

МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
МИНИСТЕРСТВО РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ ПО АТОМНОЙ ЭНЕРГИИ
МИНИСТЕРСТВО ПРОМЫШЛЕННОСТИ, НАУКИ И ТЕХНОЛОГИЙ
РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
РОССИЙСКАЯ АССОЦИАЦИЯ НЕЙРОИНФОРМАТИКИ
МОСКОВСКИЙ ИНЖЕНЕРНО-ФИЗИЧЕСКИЙ ИНСТИТУТ
(ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ)

НАУЧНАЯ СЕССИЯ МИФИ-2004

НЕЙРОИНФОРМАТИКА-2004

**VI ВСЕРОССИЙСКАЯ
НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКАЯ
КОНФЕРЕНЦИЯ**

**ЛЕКЦИИ
ПО НЕЙРОИНФОРМАТИКЕ
Часть 2**

По материалам Школы-семинара
«Современные проблемы нейронинформатики»

Москва 2004

УДК 004.032.26(06)
ББК 32.818я5
М82

НАУЧНАЯ СЕССИЯ МИФИ–2004. VI ВСЕРОССИЙСКАЯ НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКАЯ КОНФЕРЕНЦИЯ «НЕЙРОИНФОРМАТИКА–2004»: ЛЕКЦИИ ПО НЕЙРОИНФОРМАТИКЕ. Часть 2. – М.: МИФИ, 2004. – 200 с.

В книге публикуются тексты лекций, прочитанных на Школе-семинаре «Современные проблемы нейроинформатики», проходившей 28–30 января 2004 года в МИФИ в рамках VI Всероссийской научно-технической конференции «Нейроинформатика–2004».

Материалы лекций связаны с рядом проблем, актуальных для современного этапа развития нейроинформатики, включая ее взаимодействие с другими научно-техническими областями.

Ответственный редактор
Ю. В. Тюменцев, кандидат технических наук

ISBN 5–7262–0526–X © *Московский инженерно-физический институт
(государственный университет), 2004*

Содержание

А. А. Жданов. О методе автономного адаптивного управления	15
Введение	16
Имитационный метод автономного адаптивного управления	19
Проблемы создания систем ААУ и пути их реализации	26
Формирование и распознавание образов	26
Построение базы знаний и аппарата принятия решений	30
Построение аппарата эмоций	34
Общая схема системы ААУ	40
Сравнительный анализ метода автономного адаптивного управления и альтернативных подходов	42
Метод ААУ и нейросети	43
Метод ААУ и экспертные системы	46
Метод ААУ и системы нечеткой логики	48
Метод подкрепляющего обучения	49
Некоторые завершающие замечания	49
Заключение	53
Литература	53

А. А. ЖДАНОВ

Институт системного программирования РАН, Москва
alexander.zhdanov@ispras.ru

О МЕТОДЕ АВТОНОМНОГО АДАПТИВНОГО УПРАВЛЕНИЯ¹

Аннотация

Рассматриваются основные положения бионического метода построения управляющих систем, названного *методом автономного адаптивного управления* (ААУ). Из общих для всех нервных систем свойств: дискретности строения и принципа действия, высокой неопределенности начальных знаний и приспособленности аппаратно-программной компоненты, а также необходимости осуществления управления и обучения в одном процессе, выводится принцип действия и строение управляющей системы. Предлагаются конкретные решения, позволяющие строить практически действующие управляющие системы. Решения описывают способы построения формальных нейронов, подсистем формирования и распознавания образов, базы знаний, принятия решений и аппарата эмоций. Описаны примеры нескольких практических приложений. Проведено сравнение предлагаемого подхода с альтернативными направлениями систем искусственного интеллекта. Показано, что предлагаемый подход может составить новое направление, которое целесообразно назвать «системы автономного искусственного интеллекта».

¹При поддержке РФФИ, проект № 03-01-00323

A. ZHDANOV

Institute for System Programming, Russian Academy of Sciences, Moscow
alexander.zhdanov@ispras.ru

ABOUT A TECHNIQUE OF AUTONOMOUS ADAPTIVE CONTROL

Abstract

A bionic-based approach to control system design is suggested named as *autonomous adaptive control* (AAC) technique. Some basic concepts of this approach are considered. A principle of operation and structure of control system are derived from general nervous system properties such as discrete structure and functioning, initial knowledge uncertainty as well as necessity to combine control and learning processes within the same time period. Specific decisions are proposed, which allow to make real-world control systems. These decisions include techniques to build formal neurons, pattern generation and recognition subsystems, knowledge base, decision making and emotion subsystems. Some application problems are described solved by means of AAC technique. The AAC approach is compared with alternative artificial intelligence research areas. It is demonstrated that the approach suggested could be regarded as some new research area and could be named as “autonomous artificial intelligence systems.”

Введение

Задача моделирования живого мозга всегда вызывала повышенный интерес. Однако осознание чрезвычайной сложности объекта моделирования и выполняемых им функций ставило и продолжает ставить исследователей в тупик. Достаточно сказать, что мозг человека состоит из 10^{11} нервных клеток, соединенных 10^{14} связями, что средний размер нейрона менее 0.1 мм, а длина его отростка-аксона может превышать один метр при толщине в несколько микрометров, что один нейрон может быть соединен с сотнями и тысячами других нейронов при отсутствии какой-либо очевидной регулярности, чтобы представить трудности, которые стоят на пути решения данной задачи. Функции, выполняемые мозгом, также поражают своей сложностью. Задачи, которые решаются нервной системой даже самых

простых организмов, например, задача управления движением тела, могут быть воспроизведены в искусственных системах только с использованием таких сложных инструментов, как дифференциальное и интегральное исчисление, методы оптимизации и т. д., а решение их в реальном времени требует применения компьютеров. И уже за пределами понимания лежит тот факт, что этот же мозг одновременно легко решает и такие задачи, как формирование и распознавание образов, обучение и адаптация, генерирование целей и планов их достижения, принятие решений, в том числе на основе прогнозирования альтернативных вариантов и моделирования ситуаций в коллективе себе подобных посредством языка, а также другие задачи, которые в настоящее время получили лишь частичные и не связанные друг с другом решения.

Можно констатировать следующее:

1. В полной мере принцип действия мозга в настоящее время остается непонятным и не воспроизводится технически.
2. Имеющиеся в настоящее время методы решения задач, соответствующих некоторым функциям мозга, не имеют, по всей видимости, ничего общего с тем, как эти задачи решаются мозгом.

Основания для *вывода 1* заключаются в том, что:

- сегодня еще нельзя построить устройство, состоящее из 10^{11} параллельно работающих искусственных нейронов, каждый из которых осуществляет довольно сложную обработку информации;
- в настоящее время не существует убедительной функциональной модели нейрона, а также способов построения нейросетей, решающих задачи, свойственные мозгу;
- логическая организация мозга не понятна, даже на идейном уровне отсутствует представление о существовании таких проявлений мозга, как сознание, эмоции;
- передаваемая посредством генного аппарата информация отражает опыт предыдущих поколений и обеспечивает начальную приспособленность аппаратной, программной и информационной компонент мозга и всего организма к условиям его обитания, без которой невозможно решение задач выживания, управления, адаптации, накопления знаний. Вызывает сомнение, что длительный эволюционный отбор на протяжении уникальной истории можно заменить единовременным актом оптимизации системы при ее синтезе. Развитая методика организации эволюционного отбора также отсутствует.

Основания для *вывода 2* состоят в следующем. Точные науки и составляющие их объекты являются абстрактными образами, возникшими в человеческом мозге в результате развития его способностей к прогнозированию и выработке умственных моделей. Эти модели только отражают некоторые свойства природы и являются не более, чем инструментом, помогающим человеку найти и использовать закономерности природы. В реальной природе не существовало таких объектов, как дифференциалы, интегралы и т. п. Тем самым это есть новые объекты в природе, способные дать альтернативное решение некоторым задачам, ранее доступным только природе. Например, цапля обучается балансировать, стоя на одной ноге. Ее мозг решает задачу обучения и управления посредством нервных процессов, происходящих в сети нейронов, с участие органов и мышечного аппарата. Создав математический аппарат, человек получил возможность смоделировать это явление на основе дифференциального исчисления и построить искусственное устройство, способное балансировать на одной опоре. Теперь в природе имеется уже два объекта, способных решать эту сложную задачу балансировки — мозг и искусственное устройство. Но принцип работы у них совершенно разный. В мозге цапли дифференциальные уравнения не решаются ни в процессе управления, ни на этапе обучения. Несмотря на успехи математического моделирования, возможности построения управляющих систем на этой основе ограничены. Если в примере с цаплей одновременно потребуются воспроизвести и такие ее способности, как умение летать, решать навигационные задачи в длительных перелетах, общаться в стае, воспитывать потомство и т. д., то заведомо можно сказать, что точные науки тут не помогут из-за резкого усложнения математической модели.

