояния. Сила сигнала зависела от того, с какой стороны от тележки располагалось препятствие (стенка коридора). На этапе обучения, в течение 150 итераций, вклады правил МНЛ в скорость двигателей подгонялись под обучающий сигнал, в качестве которого выступала желаемая скорость двигателей в зависимости от расположения препятствия. После этого гиброт считался обученным, запускался в коридор, и проводилась оценка его работы. Авторы показали, что предложенный ими подход в 16 из 20 попыток позволял гиброту достигать конца коридора, избежав столкновений со стенками.

В одной из недавних работ (Tessadori *et al.*, 2012) для «наказания» нейронной сети и соответствующего подкрепления сенсорных сигналов авторы подавали на нейронную сеть особый вид стимуляции (tetanic stimulation), ускоряющий формирование нейронных связей (Jimbo *et al.*, 1999; Chiappalone *et al.*, 2008). Кроме того, они разделили живую нейронную сеть на модули, симулируя тем самым модульную структуру реального мозга (Pan *et al.*, 2010; Boucsein *et al.*, 2011). В работе Tessadori с соавт. (2012) в качестве управляемого устройства авторы использовали как механическую тележку с двумя двигателями и 6 датчиками расстояния, так и компьютерный автомат, перемещающийся в виртуальной среде по сходной модели. Нейронная сеть выращивалась на подложке, имеющей два больших отделения, соединенных несколькими узкими связями. Таким образом, вся сеть делилась на две зоны ответственности, соответствующие правой и левой сторонам робота. Задачей гиброта было избегание столкновений с препятствиями при перемещении по круглой арене.

Гиброт функционировал следующим образом. На первом этапе в каждом из отделений сети выбиралось по несколько электродов, обладающих наибольшей спонтанной нейронной активностью, не синхронизированной с активностями других электродов. Эти электроды в дальнейшем рассматривались в качестве

входных (сенсорных). Именно на них подавался линейно преобразованный усредненный сигнал с датчиков расстояния с соответствующей стороны робота. Затем в каждом отделении отбирались электроды, наилучшим образом отвечающие на возбуждение сенсорных электродов своего отделения и не реагирующие на стимуляцию сенсорных электродов другого отделения. Эти электроды в дальнейшем рассматривались как выходные (моторные). Спайковая активность моторных электродов с каждой стороны усреднялась и линейно преобразовывалась в скорость вращения соответствующего двигателя. В случае столкновения с препятствием на сенсорные электроды соответствующей стороны подавался особый вид тетанической стимуляции (tetanic stimulation, 2с импульсы 20 Гц частоты), ускоряющий формирование нейронных связей (рис. 4).

Авторы показали, что построенный ими гиброт способен в определенной степени выполнять поставленную задачу перемещения по арене, не сталкиваясь с препятствиями как в реальной, так и в виртуальной среде. Причем использование в качестве подкрепления тетанической стимуляции значительно снижало количество столкновений с препятствиями. В ходе аналогичного эксперимента, в котором нейронная сеть выращивалась без разделения на два отделения, было показано, что такое разделение действительно необходимо для лучшего решения задачи. В то же время авторы отмечают, что количество столкновений с препятствием было достаточно большим. Можно предположить, что возбуждение моторных нейронов было обусловлено в большей степени внутренней спонтанной активностью сети, а не информационными сигналами, приходящими от сенсорных нейронов.

Как видно, архитектура гибридных систем постоянно улучшается и совершенствуется. Разрабатываются новые методы культивирования нейронов, стимуляции, кодирования и декодирования сигналов. Однако все еще не удалось поставить эксперимент, в котором нейроны, выращенные на электродной матрице, действительно эффективно справлялись бы с поставленной перед ними в рамках эксперимента задачей, взаимодействовали с окружающим миром и обучались.

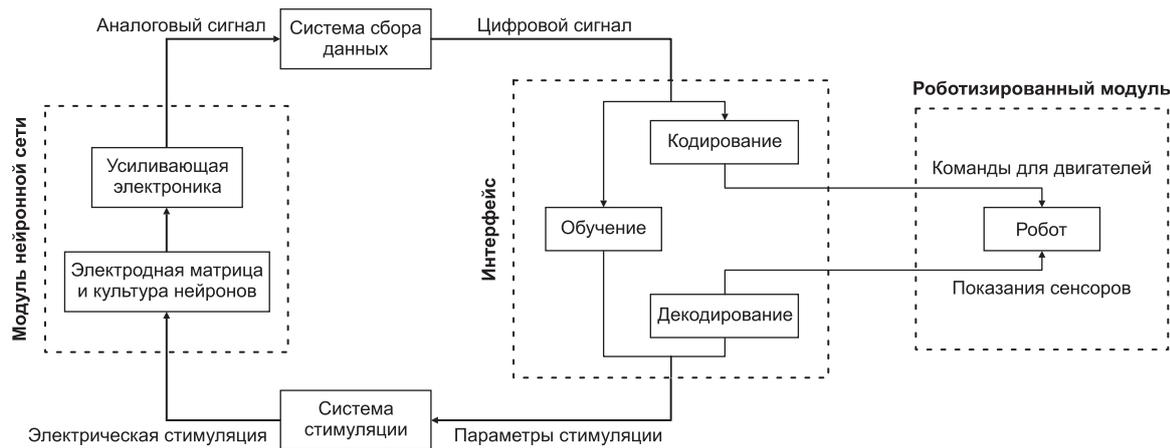


Рис. 4. Архитектура гибридной системы с использованием системы стимуляции.

Fig. 4. Architecture of a hybrid system with a stimulation subsystem.