Однако в настоящее время в природе появился третий объект, способный балансировать на одной опоре. Это устройство, управляемое нейросетью. Нейросеть — это пока еще очень простая модель небольшого фрагмента мозга. Тем самым это принципиально новое явление в природе — *искусственная нервная система*. От управляющей системы, построенной на основе классических математических наук, нейросеть отличается тем, что она без переделок может быть обучена и другим задачам, например, управлению полетом, распознаванию речи и т. п.

Очевидно, что задача приближения свойств современных нейросетей к свойствам мозга требует дальнейшего осмысления принципов работы мозга, его структуры как цельной системы, функций отдельных его подсистем и элементов. Этим определяется предмет исследования настоящей работы.

Практическая актуальность создания таких систем связана с возрастающим спросом на системы управления для объектов с плохо формализуемыми свойствами, требующими адаптации непосредственно в процессе управления.

В этом направлении получено много теоретических и практических результатов. Успехи прагматического направления исследований по искусственному интеллекту отодвинули в последние два десятилетия на второй план исходную задачу изучения управления в живых организмах, о которой говорил *Н. Винер* [1]. Имитационное направление, которому уделяли внимание такие исследователи, как *У. Кеннон* [2], *П. К. Анохин* [3], *А. А. Ляпунов* [4], *М. Месарович* [5] и многие другие, всегда являлось источником радикальных идей, которые прагматическое направление доводило в эволюционном порядке до практически полезных реализаций. Обратное взаимодействие прагматики на имитацию также является плодотворным, поскольку привносит новый математический и технический инструментарий, позволяющий строить и исследовать математические модели систем.

Отметим также, что, на наш взгляд, в настоящее время после пятидесятилетнего развития в прагматическом направлении формальных моделей нейрона и нейросети, предложенных *У. МакКаллоком* и *У. Питтсом* в 1943 году [6] и *Ф. Розенблаттом* в 1953 году [7] (направление получило название «искусственные нейронные сети» (ИНС)) наступает необходимость перехода к более адекватным действительности моделям нейрона, нервной системы и мозга. С одной стороны, накопился груз претензий к используемым в ИНС сильно упрощенным моделям нейрона и нейросети, претендующим, в лучшем случае, на простую модель небольшого регулярного участка нервной системы. С другой стороны, складывается впечатление, что в научном сообществе уже наработан и достаточно развит новый идейный, математический и программно-аппаратный инструментарий, который в совокупности может придать проблеме имитации новый импульс.

Имитационный метод автономного адаптивного управления

Здесь коротко представим основные положения концептуальной модели нервных систем, названной методом «автономного адаптивного управления» (ААУ) [8–30].

Пусть под управляющей системой (УС) понимается моделируемая нервная система, погруженная в организм — объект управления (ОУ), под системой пусть понимается совокупность УС, ОУ и среды.

Примем следующие *четыре исходных условия*, характерных для нервных систем.

1. «Условие автономности», под которым будем понимать только то обстоятельство, что УС является подсистемой ОУ, т. е. УС находится на борту ОУ и осуществляет управление на основе знаний, добываемых самостоятельно, взаимодействуя со своим окружением посредством блока датчиков (БД) и исполняющего органа (ИО). Тем самым

$$УС \subset ОУ \subset Среда = Система,$$

$$УС \cup БД \cup ИО = ОУ.$$

2. «Условие дискретности», которое отражает дискретность структуры УС (конечное множество нейронов, связей, датчиков, исполнителей) и принципа ее функционирования (дискретность нервных импульсов, образов — как элементов информации, моментов времени). При этом возможен непрерывный характер изменения некоторых параметров, таких как размеры синапсов, частотные характеристики импульсных последовательностей.
3. «Условие максимальной начальной приспособленности» отражает наличие приспособленности ОУ и УС к усредненным условиям жизни ОУ в данной среде в результате действия механизмов типа естественного отбора, что определяет типы датчиков и исполнителей, классы потенциально возможных в данной системе образов, оценки качества важнейших для ОУ образов, и т. п. При синтезе ОУ и УС процесс естественного отбора, возможно, может быть заменен максимальным использованием априорной информации.
4. «Условие минимума исходных знаний» отражает наличие информационных пространств, которые должны быть заполнены знаниями, найденными УС в процессе функционирования в реальной системе. Это условие соответствует наличию неопределенности свойств системы, максимальной для УС в момент начала ее функционирования.

Еще один необходимый элемент — *целевые функции УС*, которыми должны быть:

- выживание ОУ;
- накопление знаний.

Эти две целевые функции взаимосвязаны в том отношении, что достижение одной из них повышает вероятность достижения другой.

Из сказанного вынужденно следует представление о системе (рис.1), в котором можно видеть ОУ погруженным в среду, УС погруженной в ОУ, а также все возможные маршруты распространения воздействий в системе (помеченные буквами стрелки на рисунке). Пусть каждый из этих макрообъектов оказывает воздействия на систему через свой выход, каждый из макрообъектов пусть воспринимает воздействия системы через свой вход. Кроме того, в системе важно наличие источников случайных воздействий (белые кружки на рисунке — «истоки») и мест поглощения воздействий (черные кружки на рисунке — «стоки»).

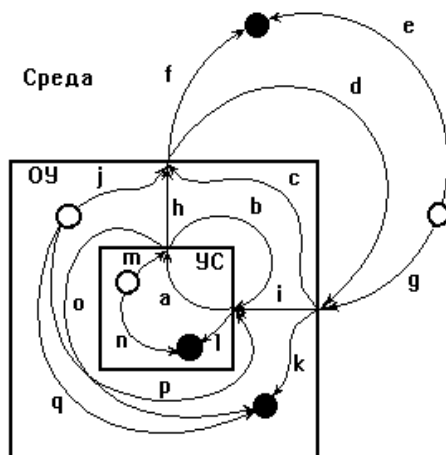


Рис. 1. Общая структура системы

Очевидно, что для достижения своих целевых функций УС должна найти те из воздействий h , которые образуют цикл «управляемого взаимодействия»

$$h \rightarrow d \rightarrow i \rightarrow a \rightarrow h \rightarrow \dots,$$

зафиксировать информационное отображение цикла УВ в своей памяти — базе знаний (БЗ), оценить полезность тех или иных элементов знаний и использовать эти знания для выживания, одновременно прилагая усилия для получения и накопления новых знаний. Здесь a это информационный процесс в УС, h — процесс преобразования информационных команд в физические воздействия, d это различные процессы в окружающей среде, i — процесс преобразования части входных воздействий в информационные входные сигналы для УС. Наличие в системе истоков и стоков вносит в управляемое взаимодействие многочисленные случайные компоненты и приводит к потерям информации. Накапливая знания, УС стремится к уменьшению неопределенности в своем отображении управляемого взаимодействия.

Подобное макроописание позволяет понять задачу, которую должна решать УС. В общем виде можно видеть следующую ее постановку. На заданное множество входных полюсов УС $v_1, v_2, \dots, v_i, \dots, v_n$ (например, это n бинарных выходов БД) поступает входной поток информации. Пусть, например, это будет эквидистантная во времени последовательность двоичных векторов $\mathbf{v}_a(t_1), \mathbf{v}_b(t_2), \dots, \mathbf{v}_c(t_k), \dots, \mathbf{v}_d(t)$, где t — текущий момент времени. Если последовательность не эквидистантная, то должны быть средства синхронизации потоков данных. Согласно рис. 1, семантически каждый вектор $\mathbf{v}_c(t_k)$ может содержать информацию, пришедшую ко входу УС по маршрутам i, b и/или p . Здесь i это информация, поступившая с датчиков, b — информация, отражающая действия, совершенные УС, p это незакономерные помехи от истоков в ОУ (информация от i и b также содержит случайные компоненты). Информация, поступающая по маршрутам i, b и p , может отображаться на определенные подмножества компонент вектора $\mathbf{v}_c(t_k)$.