КОМПЬЮТЕРНЫЕ ПОДХОДЫ, МОДЕЛИРУЮЩИЕ КОГНИТИВНУЮ ДЕЯТЕЛЬНОСТЬ

От рассмотрения когнитивных систем, использующих сети живых нейронов, перейдем к описанию компьютерных подходов, моделирующих функционирование нервной системы живых организмов (как правило, млекопитающих) или ее отдельных структур. Одним из наиболее ярких представителей этого направления является семейство устройств «Darwin», основанных на теории отбора нейронных групп (theory of neuronal group selection, TNGS), предложенной Г.М. Эделманом (Edelman, 1978, 1987, 1989, 1992). В основе этой теории лежит предположение о том, что сформированные в мозгу нейронные контуры, обладающие некоторыми функциональными свойствами, ценность которых априори не известна, конкурируют друг с другом за участие в определении поведения системы путем усиления связей с другими контурами в мозгу и внутри себя. Базовыми единицами выбора в TNGS являются нейронные группы, наборы из десятков или сотен нейронов, которые тесно связаны между собой при помощи синапсов (щелевых контактов или любого другого способа межклеточного взаимодействия), формируя кооперативные функциональные единицы. Согласно этой теории, нейронные группы получают сенсорные сигналы от окружающей среды и соревнуются путем формиро-

вания и разрыва связей с другими нейронами, с тем чтобы стабилизировать свою структуру и усилить свое влияние прямо или косвенно на выход моторных путей, чтобы в конечном счете определять поведение организма.

Теория постулирует, что первоначальные нейронные группы формируются на ранних этапах развития организма, а их структура в значительной степени генетически детерминирована. В результате чего молодой организм получает определенный набор врожденных реакций (безусловных рефлексов) и соответствующую структуру его нервной системы, при помощи которых он должен быть способен начать исследование своего окружения. В ходе такой исследовательской деятельности спонтанная и вызванная сенсорами активность нейронных групп приводит к формированию различных моделей поведения. Некоторые из этих моделей представляют для организма ценность, приводя к удовлетворению основных потребностей (таких как потребность в питье и пище), другие являются нейтральными, третьи приводят к болевому ощущению. Именно эти последствия конкретных моделей поведения в ходе получения дальнейшего опыта приводят к конкурентному отбору соответствующих нейронных групп и формированию вторичного репертуара нейронных структур, более точно и быстро генерирующего различные виды поведенческих реакций, эффективность которых была неоднократно доказана в типичных ситуациях.

Такой отбор обеспечивается комбинацией локальных и глобальных механизмов. Локально сила синаптических связей между нейронами постоянно меняется под воздействием таких процессов, как долгосрочная потенция и подавление, вызванных скоординированной активностью пресинаптических и постсинаптических нейронов. Эти процессы влияют на количество высвобожденного трансммитера, силу его влияния на постсинаптические рецепторы и другие аспекты синаптической передачи. В то же время эти процессы чувствительны только к локальной нейронной активности и не могут сами по себе чувствовать направление, в котором необходимо произвести изменение для обеспечения достоверного восприятия и эффективного поведения, полезного для организма в целом. Согласно TNGS, эта глобальная функция обеспечивается врожденными механизмами, называемыми системами ценностей, которые позволяют нервной системе предсказывать последствия определенной модели поведения на организм. Системы ценностей производят неспецифичные, модулирующие воздействия (живым аналогом такой системы может служить, например, дофаминовая система) на остальной мозг, смещая результат локальных изменений синаптических перестроек в направлении, требуемом для удовлетворения целевых потребностей.

При этом поведение, вызывающее позитивную реакцию у системы ценностей, перестраивает синаптические связи таким образом, чтобы вероятность такого поведения увеличивалась в сходной обстановке (и, соответственно, при сходных значениях синаптических входов). Поведение, вызывающее негативную оценку, перестраивает синаптические передачи в противоположную сторону. Существование простых врожденных систем ценностей, основанных на базовых потребностях, позволяет мозгу развиваться на основе собственного опыта, совершенствуя в том числе и свою систему ценностей.

Кроме обучения на основе системы ценностей и отбора на уровне индивидуальных нейронов и нейрональных групп, TNGS предполагает еще один механизм для координации текущих реакций и синаптических изменений как между колонками внутри одного отдела, так и между разными отделами мозга, обес-

печивающими различные модальности восприятия (зрительный, слуховой, осязательный и т. д.). Эта система обратных связей и рекурсий, названная авторами повторным входом (reentry), обеспечивает генерацию отображений (mapping), при помощи которых реакции нейронных групп согласуются друг с другом и взаимосвязями между объектами и событиями внешнего мира. Таким образом, если группам, соединенным при помощи повторного входа, случается реагировать нескоординированным образом на определенную ситуацию, механизм обучения на основе ценностей будет действовать не только в сторону ослабления связей между этими группами, но также и в сторону ослабления их вклада в моторный сигнал. По мнению авторов, система обучения на основе ценностей, работающая на большом количестве связей повторного входа, может обеспечить достаточно точную категоризацию стимулов в соответствии с их естественной иерархией и взаимозависимостями.

Важной особенностью когнитивных систем, согласно TNGS, является вырожденность (degeneracy) нейронных групп и связей между ними, когда одному входному сигналу (или группе сигналов) соответствует несколько нейронных групп, с разной силой отвечающих как на сам сигнал, так и на его подобия. Именно это свойство в значительной степени обеспечивает мозгу гибкость восприятия внешних сигналов и ответа на них.

Системы, построенные на базе TNGS, как правило, включают в себя десятки и сотни тысяч нейронов, соединенных с помощью миллионов связей и моделируют реальную нейрональную активность на интервалах до 100 мс.