Первая задача, которую должна и может решать УС, состоит в нахождении неслучайных регулярных пространственно-временных комбинаций компонент в потоке входных векторов $\mathbf{v}_a(t_1), \mathbf{v}_b(t_2), \dots, \mathbf{v}_c(t_k), \dots, \mathbf{v}_d(t)$. Произвольные примеры трех таких образов показаны на рис. 2.

Если УС обнаруживает наличие такой регулярности, то УС должна:

- запомнить информацию о ней как самостоятельный объект — образ,
- уметь распознавать прообраз этого образа во входной информации (регулярность, которая привела к формированию образа) при его последующих появлениях,
- при накоплении достаточной статистической надежности — уметь распознавать образ протяженного во времени прообраза раньше, чем

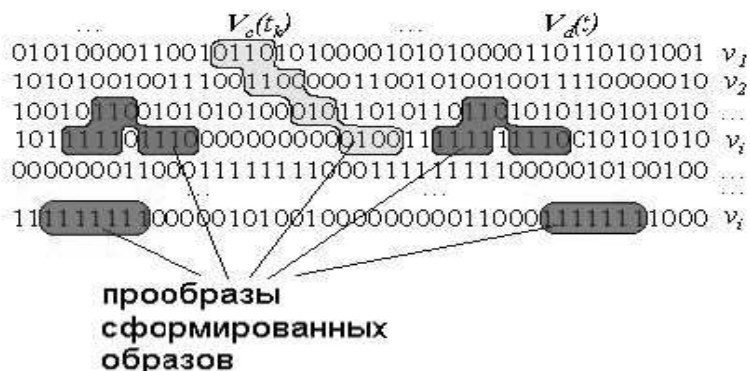


Рис. 2. Примеры неслучайных регулярных пространственно-временных комбинаций компонент в потоке входных векторов

- закончится его наблюдение на входных полюсах, а также распознавать при наличии помех,
- оценить соответствие этого образа целевой функции выживания ОУ.

Путь к решению последней задачи мы видим в организации в УС специальной подсистемы, которая эквивалентна *аппарату эмоций* в живом организме. Это многофункциональная подсистема, основная задача которой — соотносить отвлеченные информационные сигналы, например, сигналы о распознавании образов, отображающих текущие состояния ОУ, с объективной полезностью или опасностью их прообразов для выживания ОУ. Безусловно, такая оценка для важнейших состояний ОУ (температура среды, количество поглощенной пищи и т. п.) может быть найдена опытным путем в эволюционной предыстории предков ОУ, а для искусственных ОУ — выведена из априорной информации. Оценки для образов, которые связаны с конкретными условиями существования данного ОУ, могут быть найдены УС опытным путем посредством корреляционного анализа фактов распознавания этих образов и значений некоторой текущей интегральной оценки состояния ОУ, которую обозначим S^t . В свою очередь, текущее значение оценки S^t зависит от оценок всех распознанных в текущий момент образов. Формальное описание способов получения таких оценок (фактически — аппарата эмоций) дано в [21]. Здесь обратим внимание на

две важных функции аппарата эмоций. Это закрепленное в УС стремление к получению все более высоких оценок S^t , что является причиной постоянной активности УС, направленной на достижение обеих указанных целевых функций. Кроме того, текущее значение оценки S^t определяет целесообразную глубину просмотра базы знаний при принятии решений в текущей ситуации (для быстрого принятия решения в угрожающей ситуации можно не анализировать второстепенные последствия выбираемого действия — образы с меньшими оценками).

Пусть УС сформировала некоторый образ, запомнила его в памяти сформированных образов в виде объекта, который обозначим O_k , и в некоторый момент t распознает его, что обозначим как $O_k^t = 1$ (если сформированный образ O_k не распознан в момент t , то полагаем $O_k^t = 0$). Пусть, например, прообразом данного образа является некоторый пространственно-временной процесс длительностью T тактов, но УС распознала образ уже через T' тактов после его начала t_{ks} , и $T' < T$. Если семантически прообраз данного образа в векторах $\mathbf{v}_a(t_{ks}), \mathbf{v}_b(t_{ks+1}), \dots, \mathbf{v}_c(t_{ks+T'}), \dots, \mathbf{v}_d(t_{ks+T})$, представлял собой отображение информации, пришедшей на вход УС по маршруту i (см. рис. 1), то это сравнительно простой случай, интересный в основном тем, что УС имеет прогноз, в частности, изменения оценки своего состояния S^t к моменту, когда завершится наблюдение всего прообраза. Одновременно может быть распознано некоторое множество образов. Однако ситуация становится более интересной, если в прообразе распознанного образа имел место хотя бы один вектор $\mathbf{v}(t)$, отражающий информацию, пришедшую к УС по маршруту b , т. е. в прообраз входило некоторое действие, совершенное УС (например, это сигнал от рецепторов о том, что была сокращена такая-то мышца в результате соответствующей команды). Обозначим такое действие символом Y_l . Тогда прообраз можно разбить на три последовательных во времени составляющих:

- i) информация о ситуации a ,
- ii) информация о действии l ,
- iii) информация о ситуации b .

Поскольку, по определению, прообраз сформированного образа — явление не случайное, то данную тройку можно интерпретировать как импликацию

$$\text{условие} \rightarrow \text{действие} \rightarrow \text{следствие}.$$

Очевидно, что в данной ситуации могло быть распознано два или более



Рис. 3. Пример ситуации, когда распознано два или более образов, имеющих одинаковое условие, разные действия и следствия

образов (рис. 3), имеющих одинаковое условие (ситуацию a), разные действия (действие m) и, возможно, разные следствия (ситуацию c).

Итак, если в некоторый момент

- УС одновременно распознает несколько временных образов, при этом
- распознавание наступило раньше окончания наблюдения прообразов,
- в составе прообразов ожидаются альтернативные действия, ведущие к альтернативным последствиям,
- распознанные образы имеют свои оценки,

то появляется возможность принятия решения на основании сравнения ожидаемых приращений интегральной оценки качества состояния S^t для альтернативных действий [10, 11].

Если будущий результат действия, предвидимый УС в текущий момент, влечет распознавание образов, которые могут быть распознаны по результатам планируемого действия, т. е. причинно-следственная цепочка образов и действий продолжается на несколько шагов в будущее, а УС при этом обладает языковыми средствами для манипулирования с этими образами и действиями из своей базы знаний, то появляются основания говорить об *интеллекте* [13].

Поскольку происходит формирование новых образов, то возможна ситуация, когда альтернативные действия, приносящие ранее одинаковый

конечный результат — распознавание одинаковых образов, начнут различаться в отношении новых сформированных образов, т. е. более тонких последствий выбираемого действия. Учет этих различий делает действия УС со временем все более точными, а их последствия — все более предсказуемыми. Это одна из возможностей *саморазвития* УС.

Рассмотренная интеллектуальная управляющая система обладает следующими *основными свойствами*.

- Поведение УС мотивируется, определяется, направляется и оценивается *аппаратом эмоций*, целевая функция которого содержит в себе явно или не явно цели выживания и накопления знаний.
- УС обладает *внутренней активностью*, направленной на расширение знаний, повышающих вероятность выживания.
- УС обладает свойствами *адаптивности* и *саморазвития*. Именно, формируются и оцениваются новые образы, формируются и уточняются новые действия, увеличивается глубина прогнозирования последствий альтернативных вариантов действий и др.
- Знания УС сильно зависят от ее индивидуального опыта, в том числе от случайных событий, т. е. УС обладает своей *индивидуальностью*.

Проблемы создания систем ААУ и пути их реализации

Как видно из сделанного качественного описания рассматриваемых систем, их реализация сопряжена с необходимостью решения задач, некоторые из которых здесь перечислим.

Формирование и распознавание образов

Задача *формирования и распознавания образов* (ФРО) в потоке входной многоканальной информации. В общем виде на вход ОУ поступают непрерывные воздействия различной физической природы (зрительные, звуковые и т. д.). Аппарат ФРО должен в процессе самообучения сформировать множество дискретных образов, соответствующих классам пространственно-временных регулярностей и далее распознавать такие образы. Распознаваемые образы порождают формирование образов над образами, т. е. образов более высокого порядка. Переход от континуальных величин к дискретным должен происходить уже в БД. В нетривиальных случаях при отсутствии априорного алфавита классов такого рода задача является трудной.