Семейство роботов Darwin, разрабатываемое в The Neurosciences Institute in La Jolla, California с 1981 г. по 2007 г., включает в себя 11 поколений. Первые три из них (1981–1990 гг.) были компьютерными симуляциями (Reeke *et al.*, 1990b). Именно на них исследователи отработали основные принципы применения TNGS для обеспечения взаимодействия анимата с окружающей средой. Darwin III (Reeke *et al.*, 1990a, b) обладал «нервной системой», состоящей из 50 взаимосвязанных сетей из 50 000 нейронов, соединенных через 620 000 синаптических связей. Анимат включал в себя

две сенсорные системы – зрительную и тактильную, а также две моторные системы – для достижения рукой объекта и его «ощупывания». С помощью зрительной системы он мог исследовать виртуальный мир, а с помощью виртуальной руки он мог дотрагиваться до объектов в виртуальной среде и перемещать их. Виртуальный мир представлял собой поле размером 32×32 клетки. В поле находился движущийся случайным образом объект произвольной формы и текстуры размером примерно 10×12 клеток. Глаз анимата обладал полем зрения размером 16×16 клеток. Зрительный отдел анимата был оснащен системой ценностей, которая давала положительное подкрепление в том случае, если глаз получал больше света в ходе случайного блуждания взгляда анимата по виртуальному миру. Таким образом, глаз анимата приобретал склонность к выделению светового центра масс зрительного объекта и перемещению взгляда в его направлении. После проведения нескольких сотен попыток анализа зрительного поля и перемещения взгляда глаз анимата мог уверенно отслеживать перемещение объекта в зрительном поле виртуального мира. Кроме того, зрительная система анимата содержала нейроны, избирательно реагирующие на вертикальные, горизонтальные и наклонные полосы, что позволяло ему оценивать форму и внутренний рисунок анализируемого объекта.

Виртуальная рука позволяла Darwin III «ощупывать» объекты виртуального мира, оценивая их форму и степень «шероховатости». Анимат обладал системой ценностей, дававшей положительное подкрепление при любом касании объекта рукой. Он мог видеть свою руку и целевой визуальный объект. При этом изначально анимат не умел целенаправленно его достигать, а обладал набором нейрональных групп, функционирование которых приводило к перемещению руки в ту или иную область виртуального мира. Таким образом, на первых этапах тренировки рука анимата перемещалась совершенно случайно, в зависимости от спонтанной активности нейрональных групп. В том случае, когда это приводило к касанию объекта, система подкрепления усиливала связи между нейронами и группами нейронов, обеспечивающими такую активность. После чего запуская процесс «ощупывания» и анимат

получал информацию о степени «шероховатости» анализируемого объекта. Таким образом, в ходе серии попыток (~ 300) анимат обучался достигать визуального объекта по наиболее оптимальному маршруту.

В ходе исследования виртуального мира, на основе системы повторных входов (reentry), анимат самостоятельно формировал систему классификации находящихся в нем объектов, выявляя взаимозависимости между их визуальными и тактильными особенностями.

Для того чтобы использовать предложенную модель в дальнейших роботах семейства Darwin, функционирующих уже не в виртуальной, а в реальной среде, авторы заложили в Darwin III аналог безусловного рефлекса на заданный раздражитель. В частности, если анимат наблюдал «шероховатый» и «полосатый» объект, то он автоматически выталкивал его за границы области виртуального мира.

Их следующая разработка – Darwin IV (Edelman *et al.*, 1992) – функционировал уже в реальном мире – комнате с черными стенами. Авторы использовали модель синтетической нервной системы, сходную с той, которая была применена ими в Darwin III. Анимат представлял собой тележку, оснащенную двумя двигателями, подвижной видеокамерой, магнитным захватом и датчиком электропроводности. На первом этапе его задачей было научиться находить и следовать за световым пятном, перемещающимся по полу. На втором этапе, после того как анимат научился уверенно отслеживать зрительные объекты, на полу были размещены кубики красного и синего цвета. Причем синие блоки имели высокую электропроводность, а красные – низкую. Кубики с высокой электропроводностью рассматривались как «невкусные». На этом этапе задачей анимата было захватить «вкусные» кубики, обладающие низкой электропроводностью, и доставить их к базе – месту, обозначенному зеленым квадратом. Причем степень электропроводности анимат мог определить, только достигнув базы. В том случае, если кубик оказывался «вкусным», анимат получал положительное подкрепление от системы ценностей, если «невкусным» – отрицательное. Поскольку изначально анимат не знал, что «вкусными» являются только красные кубики, на первом этапе он приносил к базе кубики обоих цветов. Но после серии попыток,

вознаграждений и наказаний он начинал уверенно ассоциировать красный цвет с «вкусными», а синий с «невкусными» кубиками. Теперь он полностью игнорировал синие кубики, а к базе приносил только красные.

Задачей Darwin V (Almassy *et al.*, 1998) было научиться распознавать «вкусные» и «невкусные» кубики, отмеченные не цветом, а рисунком (полоски и кружки соответственно). При этом «вкус» кубика (его электропроводность) анимат мог определять сразу после его захвата. В случае захвата «вкусного» кубика анимат получал положительное подкрепление от системы ценностей, поворачивался на 90°, отпускал кубик, поворачивался обратно и продолжал движение. В случае захвата «невкусного» кубика анимат получал отрицательное подкрепление, отпускал кубик и поворачивался на 90° от него. После серии попыток, вознаграждений и наказаний он начинал уверенно подбирать полосатые кубики, полностью игнорируя кубики с кружками. Важно отметить, что в ходе перемещения анимат видел кубики и рисунок на них под разными углами зрения, что не помешало ему уверенно решать поставленную задачу.

В модели Darwin VI (Krichmar *et al.*, 2000) была показана важность последовательности предъявления анимату распознаваемых паттернов сигналов и частоты их появления в процессе его обучения. Авторы на ранней стадии функционирования анимата демонстрировали ему в основном кубики с рисунком одного типа (рис. 5). В результате анимат потерял способность учиться распознавать кубики с другим типом рисунка. Авторы объясняют это тем, что все нейронные группы и все связи внутри и между ними у такого «переобученного» анимата уже задействованы для распознавания рисунка первого типа и не могут быть освобождены и использованы затем для распознавания рисунков второго типа.