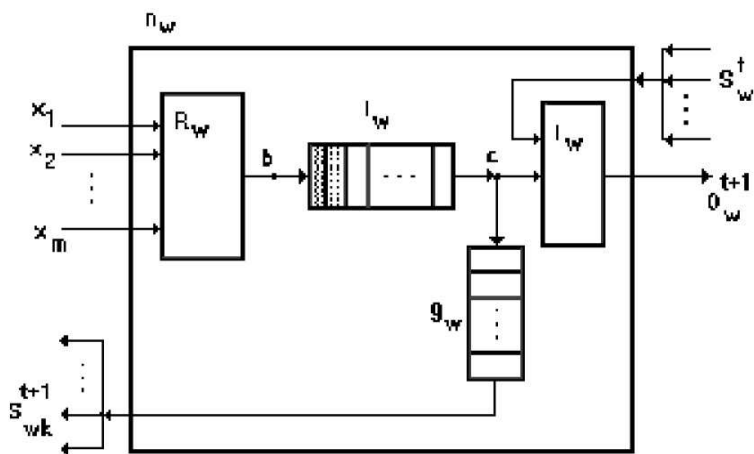


Рис. 4. Основная модель нейрона в методе ААУ

В некоторых условиях для построения БД и/или начальных трактов аппарата ФРО возможно применение персептронов и генетического подхода, либо использование аппарата эмоций в качестве учителя. Напомним, что задача распознавания образов даже таких простых регулярностей, как периодические компоненты во временных рядах, требует применения сложного математического аппарата анализа временных рядов. Мы полагаем, что поиск неслучайных составляющих во входном многоканальном потоке входных данных должен основываться на аппарате корреляционного анализа, тогда решение о формировании нового образа может приниматься при накоплении достаточных статистических оснований.

В естественных системах аппарат ФРО строится на основе нейронов. Очевидно, что нейрон должен и может накапливать статистику по наблюдаемым входным векторам, изменять свой способ функционирования при появлении достаточных статистических оснований, говорящих о неслучайной природе прообраза, т. е. формировать образ и быстро распознавать уже сформированный образ. Нами разработано несколько формальных нейронов с такими свойствами [12, 14, 15, 17, 18, 23, 25, 29]. Описание основной модели нейрона (рис. 4) состоит в следующем.

На вход нейрона n_w в момент t поступает двоичный вектор

$$\mathbf{X}^t = (x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_m)$$

и сигнал S_w^t . В момент $t + 1$ нейрон производит выходные сигналы O_w^{t+1} и S_{wk}^{t+1} согласно логическим выражениям

$$O_w^{t+1} = \neg S_w^t \& [(b_w^t \& l_w^t) \vee O_w^t] \quad \text{и} \quad S_{wk}^{t+1} = b_w^t \& l_w^t \& g_w^t.$$

Значение сигнала b_w^t в точке « b » определяется зависимостью $b_w^t = 1$, если $h_w/m \geq p(N^t)$ и $b_w^t = 0$ в других случаях. Здесь h_w есть число таких компонент x_i вектора \mathbf{X}^t , которые имеют значение 1 в момент t ; N^t есть число событий $b_w^t = 1$ в предыстории этого нейрона от $t = 0$ до t ; $p(N)$ есть сигмоидальная функция. Последняя определена для значений $N = 0, 1, \dots$ и уменьшается от некоторого значения $p(0) = p_{max}$, $p \leq 100\%$ до значения $p(\infty) = p_{min}$, $p_{min} < p_{max}$. Кроме того, $p(M) = p_M$, $p_{min} < p_M < p_{max}$, где M есть константа. Значения p_{min} , p_M , p_{max} и M задаются для каждого нейрона априори. Переменная l_w^t показывает состояние элемента l_w в момент t и может принимать значения 0 или 1 согласно условию: $l_w^t = 0$, если $N^t < M$ и $l_w^t = 1$ — иначе.

Элемент T подобен триггеру, который переключается сигналом

$$(b_w^t \& l_w^t) = 1$$

(см. точку « c » на рис. 4) в состояние, при котором выходной сигнал O_w^{t+1} становится равным 1, и сигналом $S_w^t = 1$ переключается в состояние, при котором выходной сигнал O_w^{t+1} принимает значение 0. Переменная g_w^t определяется условием: $g_w^t = 0$, если $Z^t < L$ и $g_w^t = 1$ — в противном случае, где Z^t есть число единичных сигналов, наблюдавшихся в точке « c » в течение предыстории. Константы L определены для каждого нейрона.

Векторы \mathbf{X}^t , для которых $b_w^t = 1$, «обучают» нейрон (число N увеличивается). Число M для нейрона подобрано так, чтобы N не превысило M за время жизни нейрона, если такие векторы \mathbf{X}^t есть случайные явления. С другой стороны, число N достигнет величины M в случае, если этот вектор есть неслучайное явление в системе (с заданной вероятностью ложной тревоги). Если событие $N^t = M$ случится с нейроном n_w , то мы говорим, что нейрон n_w *обучен* и образ O_w сформирован, начиная с этого момента t . Необратимый процесс роста N от 0 до M в нейроне n_w есть *процесс обучения* нейрона n_w и, тем самым, *процесс формирования образа*

O_w . Если образ сформирован, то он не может уже быть «расформирован» (переучивание УС происходит за счет доучивания; память о прежних образах и знаниях сохраняется в обученных нейронах). Сформированный образ может быть распознан в текущий момент ($O_w^{t+1} = 1$) или может быть не распознан ($O_w^{t+1} = 0$). Несформированный образ не может быть распознан.

Сигнал $O_w^{t+1} = 1$ может быть отключен сигналом $S_w^t = 1$ только после того, как информация этого сигнала будет использована УС.

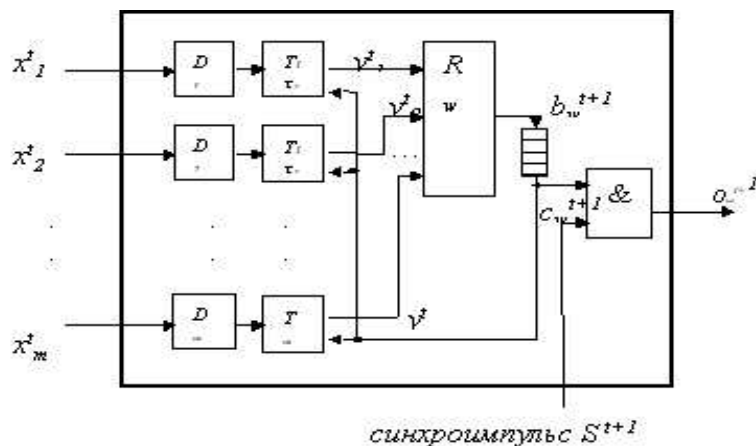


Рис. 5. Модификация основной модели нейрона, учитывающая синаптические и другие возможные задержки D_i на отдельных синапсах, а также актуальную длительность τ_i сигнала

Итак, эта модель нейрона содержит три необратимо обучаемых элемента, именно R_w , l_w и g_w , а также один триггерный элемент T_w . Выходной сигнал нейрона генерируется на следующем такте после получения входного вектора. Поскольку в общем случае нейрон может быть соединен не со всеми нейронами предыдущего слоя (см. ниже, на рис. 6), то прообразом образа является пространственно-временная последовательность сигналов на входе нейросети. Входы данного нейрона могут не иметь весов, в этом случае нейрон различает только единичные векторы с учетом полноты их состава, задаваемой функцией $p(N)$. Нейрон обучается под воздействием единичных (с учетом функции $p(N)$) входных векторов, другими словами,

нейрон способен обнаружить коррелирующие единичные сигналы, если они подаются на входы нейрона.