В Darwin VII (Krichmar, Edelman, 2002) авторы показали возможность мультимодального обучения анимата. В этом эксперименте кубики не только были помечены двумя типами рисунка, но и издавали звуки высокой и низкой частот. При этом полосатые кубики с повышенной частотой звука обладали низкой электропроводностью и воспринимались аниматом как «вкусные», а кубики с кружками и издающие

низкочастотный звук – как «невкусные». После серии экспериментов анимат научился поднимать только «вкусные» кубики, игнорируя «невкусные». Авторами был продемонстрирован ряд интересных особенностей связей между зрительным и слуховым отделами синтетического мозга, возникших в ходе обучения.

В Darwin VIII (Seth *et al.*, 2004c) анимат оперировал в комнате, на стенах которой были размещены рисунки в форме ромбов и квадратов красного или зеленого цветов (рис. 6). Причем, в отличие от предыдущей работы, признаки формы и цвета были независимы. В том случае, когда анимат приближался к одному из рисунков на близкое заданное расстояние, звучал сигнал одной из двух частот («положительная» и «негативная»). Когда анимат слышал звук «положительной» частоты, его система ценностей производила

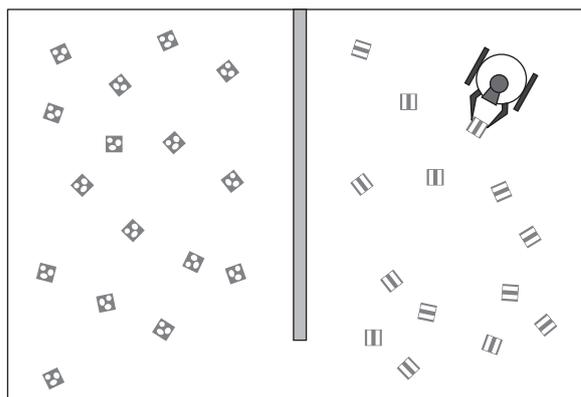


Рис. 5. Darwin VI в процессе обучения.

Fig. 5. Darwin VI is learning.

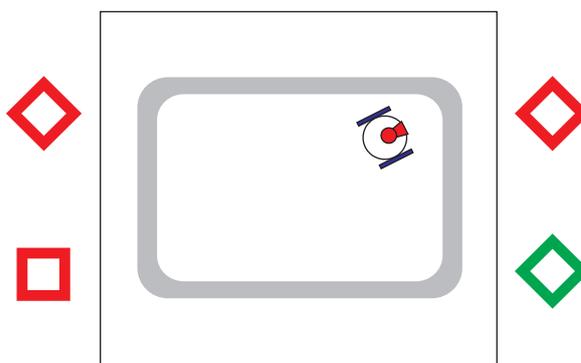


Рис. 6. Darwin VIII – классификация стимулов.

Fig. 6. Darwin VIII – stimulus classification.

положительное подкрепление ассоциативных межнейронных связей. Если звучал «негативный» сигнал, анимат получал отрицательное подкрепление. В ходе серии экспериментов «позитивный» звуковой сигнал случайным образом привязывался к одному из четырех типов рисунка (например красный ромб), а три остальных типа (зеленый ромб, красный и зеленый квадраты) – к «негативному» звуковому сигналу. Было показано, что после 10–15 мин изучения рисунков и маневрирования анимат обучался уверенно находить «позитивный» рисунок из любого места комнаты и двигаться к нему, избегая приближения к рисункам других типов. Авторы продемонстрировали, что главную роль в этом играет процесс повторного вхождения (reentry) – скоординированного возбуждения нейронных групп, входящих в функционально различные зоны «мозга» анимата.

В Darwin IX (Seth *et al.*, 2004a, b) анимат был оснащен механическими «вибриссами» – чувствительными усами, реагирующими на прикосновение и подающими сигнал в специализированную зону «мозга» анимата, которая, по мнению авторов, должна была моделировать соматосенсорную кору крысы. Для этой цели авторы использовали модели нейронов с отложенным ответом. Эксперимент делился на две стадии. На первой анимат должен был двигаться вдоль стены комнаты, на которой располагались два типа текстур из колышков, прикрепленных к стене. При приближении к одному из типов

текстур анимат получал «неприятный» стимул («foot shock»), что вызывало включение системы ценностей, производящей отрицательное подкрепление (рис. 7).

После получения сигнала «foot shock» анимат должен был рефлекторно отворачивать от данной стены и двигаться к противоположной. На второй стадии эксперимента авторы отключали «foot shock» и анимат мог двигаться вдоль стены, не получая «неприятной» стимуляции. Тем не менее, было показано, что за время фазы обучения в «мозгу» анимата образовались устойчивые межнейронные и межзональные связи, приводящие к уверенному срабатыванию рефлекса удаления от стены без «неприятной» стимуляции, а только при касании к соответствующему паттерну на стене. Авторы также продемонстрировали, что ключевую роль в этой реакции играет процесс повторного вхождения (reentry).

Для того чтобы еще более приблизить модель мозга анимата к работе мозга живого организма, в своей следующей модели Darwin X (Krichmar *et al.*, 2005a, b) исследователи применили модель гиппокампа, включающую в себя так называемые «клетки места» и развитую систему связей между различными группами нейронов, отражающую известную нейроанатомию гиппокампа и энторинальной коры грызунов (рис. 8). Авторы проводили сухой эксперимент, аналогичный классическому водному тесту Морриса. В тесте Морриса подопытная крыса помещалась в бассейн с мутной водой, окруженный стенками

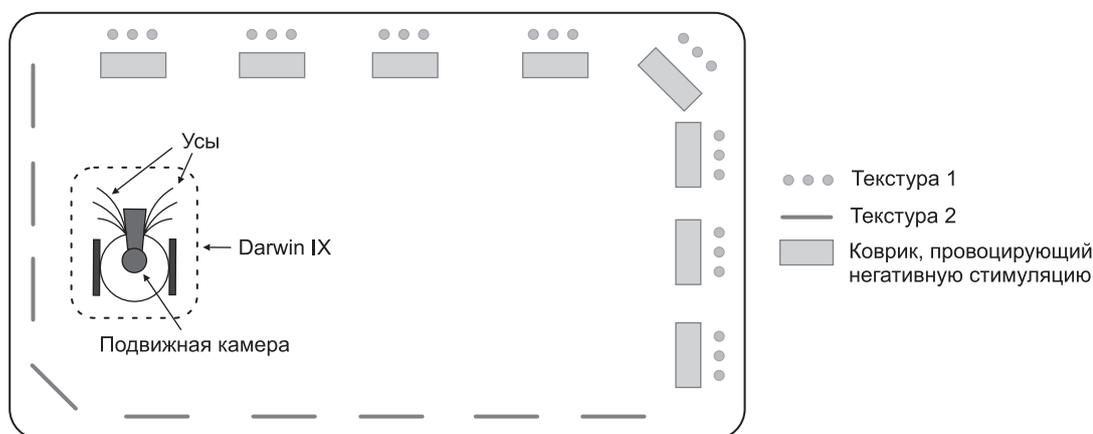


Рис. 7. Схема эксперимента с Darwin IX.

Fig. 7. Design of the experiment with Darwin IX.

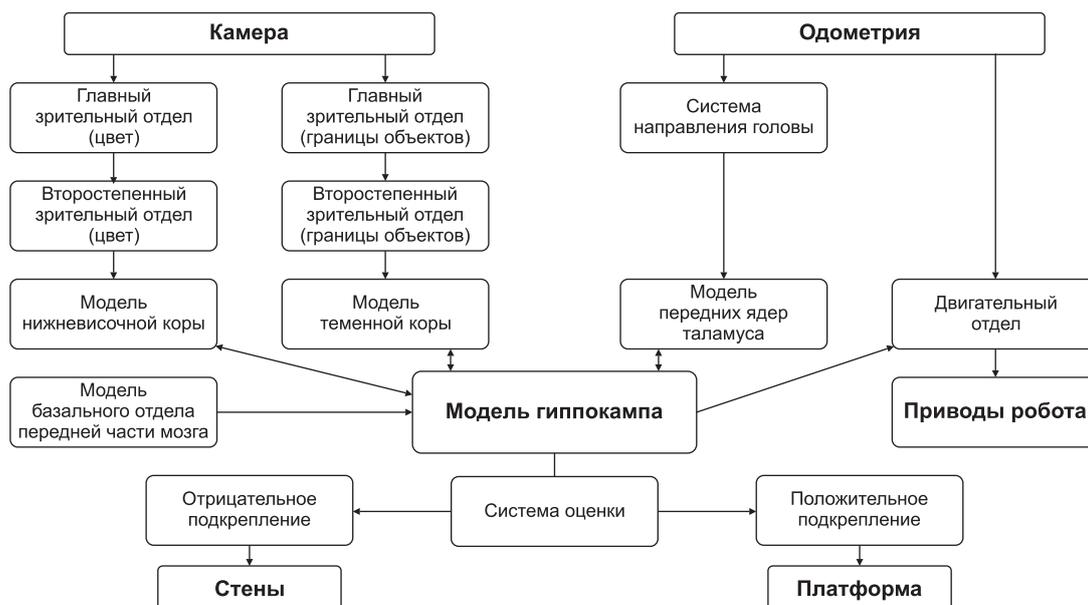


Рис. 8. Архитектура синтетической нервной системы Darwin X.

Fig. 8. Architecture of the Darwin X synthetic neural system.

с нарисованными символами. В произвольном месте бассейна располагалась притопленная площадка, на которой крыса могла отдохнуть. Найти эту площадку крыса могла только в ходе случайного плавания. Однако однажды побывав на ней, крыса запоминала ее местонахождение по расположенным рядом знакам на стенке бассейна и сразу же плыла к площадке, в каком месте бассейна ни поместили бы крысу повторно. В случае Darwin X аналог теста Морриса заключался в следующем: анимат, оснащенный видеокамерой и системой определения направления робота (на базе его одометрии), помещался в комнату с различными рисунками на стенах и произвольной площадкой на полу, которую он не мог видеть, но при достижении которой в ходе его случайного блуждания его система ценностей производила положительное подкрепление связей между возбужденными на данный момент группами нейронов в «гиппокампе» и прилегающими к нему областями мозга анимата. В результате этого анимат запоминал как взаиморасположение ближайших графических сигналов, так и короткий маршрут, предшествующий достижению им целевой площадки. Теперь в случае его повторного помещения в комнату в произвольном месте анимат мог находить площадку в два раза быстрее, чем до обучения. Авторы отмечают, что

они не формировали «клетки места» специально, а только организовали систему взаимных связей между различными группами нейронов, аналогичную известной нейроанатомии гиппокампа, и систему ценностей (систему подкрепления), аналогичную дофаминовой системе в мозге грызунов. Функциональные аналоги таких зависимых от места и предшествующего пути групп нейронов спонтанно формировались в ходе исследовательской активности анимата. В то же время авторы отмечают, что анимат для достижения целевой площадки, как правило, каждый раз использовал новый маршрут. То есть на открытом пространстве без препятствий им не удавалось продемонстрировать необходимость использования «клетками места» анимата ранее полученной им информации о пути достижения целевой площадки.

Поэтому в своей последней модели Darwin XI (Fleischer, Krichmar, 2007; Edelman, 2007) авторы поместили анимата в такую же комнату (4 × 5 м) с установленным в ней невысоким крестообразным лабиринтом, выступающим в роли системы препятствий. Кроме системы видеонаблюдения и системы определения направления (на основе компаса), Darwin XI снабжен механическими усами для движения вдоль стенок лабиринта и отслеживания поворотов

лабиринта. Авторы показали, что после ~ 40 испытаний анимат в 80 % случаев обучался двигаться к цели по кратчайшему пути независимо от места его размещения. Предложенная модель позволила авторам по паттерну текущей активности нейронных групп предсказывать с высокой точностью откуда движется анимат (83 %), куда повернет (94 %) и в каком месте лабиринта он располагается (с точностью до 40 см). Авторы отмечают, что использование как зрительной, так и осязательной систем при обучении существенно увеличивает эффективность работы анимата. При этом отключение после обучения любой из модальностей не приводило к полной потере способности аниматом находить цель. В этом случае анимат находил целевую площадку не менее чем в 50 % случаев.