На рис. 5 показана модификация данного нейрона, учитывающая синаптические и другие возможные задержки Δ_i на отдельных синапсах, а также актуальную длительность τ_i сигнала, которая может быть связана, например, с шириной и скоростью прохождения волны деполяризации в месте аксонного холмика, и другими причинами, определяющими характерную длительность импульса, воспринимаемого элементом R_w как единичный сигнал. Будем полагать, что характерная длительность возбуждения, соответствующая единичному выходному сигналу $y_i = 1$ триггерного элемента T_i , поддерживается не дольше, чем в течение времени τ_i . Величины задержек Δ_i и τ_i задаются при синтезе УС. Обучаться будет тот нейрон, у которого величины задержек совпадают с характером входного сигнала.

Следующая модификация нейрона связана с моделированием известного факта ускорения роста тех синапсов, по которым приходят коррелирующие входные сигналы [17, 25]. Это позволяет нейрону реагировать не только на единичный вектор, но на любую неслучайную комбинацию единичных входных сигналов.

Итак, сеть, собранная из рассмотренных нейронов (небольшой фрагмент сети показан на рис. 6), способна решать задачу ФРО. При этом априорная информация определяет топологию сети, а неопределенность требует соответствующего избытка нейронов. В сети обучатся те нейроны, на которые отображаются пространственно-временные закономерности входного потока информации.

Построение базы знаний и аппарата принятия решений

Поскольку рассмотренный нейрон фактически обнаруживает коррелирующие сигналы, на его основе можно построить БЗ, где отдельный нейрон фиксирует рассмотренную выше тройку

⟨образ условия, образ действия, образ следствия⟩

(см. [9, 11, 12, 14–17, 20]). В элементарном случае БЗ может быть представлена трехмерной матрицей нейронов, измерения и размерности которой соответствуют образам указанной тройки множеств. Принятие решения осуществляется обученными нейронами, что становится возможным при уменьшении порога $p(N)$.

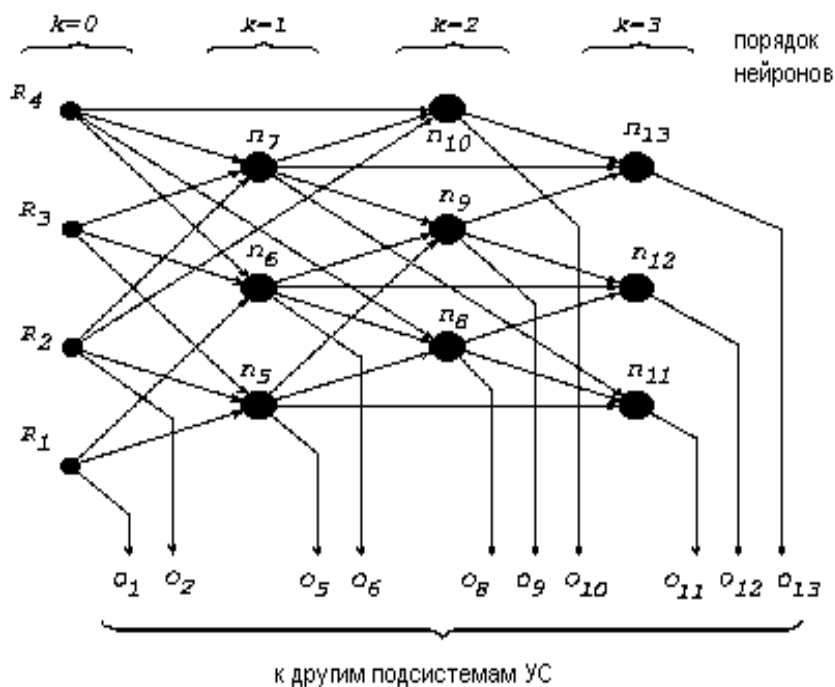


Рис. 6. Небольшой фрагмент подсети ФРО, в которой нейроны соединены нерегулярным способом, что обеспечивает формирование образов пространственно-временных явлений

Рассмотрим простейший способ построения такой БЗ с помощью нейронов, показанных на рис. 4. Как отмечалось выше, такой нейрон не только может обнаруживать и запоминать факт корреляции единичных входных сигналов, но и при снижении значений функции $p(N)$ распознавать сформированный образ при наблюдении неполного прообраза с заданной вероятностью ложной тревоги. Эти два свойства нейрона можно использовать для построения БЗ. Представим элементарное знание последовательностью событий вида

$$O_w^{t-1} \& Y_k^{t-1} \& O_v^t, \quad (1)$$

где O_w^{t-1} есть образ, распознанный в момент $t - 1$ (это «образ исходного

состояния»), Y_k^{t-1} есть действие, совершенное в момент $t - 1$, а O_v^t есть образ, распознанный в момент t (это «образ результата»). Такие последовательности записываются в БЗ в определенной структуре. Покажем, как такую последовательность можно обнаружить, запомнить и использовать посредством нейрона. Соединим входы нейроны так, как показано на рис. 7 (нейрон изображен одним прямоугольником).

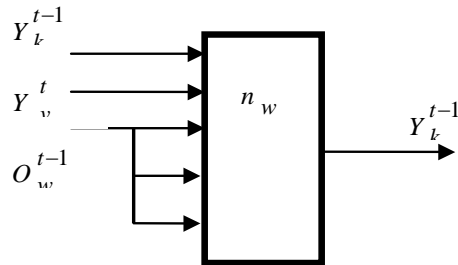


Рис. 7. Обнаружение, запоминание и использование последовательности O_w^{t-1} & Y_k^{t-1} & O_v^t с помощью нейрона

Если данный нейрон n_w получит нужное число раз на свои m входов единичные сигналы, т. е. наблюдает прообраз вида (1), все сигналы O_w^{t-1} , Y_k^{t-1} , O_v^t которого имеют значение 1, то он обучится. Если после обучения нейрона, он нужное число раз распознает образ (1), то у данного нейрона произойдет снижение пороговой функции $p(N)$. Когда порог $p(N)$ снизится до величины $m - 1$, данный нейрон может срабатывать уже при подаче только двух единичных сигналов: $O_v^t = 1$ и $O_w^{t-1} = 1$. Эти свойства можно использовать для:

- обнаружения и фиксации закономерных в данной системе прообразов вида (1) на этапе обучения УС;
- для отыскания на этапе управления тех нейронов в подсети БЗ, которые обнаружили и зафиксировали существующие в данной системе прообразы вида (1).

Организуем БЗ в виде трехмерной сетки (куба) нейронов (рис. 8), оси которой будут соответствовать всем возможным образам и действиям O_w^{t-1} , Y_k^{t-1} , O_v^t . В каждом узле куба разместим нейрон так, как это показано на рис. 7.

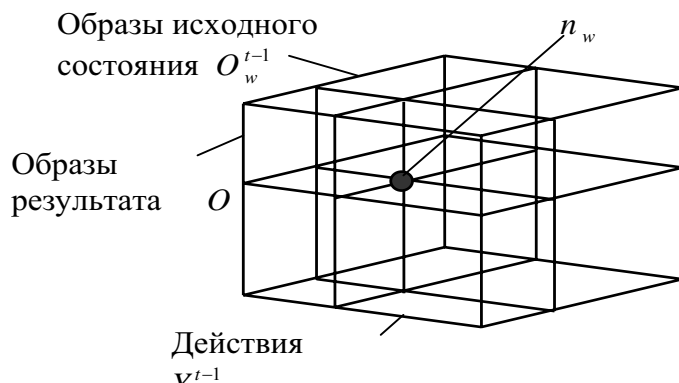


Рис. 8. Организация БЗ в виде трехмерной сетки (куба) нейронов

В процессе обучения в кубе БЗ обучаются нейроны, соответствующие свойствам конкретной системы. На этапе принятия решений в момент t смысл величин по осям куба БЗ сменяется с $O_w^{t-1}, Y_k^{t-1}, O_v^t$ на O_w^t, Y_k^t, O_v^{t+1} , соответственно. В момент t распознаны «образы исходных состояний» по оси O_w^t . Блок выбора действий УС по очереди подает единичные сигналы на входы O_v^{t+1} «образов результата» в некотором порядке. Те нейроны, которые обучены, будут выдавать единичные сигналы на выходы Y_k^t . Необученные нейроны будут выдавать нулевые выходные сигналы. Таким способом будут обнаружены все возможные в текущей ситуации действия Y_k^t . Блок принятия решений теперь может выбрать те из возможных действий, которые лучше соответствуют заданным целевым функциям УС. Например, если «образы результата» O_v^{t+1} , упорядочить по их качественным оценкам, то блок принятия решений может перебирать эти образы в порядке уменьшения их качественной оценки. Первое найденное действие и следует принять к исполнению, так как именно оно, согласно БЗ, приведет к лучшему из возможных в текущей ситуации результатов.