В целом серия аниматов Darwin является наиболее последовательной и развитой системой для моделирования мозга живых организмов, решающих когнитивные задачи обучения и навигации в окружающем пространстве.

Примером другого подхода в разработке аниматов, основанного на моделях отделов мозга, является работа Trullier и Meyer (2000). Анимат в этой работе основан на вычислительной модели гиппокампа крысы, которая позволяет ему ориентироваться в среде с препятствиями и добираться до целевых локаций. Для моделирования гиппокампа используется «когнитивный граф» – гетероассоциативная сеть,

запоминающая временные последовательности посещенных мест и хранящая топологическое представление окружения (рис. 9).

В рамках модели предполагается, что энторинальная кора (entorhinal cortex) посылает информацию о пространственном расположении ориентиров зубчатой извилины (dentate gyrus) и области гиппокампа СА3 через проводящие пути (perforant path). Клетки зубчатой извилины хранят эту информацию в кратковременной памяти в правильном временном порядке, соответствующем порядку посещения мест. Эта информация поступает в пирамидальные клетки СА3 (большие треугольники на рис. 9). Когда крыса перемещается из места А в место В в направлении севера, возбуждаются клетки места А и В в соответствующем порядке. В то же время подкрепляется связь, образованная через канал, соответствующий направлению движения на север (маленький закрашенный треугольник), между клетками А и В. Таким образом, в ходе первоначального случайного блуждания происходит процесс «латентного обучения», в ходе которого и формируется «когнитивный граф».

Когда крыса, уже изучившая топологию окружения, обнаруживает место, содержащее вознаграждение, то для каждой «клетки места» путем обратного распространения возбуждения по графу формируются «клетки направления к цели». Теперь, пожелав вернуться в целевую

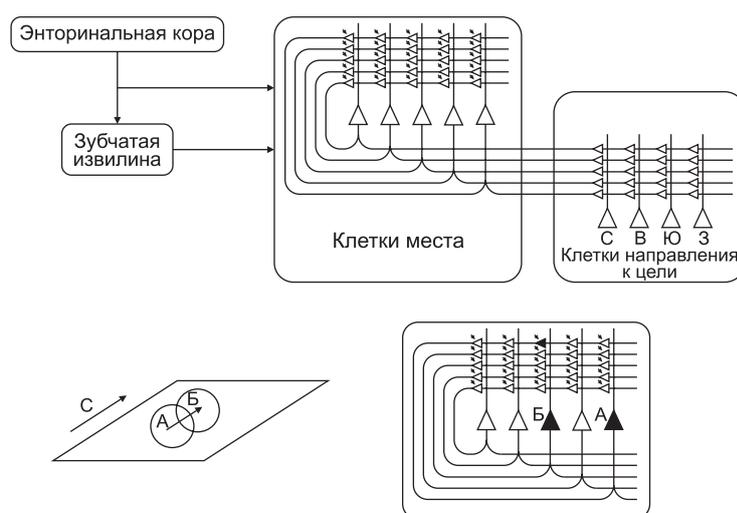


Рис. 9. Архитектура модели гиппокампа, основанная на «когнитивном графе».

Fig. 9. Architecture of the hippocampus model based on the «cognitive graph».

локацию из произвольного места, она запрашивает у когнитивного графа направление движения, хранящееся в соответствующей «клетке направления к цели».

При помощи «клеток места», «клеток направления» и «клеток направления к цели» такая модель позволяет избежать использования сложных алгоритмов поиска по графу. В ходе работы были изучены два способа работы с «клетками места». Первый способ предполагал, что «клетки места» ассоциируются с заранее заданными локациями, которые равномерно распределены в пространстве. Во втором способе клетки места создались динамически во время исследования окружающей среды и увеличения плотности расположения таких клеток с увеличением сложности окружения. Оба способа привели к одинаковым результатам. Несмотря на то что анимат мог уверенно возвращаться к целевой локации, авторы отмечают его слабую способность к изменению обратного пути к цели и нахождению оптимального маршрута.

Более эффективная модель анимата, использующая виртуальную модель гиппокампа, была предложена в работах Milford (2008) и Milford, Wyeth (2010). Система RatSlam перемещается в реальном здании и принимает на вход как визуальные данные с видеокамеры, так и одометрические данные о собственном движении и направлении. На первом этапе анимат случайно блуждает по зданию. При этом для каждой новой локации (удаленной от предыдущей на значимую величину), определенной согласно данным одометрии, формируется новая «клетка места». Кроме того, робот непрерывно проводит визуальную оценку своего окружения и формирует «клетки обзора». Снимки с круговой видеокамеры нормализуются и сравниваются с уже имеющимися снимками (если они на данный момент существуют). Для оценки сходства рисунков рассчитывается взаимная корреляционная функция. В случае если в памяти не находится похожих снимков, формируется новая «клетка обзора», в которую и записывается новый снимок. Затем на основе «клеток места» и соответствующих им «клеток обзора» формируются «клетки опыта», в которых также запоминается информация о том, из какой локации (от какой предыдущей клетки опыта), за какое время анимат попал в локацию, соот-

ветствующую данной «клетке опыта», и в какую локацию после этого переместился. Таким образом, на основе «клеток опыта» формируется полуметрическая «карта опыта», содержащая граф связности различных локаций здания с учетом всех встреченных препятствий.