Проблема, которая здесь может возникнуть в конкретном практическом приложении, связана с большим количеством нейронов, необходимых для заполнения такого куба БЗ. Возможны следующие подходы к уменьшению числа необходимых нейронов.

- Из априорной информации о заданном приложении находятся с заданной уверенностью те участки куба БЗ, которые не будут содержать обученных нейронов. Такие участки куба заранее отсекаются. Этот подход моделирует естественный отбор и соответствует условию максимальной исходной приспособленности.
- Для построения БЗ можно использовать нейроны, анализирующие состав входных векторов не только из класса единичных векторов, и запоминающие номера входов, по которым приходят коррелирующие сигналы (пример такого нейрона (нейрон типа III) описан в [18, 25]). Это даст возможность перейти от трехмерной к двумерной матрице БЗ, с соответствующим сокращением числа нейронов.
- Возможна разработка алгоритма перенастройки БЗ в процессе обучения УС. В этом случае в рамках заданных ресурсов, ограничивающих множество нейронов, сначала грубо определяются области БЗ, в которых происходит обучение. Затем на основе методов статистических решений принимается решение об отсечении некоторых областей и перераспределении множества нейронов в пользу наиболее важных областей БЗ, что дает возможность проводить более точное обучение. Затем процедура повторяется.
- Возможно применение генетических алгоритмов для формирования нейросети БЗ, что будет заменять собой поиск оптимальной структуры БЗ в процессе естественного эволюционного отбора на множестве поколений.

Построение аппарата эмоций

Мы предлагаем рассматривать аппарат эмоций организма как основной системообразующий фактор, который определяет строение и функционирование нервной системы и является одновременно: источником внутренней активности, целевой функцией управления, средством качественного оценивания общего текущего состояния и отдельных элементов знаний — образов и действий, внутренними часами системы, а также каналом передачи оценок качества информации при общении [21]. По нашему убеждению основные функции аппарата эмоций в живом организме состоят в следующем.

А. Аппарат эмоций является источником внутренней активности нервной системы. В живом организме должен иметь место некий источник «энергии» внутренней активности. Это должна быть универсальная «движущая сила», заставляющая активно действовать любой организм, независимо от его сложности, возраста и интеллекта. Здесь также следует различать две цели: цель «создателя» организма, и целевую функцию, «защитную» в конструкции организма. Мы видим в аппарате эмоций механизм, задающий активное поведение.

В аппарате эмоций, прежде всего, имеет место множество объектов, раздражение которых сопровождается приятными, либо неприятными для организма ощущениями, включая самые предельные их степени. Это множество ощущений и их носителей-объектов упорядочено по степени этого качества — «приятности» ощущения. Пусть в каждый момент времени выделен один и только один из этих объектов, который назовем *эмоциональной оценкой текущего состояния системы*, и обозначим как $S(t)$. Соответственно, эта оценка может принимать одно из следующего множества возможных значений

$$S = \{s_1, s_2, \dots, s_z, \dots, s_Z\},$$

где, например, $s_1 = -5$, $s_2 = -4$, ..., $s_Z = 5$. Значение $S(t) = s_z \in S$ функционально зависит от совокупности эмоциональных оценок $p_{z,j}$ множества распознанных в текущий момент образов O_j . Здесь возможные значения эмоциональных оценок образов также могут быть равны $p_{1,j} = -5$, $p_{p2,j} = -4$, ..., $p_{Z,j} = 5$. В множестве образов, которые система уже научилась распознавать, что составляет ее «память образов», распознанные в текущий момент образы пометим символом «1», т. е. если образ O_j распознан в момент t , то будем писать $O_j(t) = 1$, а если не распознан, то будем писать $O_j(t) = 0$. Эмоциональная оценка $p_{z,j}$ образа является атрибутом образа. Пусть функция, определяющая оценку $S(t)$, есть, например, просто средняя величина от эмоциональных оценок всех распознанных в текущий момент образов, округленная до ближайшего значения из множества S . Такой аппарат можно представить в виде своего рода термометра, показывающего среднюю текущую «эмоциональную температуру тела».

Жестко «зашьем» в управляющую систему целевую функцию максимизировать *эмоциональную оценку текущего состояния системы* $S(t)$. Другими словами, организм должен бояться и избегать неприятных эмоциональных оценок и стремиться к приятным оценкам. Средством достижения этой цели должно быть только инициирование актуаторов, которыми

располагает организм. Эти актуаторы должны воздействовать не непосредственно на аппарат эмоций (в отличие от известной экспериментальной крысы, получившей возможность нажимать на педаль и возбуждать свой центр приятных ощущений через вживленный в него электрод, чем она и занималась до смерти), но на окружающую среду, обеспечивая возможные способы взаимодействия данного организма со средой. И только вызвав в среде появление таких объектов, процессов или явлений, воздействующих на сенсоры системы, которые будут распознаны этой же системой как образы, вместе с их атрибутами — определенными эмоциональными оценками, нервная система сможет тем самым повлиять на эмоциональную оценку текущего состояния. Тем самым, природа заставила организм, стремящийся лишь к получению приятных ощущений и к избежанию неприятных, взаимодействовать со средой, что приводит к накоплению новых знаний о свойствах системы «среда-организм» и повышает шансы организма на выживание. Если отключить аппарат эмоций, то организм перестанет что-либо делать, поскольку у него полностью пропадет мотивация к активности, и он погибнет в полном безразличии.

Задача установления правильного отношения эмоциональных оценок образов и объективной полезности для организма соответствующих им реальных явлений решается в природе естественным отбором. Успешнее выживают организмы, у которых образы получают более адекватные оценки, а при неправильных оценках, организм стремится к вредным воздействиям и погибает.

Описанный механизм побуждения к активности через аппарат эмоций является универсальным и в целом не зависит от конкретного содержания образов. Обычно при рассмотрении функциональных систем говорят о наличии определенных «мотиваций» как о стремлении удовлетворить определенные «потребности», которые тут же перечисляются, например, потребность к сытости, к размножению и еще несколько других. Однако описанное нами стремление к получению положительных эмоциональных оценок и к избежанию отрицательных оценок является более общим. Так, неважно, какой образ вызвал резко отрицательную оценку — от срабатывания рецепторов в пустом желудке или от падения курса акций на финансовой бирже, нервная система будет стараться инициировать действия, направленные на вытеснение неприятных ей эмоциональных оценок, а единственным способом для нее является совершение воздействий на среду и такое изменение ее состояния, которое вызовет вытеснение неприятных образов.

В. Аппарат эмоций обеспечивает выработку эмоциональных оценок образов. Пусть сформирован некоторый новый образ O_j . Эмоциональную оценку $p_{z,j}$ для этого образа нервная система может формировать в процессе одновременного наблюдения за эмоциональной оценкой текущего состояния системы $S(t)$ в моменты, когда данный образ $O_j(t) = 1$ распознан, или в некоторых окрестностях этих моментов времени. Если каждый раз при распознавании данного образа оценка $S(t)$ падает, это является основанием для приписывания этому образу низкой оценки, и, соответственно, наоборот. Конкретно, оценка $p_{z,j}$ образа O_j может быть равна среднему арифметическому от оценок $S(t)$ в моменты, когда данный образ распознан, т. е. когда $O_j(t) = 1$. Практически, сразу после формирования образа его оценка нейтральна, но с накоплением статистики она может измениться.

Оценка каждого вновь сформированного образа в свою очередь начинает участвовать в выработке эмоциональной оценки текущего состояния системы $S(t)$, поэтому наше состояние начинает определяться и вкладом новых сформированных нами образов. Этот итерационный процесс формирования оценок образов начинается с оценок образов, изначально сформированных в организме, т. е. переданных ему по наследству от предков данного вида, и приспособленных к усредненным условиям существования организмов данного вида. Поскольку идея определения оценок качества образов также основана на корреляционном анализе сигналов от распознанных образов и сигналов оценки S^t текущего состояния ОУ, то эту задачу также можно решать с помощью сети из указанных нейронов.

С. Существует специальная шкала и средства для выражения эмоциональных оценок. Эмоциональные оценки как отдельных образов, так и общего текущего состояния носят сравнительно объективный характер и могут существенно отличаться для разных организмов даже одного вида. Такие оценки не слишком удобны для принятия решений, особенно при общении с себе подобными. Поэтому можно наблюдать существование дополнительной шкалы оценок, используемых, по-видимому, как для непосредственного управления, так и при общении между организмами. Назовем такого рода оценки выраженными эмоциональными оценками и будем обозначать такие оценки символом $B(t)$.

Формально упорядоченная шкала оценок $B(t)$ подобна шкале оценок $S(t)$, с той разницей, что она содержит меньше оценок, т. е. они более грубы, однако имеют (в первую очередь у людей) уже словесное выраже-

ние. Так, можно весьма правдоподобно определить эту шкалу следующим множеством оценок:

$$B = \{b_1, b_2, \dots, b_h, \dots, b_H\},$$

где $b_1 = \text{«невыносимо плохо»}$, $b_2 = \text{«очень плохо»}$, $b_3 = \text{«плохо»}$, $b_4 = \text{«так себе»}$, $b_5 = \text{«хорошо»}$, $b_6 = \text{«очень хорошо»}$, $b_7 = \text{«прекрасно»}$, $b_8 = \text{«недостижимо прекрасно»}$. В каждый текущий момент t инициирована только одна из оценок $B(t) = b_h \in B$.

Существует некоторое пропорциональное отображение ζ из множества S в множество B , $\zeta : S \rightarrow B$ такое, что всегда текущая оценка $S(t)$ отображается в текущую оценку $B(t)$. Однако не все множество S может быть испытано нервной системой данного индивида к текущему моменту, но только оценки из диапазона $[S_{min}, S_{max}]$. Поэтому отображение ζ переводит S_{min} в b_1 , а S_{max} в b_2 , что дает индивиду возможность пользоваться всем диапазоном оценок B . Такая шкала объясняет некоторые эффекты различного индивидуального восприятия явлений. Например, пусть индивид всю жизнь находился в очень благоприятных условиях и узнал только диапазон оценок $[S_{min1}, S_{max1}]$, а другой индивид жил в плохих условиях и узнал только оценки из диапазона $[S_{min2}, S_{max2}]$, пусть $S_{min2} < S_{min1}$ и $S_{max2} < S_{max1}$. Тогда один и тот же образ с оценкой $p_{z,j}$ может оцениваться первым индивидом, например, оценкой $b = \text{«плохо»}$, а вторым индивидом — оценкой «очень хорошо». Другой эффект — если у некоторого индивида вдруг упала оценка S_{min} , то благодаря отображению ζ произойдет переоценивание образов и оценки всех образов автоматически возрастут: то, что оценивалось как плохое, станет хорошим, в том числе и оценка текущего состояния индивида.

Д. Аппарат эмоций играет большую роль в принятии управляющих решений. Алгоритм принятия решений, основанный на эмоциональных оценках, описан нами в [11]. Его идея состоит в следующем. В каждый текущий момент подсистема распознавания образов сообщает нервной системе, какие образы распознаны ею в текущий момент. Тем самым в базе знаний управляющей системы выделяются те ее области, которые адекватны данной ситуации, т. е. выделяется множество действий, которые вообще можно совершить в данной ситуации, согласно знаниям, накопленным нервной системой. В этих отделенных областях базы знаний нервной системой отыскиваются действия, которые обещают привести систему «среда-организм» в состояния, имеющие максимальные из возможных в

данной ситуации эмоциональные оценки, либо в состоянии, когда прекратят распознаваться образы с максимально плохими оценками. Найдя такое действие, нервная система дает команду исполнителям совершить его. Этот способ принятия решений одновременно активен и реактивен. Например, при отсутствии всякого внешнего стимула животное может встать и отправиться на поиски чего-то приятного, воспоминание о чем хранится у него в памяти, а в текущей ситуации он не видит для этого препятствий. Если же на животное подействовал некий раздражающий фактор, оно начнет совершать действия, направленные на его прекращение.

Е. Аппарат эмоций как внутренние системные часы нервной системы. При принятии решений в текущей ситуации нервной системе необходимо просмотреть свою базу знаний и найти оптимальное решение. Однако просмотр базы знаний требует определенного времени, которым нервная система может не располагать в текущих условиях. Определение времени, отведенного нервной системе на принятие решений в текущей ситуации, есть также функция аппарата эмоций. Внутреннее время нервной системы выражается в количестве $k(t)$ образов, которое можно успеть проанализировать в базе знаний при принятии решений в текущих условиях. Это число определяется некоторой функцией $k(t) = f(S(t), dS/dt)$ от значений общей текущей эмоциональной оценки и ее производной. Эта функция монотонно возрастает от некоторых предельно допустимых минимальных значений как $S_{min}(t)$, так и $(dS/dt)_{min}$, т. е., чем хуже ситуация или чем быстрее она ухудшается, тем скорее надо принимать решение. При минимальных граничных значениях функция равна нулю, здесь нервная система «падает в обморок», так как не в состоянии успеть принять решение. При больших значениях аргументов функция $f(\cdot)$ имеет плато или спад, что индивидуально для индивида, и в целом определяет тип его темперамента. Итак, в каждый момент функция $f(\cdot)$ аппарата эмоций подсказывает нервной системе, сколько образов с максимальными по модулю оценками она может успеть просмотреть в базе знаний с целью прогнозирования их поведения при альтернативных вариантах действий, и определяет лучшее из возможных действий с учетом последствий только по этим образам. Остальные образы, на учет которых в прогнозировании не хватило времени, получают в результате выбранного действия случайные изменения.

Е. Аппарат эмоций как канал передачи качественной информации. Наконец, следует упомянуть о важной роли участия аппарата эмоций в общении индивидов. При необходимости передачи знаний от одного ин-

дива к другому, животному приходится передавать информацию как об образах некоторых объектов, так и о своих эмоциональных оценках этих образов. Поскольку даже в элементарном передаваемом знании должна содержаться информация и об образах условий, и об образах действий, и об образах ожидаемых результатов действия, то нужно передавать и сведения об эмоциональных оценках каждого из таких компонент. Каналом для передачи такой многообразной эмоциональной информации служит мимика животного, управляемая аппаратом эмоций, с помощью которой передается и распознается такая эмоциональная информация об условиях, действиях и об ожидаемых результатах действия. Описанные здесь принципы работы аппарата эмоций использовались нами при построении прикладных систем на основе метода ААУ. Отметим, что общепринятое на сегодняшний день определение, что эмоции животных определяются какой-либо актуальной потребностью и оценкой вероятности ее удовлетворения [31], нам представляются мало конструктивными.

Общая схема системы ААУ

В целом УС, построенную по методу ААУ, в упрощенном виде можно изобразить следующей схемой (рис. 9). Заметим, что данная схема допускает весьма простые решения. Так, в указанной тройке множеств

*⟨множество образов условия, множество образов действия,
множество образов результатов⟩*

каждое из распознаваемых множеств может быть представлено, например, всего одним образом. Даже такое простое решение позволяет строить практически полезные приложения. Круг приложений систем ААУ будет расширяться по мере нахождения способов сокращения необходимого избытка нейронов. Пути решения проблемы избытка нейронов мы видим в:

- разработке методики задания оптимальной топологии нейронных подсетей УС на основе использования априорной информации об объекте управления;
- использовании генетических алгоритмов для выращивания сетей УС;
- применении известных методов поиска для динамического построения и перестроения сетей УС, а также использования элементов других технологий.