На втором этапе эксперимента исследователи ставили анимату задачу доставки полезного груза в произвольное место внутри здания. Анимат, используя стандартные алгоритмы нахождения оптимального пути по графу, определял кратчайший маршрут до цели и в подавляющем большинстве случаев успешно решал поставленную задачу. При этом обстановка в здании могла меняться, по нему ходили люди, открывались и закрывались двери, перемещалась мебель. В том случае, если анимат обнаруживал изменение локального окружения или новое препятствие, мешающее прохождению по выбранному маршруту, происходило формирование новой «клетки опыта» и соответствующая корректировка «карты опыта». Кроме того, для обновления «карты опыта» анимат с некоторой вероятностью переходил в режим случайного блуждания.

Можно отметить, что, несмотря на высокую эффективность решения задачи, как и в предыдущей работе, анимат в ходе нахождения оптимального маршрута предпочитал пользоваться только путями, находящимися в его «карте опыта», избегая поиска новых, более коротких маршрутов.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Рассмотренные нами подходы демонстрируют, что на данный момент существует достаточно широкий спектр устройств и методов, моделирующих когнитивное поведение живых существ, решающих в реальном времени навигационные задачи. Изучение динамики поведения и внутренней организации таких синтетических систем дает исследователям новую информацию о возможных механизмах функционирования мозга реальных организмов, позволяет на практике проверять некоторые биологические гипотезы (например, гипотезу о принципах работы гиппокампа), а также улучшать существующие алгоритмы машинного обучения и создавать новые.

В то же время можно отметить, что хотя виртуальные аниматы относительно эффективно

решают поставленные навигационные задачи ориентации в пространстве и нахождения оптимального пути, их внутреннее устройство и функционирование имеют достаточно слабое сходство с динамикой работы реального мозга. А гироты, хотя и позволяют анализировать поведение сети реальных нейронов, обладают слишком непредсказуемым поведением и все еще не могут эффективно решать поставленные навигационные задачи.

БЛАГОДАРНОСТИ

Работа была поддержана Интеграционным проектом СО РАН № 136, а также грантами Минобрнауки России № RFMEFI61914X0005 и № RFMEFI62114X0010.

ЛИТЕРАТУРА

- Almassy N., Edelman G.M., Sporns O. Behavioral constraints in the development of neuronal properties: a cortical model embedded in a real world device // *Cereb. Cortex*. 1998. V. 8. P. 346–361.
- Bakkum D.J., Gamblen P.M., Ben-Ary B., Chao Z.C., Potter S.M. MEART: The semi-living artist // *Frontiers in Neurobotics*. 2007. V. 5. P. 1–10.
- Bakkum D.J., Shkolnik A.C., Ben-Ary G., Gamblen P., Demarse T.B., Potter S.M. Removing some ‘A’ from AI: Embodied Cultured Networks, Embodied Artificial Intelligence, Lecture Notes in Computer Sci. 2004. V. 3139. P. 130–145.
- Boucsein C., Nawrot M.P., Schnepel P., Aertsen A. Beyond the cortical column: abundance and physiology of horizontal connections imply a strong role for inputs from the surround // *Front. Neurosci*. 2011. 5:32.10.3389/fnins.2011.00032
- Chiappalone M., Massobrio P., Martinoia S. Network plasticity in cortical assemblies // *Eur. J. Neurosci*. 2008. 28/ 221–23710.1111/j.1460-9568.2008.06259.x
- Demarse T.B., Wagenaar D., Blau A.W., Potter S.M. The neurally controlled animat: biological brains acting with simulated bodies // *Auton Robots*. 2001. V. 11. No. 3. P. 305–310.
- Edelman G.M. Group selection and phasic reentrant signaling: A theory of higher brain function // *The Mindful Brain: Cortical Organization and the Group-Selective Theory of Higher Brain Function* / Eds G.M. Edelman, V.B. Mountcastle. Cambridge, MA: MIT Press, 1978. P. 51–100.
- Edelman G.M. Neural Darwinism: The Theory of Neuronal Group Selection. N.Y.: Basic Books, 1987.
- Edelman G.M. The Remembered Present: A Biological Theory of Consciousness. N.Y.: Basic Books, 1989.
- Edelman G.M. Bright Air, Brilliant Fire. On the Matter of the Mind. N.Y.: Basic Books, 1992.
- Edelman G.M. Learning in and from brain-based devices // *Science*. 2007. V. 318. No. 5853. P. 1103–1105.
- Fleischer J.G., Krichmar J.L. Sensory integration and remapping in a medial temporal lobe model during maze navigation by a brain-based device // *J. Integr. Neurosci*. 2007. V. 6. No. 3. P. 403–431.
- Hayashi I., Kiyotoki M., Kiyohara Ai, Tokuda M., Kudoh S.N. Acquisition of logicity in living neuronal networks and its operation to fuzzy bio-robot system // *Fuzz-Ieee*. 2010. P. 1–7.
- Hayashi I., Kiyotoki M., Kiyohara Ai, Tokuda M., Kudoh S.N. Fuzzy bio-interface: Indicating logicity from living neuronal network and learning control of bio-robot // *Ijenn*. 2011. P. 2417–2423.
- Jimbo Y., Tateno Y., Robinson H.P.C. Simultaneous induction of pathway-specific potentiation and depression in networks of cortical neurons // *Biophys. J*. 1999. V. 76. 670–67810.1016/S0006-3495(99)77234-6.
- Krichmar J.L., Edelman G.M. Machine psychology: Autonomous behavior, perceptual categorization, and conditioning in a brain-based device // *Cereb. Cortex*. 2002. V. 12. P. 818–830.
- Krichmar J.L., Nitz D.A., Gally J.A., Edelman G.M. Characterizing functional hippocampal pathways in a brain-based device as it solves a spatial memory task // *Proc. Natl Acad. Sci. USA*. 2005a. V. 102. P. 2111–2116.
- 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*. 2005b. V. 3. No. 3. P. 197–222.
- Krichmar J.L., Snook J.A., Edelman G.M., Sporns O. Experience-dependent perceptual categorization in a behaving real-world device // *Animals to Animats 6*. Cambridge: MIT Press, 2000. P. 41–50.
- Kudoh S.N., Taguchi T., Hayashi I. Interaction and intelligence in living neuronal networks connected to moving robot // *Fuzz-Ieee*. 2006. P. 1162–1166.
- Kudoh S.N., Tokuda M., Kiyohara A., Hosokawa C., Taguchi T., Hayashi I. Vitroid – the robot system with an interface between a living neuronal network and outer world // *Int. J. Mechatronics Manufacturing Systems*. 2011. V. 4. No. 2. P. 135–149.
- Milford M.J. Robot navigation from nature: Simultaneous localisation, mapping, and path planning based on hippocampal models (V. 41). Berlin: Springer, 2008.
- Milford M., Wyeth G. Persistent navigation and mapping using a biologically inspired SLAM system // *Intern. J. Robotics Res.* 2010. V. 29. P. 1131–1153.
- Pan R.K., Chatterjee N., Sinha S. Mesoscopic organization reveals the constraints governing *Caenorhabditis elegans* nervous system // *PLoS ONE*. 2010. 5:e9240.10.1371/journal.pone.0009240
- Potter S.M., Demarse T.B. A new approach to neural cell culture for long-term studies // *J. Neurosci. Meth.* 2001. V. 110. 17–2.
- Reeke G.N. Jr., Finkel L.H., Sporns O., Edelman G.M. Synthetic neural modeling: a multilevel approach to the analysis of brain complexity // *Signal and Sense: Local and Global Order in Perceptual Maps* / Eds G.M. Edelman, W.E. Gall, W.M. Cowan. N.Y.: Wiley, 1990a. P. 607–706.
- Reeke G.N. Jr., Sporns O., Edelman G.M. Synthetic neural modeling: the ‘Darwin’ series of automata // *P. IEEE*.

- 1990b. V. 78. P. 1498–1530.
- Seth A.K., McKinstry J.L., Edelman G.M., Krichmar J.L. Spatiotemporal processing of whisker input supports texture discrimination by a brain-based device // *Animals to Animats* / Eds S. Schaal, A. Ijspeert, A. Billard, S. Vijayakumar, J. Hallam, J.A. Meyer. Cambridge, MA: MIT Press, 2004a. V. 8. P. 130–139.
- Seth A.K., McKinstry J.L., Edelman G.M., Krichmar J.L. Texture discrimination by an autonomous mobile brain-based device with whiskers // *IEEE Conf. on Robotics and Automation*. New Orleans, LA, 2004b. P. 4925–4930.
- Seth A.K., McKinstry J.L., Edelman G.M., Krichmar J.L. Visual binding through reentrant connectivity and dynamic synchronization in a brain-based device // *Cereb. Cortex*. 2004c. V. 14. P. 1185–1199.
- Shkolnik A.C. Neurally Controlled Simulated Robot: Applying Cultured Neurons to Handle and Approach/Avoidance Task in Real Time, and a Framework for Studying Learning *in vitro* // S.M. Potter, J. Lu. Dept. of Mathematics and Computer Science. Emory Univ., Atlanta, 2003.
- Song W., Giszter S.F. Adaptation to a cortex-controlled robot attached at the pelvis and engaged during locomotion in rats // *J. Neuroscience*. 2011. V. 31. No. 8. P. 3110–3128; doi: 10.1523/JNEUROSCI.2335-10.2011
- Tessadori J., Bisio M., Martinoia S., Chiappalone M. Modular neuronal assemblies embodied in a closed-loop environment: toward future integration of brains and machines // *Front Neural Circuits*. 2012. 6:99. doi: 10.3389/fncir.2012.00099. Epub 2012 Dec 12.
- Trullier O., Meyer J.-A. Animat navigation using a cognitive graph // *Biol. Cybernet.* 2000. V. 83. No. 3. P. 271–285.
- Wagenaar D.A., Pine J., Potter S.M. Effective parameters for stimulation of dissociated cultures using multi-electrode arrays // *J. Neurosci. Meth.* 2004. V. 138. 27–3.

DEVELOPMENT OF ARTIFICIAL COGNITIVE SYSTEMS BASED ON MODELS OF THE BRAIN OF LIVING ORGANISMS

N.I. Putincev¹, O.V. Vishnevsky^{1,2}, E.E. Vityaev^{1,3}

¹Novosibirsk State University, Novosibirsk, Russia,
e-mail: putintsevnikita@gmail.com;

²Institute of Cytology and Genetics SB RAS, Novosibirsk, Russia;

³Sobolev Institute of Mathematics SB RAS, Novosibirsk, Russia

Summary

Despite the continuous growth of our knowledge about the nervous system, deep features of the neuroanatomy and neurophysiology of different animal species, the basic mechanisms that provide such properties as the ability to learn, use memory to recognize patterns, and learn about the world are poorly understood. In this paper, we present an overview of artificial devices that model the brain and solve such cognitive tasks as navigation, pattern recognition, and path finding. We discuss both hybrid systems (hybrot) in which living neural networks control an artificial body and systems in which an artificial body is controlled by a computer program based on different models of brain and its regions (animats). Two types of hybrid systems are considered: those in which the robot is connected to the brain of a living body, such as a rat, and those in which information is taken from neurons taken from a body or neurons cultured on a microelectrode array, which detects their electrical potentials. Among the computational approaches of simulating the nervous systems of living organisms, we can mark out the «Darwin» family of devices based on the theory of neuronal group selection (TNGS). In addition, we consider papers where animats solve navigation tasks using different models of the rat hippocampus, based on such modelling methods as cognitive graph, view cells, place cells, and experience cells. The approaches under consideration provide researchers with new tools for the analysis of basic principles of neuron interaction between each other and with the outside world that provide higher brain functions.

Key words: hybrot, animat, neural network, cognitive function.