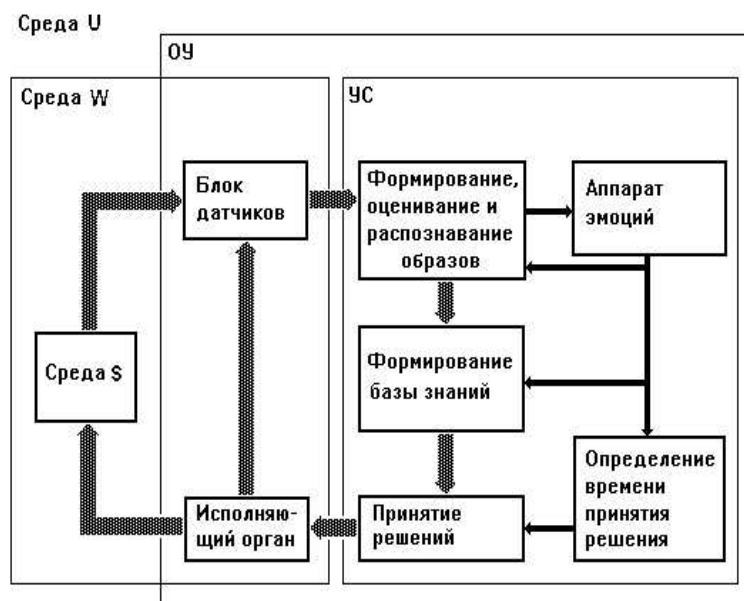


Рис. 9. Упрощенная схема управляемой системы, соответствующая методу автономного адаптивного управления (ААУ)

На основе метода ААУ можно строить разнообразные прикладные системы адаптивного управления. Так, нами были разработаны программные прототипы следующих систем.

1. Адаптивная система управления мобильным роботом Гном № 8, целевая функция которой состояла в выработке стереотипов поведения при обходе препятствий [34, 37].
2. Адаптивная система управления автомобильной подвеской (система AdCAS) [32].
3. Адаптивная система управления угловым движением космического аппарата (система «Пилот») [16, 19, 38].
4. Адаптивная система поддержки принятия решений (система «Тактик») [19].

Все системы показали способность адаптироваться к свойствам предъявленного объекта управления.

Сравнительный анализ метода автономного адаптивного управления и альтернативных подходов

Приведенное выше краткое описание метода ААУ позволяет определить круг альтернативных подходов, с которыми следует сравнить предлагаемый метод. Однако прежде выскажем несколько *общих положений*.

- Всякий подход имеет свою историю, он был задуман с некоторой определенной целью, нашел удачное практическое применение в некотором определенном направлении, имел какие-то более или менее продвинутые и удачные варианты и модификации, приспособляющие его для решения других задач. Очень часто исходные идеи, содержание теоретической проработки, круг наиболее широко используемых реализаций и инновационные модификации существенно различны. Поэтому при сравнении методов надо иметь в виду все эти аспекты.
- Все подходы, которые будут упомянуты ниже, некогда имели свое начало в задаче имитации живого мозга. Затем эти подходы сильно разошлись под влиянием их успехов в соответствующих им практических приложениях, более того, каждое из них породило свой спектр вариантов направлений. Сегодня это расхождение достигло таких степеней, что часто абсолютно утрачено общее понимание постановок задач, методов решения, языков формального описания, критериев оценки получаемых результатов и понимания перспектив. Однако нам представляется, что в множестве спектров направлений, на которые распался каждый из подходов, возможно пересечение, связанное с возвращением к исходной задаче имитации живого мозга. Те исследователи из разных направлений, которые озабочены целью понять и смоделировать принцип действия мозга, в отдаленной перспективе придут, хотя и своими путями, но к схожим решениям, поскольку имеют в виду один и тот же объект моделирования — мозг. В настоящее же время такие тенденции можно только с большим трудом угадывать.
- Развивая свой подход, мы не стремились изобрести новый способ управления, но шли от попыток понять способ управления, суще-

ствующий в природе. Главным критерием в теоретическом осмыслении для нас являлось соответствие биологическим оригиналам, тем их свойствам, которые понимались нами как наиболее важные. Естественно, что в практических приложениях приходится часто опираться на прагматические решения, при этом при необходимости мы упрощали идеи метода ААУ, но не меняли их на другие искусственные подходы, не соответствующие методу.

Метод ААУ и нейросети

Одним из возможных способов реализации управляющей системы, построенной в соответствии с методологией ААУ, является нейросетевая реализация на основе специально разработанных для данной системы нейроноподобных элементов и сетей. Тем самым появляются основания для сравнения системы ААУ с искусственными нейросетями (ИНС).

В своем традиционном виде ИНС были задуманы для решения задачи обучения распознаванию с учителем, либо аппроксимации функций. С этими целями они и используются в настоящее время наиболее широко. Назначение же системы ААУ — *автономное (без учителя) адаптивное управление*. Задача обучения распознаванию является только одной из подзадач управляющей системы ААУ. В последнее время в теории ИНС говорят о необходимости перехода ИНС к «управляющей парадигме», что, собственно, и реализовано в методе ААУ, если ее построить на нейросетях.

ИНС можно использовать тогда, когда имеется обучающая выборка, состоящая из двух множеств, одно из которых содержит векторы входных данных, а другое — соответствующие им векторы выходных данных. Если ИНС использовать как управляющую систему, то входные векторы можно интерпретировать как *образы ситуаций*, а выходные векторы можно интерпретировать как *коды действий* (стратегий), которые необходимо совершать при распознавании соответствующих ситуаций. Соответствие входов (образов ситуаций) и выходов (действий) для обучающей выборки должно быть известно заранее. Кроме того, над собственно нейросетью должно иметь место внешнее устройство, настраивающее веса связей нейронов. Систему ААУ можно использовать для управления в случаях, когда:

- закономерности во входной информации (образы ситуаций) заранее неизвестны и их следует найти;

- даже если образы будут обнаружены, то неизвестно, какие действия следует совершать при их распознавании;
- в управляющей системе имеется аппарат оценивания качества состояний объекта управления и целевые функции.

Например, если для некоторого робота заранее известно, какие действия следует совершать при наблюдении определенных классов ситуаций, то ИНС предварительно можно обучить давать команду на выполнение этих действий при распознавании класса ситуации. Систему ААУ целесообразно применять, когда заранее неизвестны ни классы ситуаций, ни оптимальные способы поведения при их наблюдении. Система ААУ могла бы делать следующее: самостоятельно формировать классы (образы) наблюдаемых ситуаций, оценивать степень качества (опасности, полезности) этих образов, находить адекватные способы воздействия на прообразы этих образов, находить оптимальные способы реагирования на распознаваемые ситуации и все это осуществлять в режиме реального управления. Поскольку качество управления в системе ААУ повышается по мере накопления ею знаний, а свойства объекта управления или среды могут меняться со временем, то возможно достижение состояний, когда будет получено более высокое качество управления, чем то, которое было зафиксировано в обучающей выборке для ИНС.

ИНС представляют собой, как правило, регулярные однородные сети с полностью связанными соединениями нейронов соседних слоев. Управляющая система ААУ состоит из нескольких подсетей с разным функциональным назначением и различным характером связей. При этом отдельный нейрон может быть связан с нейронами из разных слоев. В методе ААУ отдельный нейрон связан с отдельным образом, в ИНС — нет. Нейроноподобные сети в системе ААУ являются, тем самым, *семантическими сетями*.

Формальные нейроны в методе ААУ существенно отличаются от формальных нейронов в ИНС. Нейрон в методе ААУ более сложен функционально. Он автоматически накапливает статистику в нескольких своих узлах и меняет свое функционирование при обнаружении определенных закономерностей. В нейронах ИНС этого нет. Нейрон ААУ имеет и учитывает временные задержки, что принципиально важно для обнаружения причинно-следственных связей в системе. Нейроны и сети ИНС непосредственных временных задержек не имеют.

Роль «учителя» в методе ААУ играет *аппарат эмоций* — важная многофункциональная подсистема, обеспечивающая внутреннюю активность,

целеполагание, оценку качества состояний системы и объектов знаний, которая работает параллельно с основным контуром обработки внешней входной информации. В теории ИНС только появляются предложения о введении в сеть дополнительной подсети, обеспечивающей целеполагание.

Видимо, наиболее близким аналогом системы ААУ в области ИНС являются сети Хопфилда [35], имеющие обратные связи. Однако даже обученная сеть Хопфилда способна только реагировать на предъявленную ситуацию, в то время как система ААУ имеет внутреннюю активность, заставляющую ее даже в благоприятных условиях совершать некоторые действия, направленные на поиск новых знаний. Это принципиально разный способ поведения.

Преимущество ИНС перед распознающей нейросетью системы ААУ состоит в удобстве перехода от континуальных величин к дискретным. Поэтому ИНС можно использовать, например, в роли блока датчиков для системы ААУ, а, возможно, и в других подсистемах.

Сближение подходов ИНС и ААУ будет происходить по мере развития ИНС в таких направлениях, как:

- переход к «управляющей парадигме»;
- дополнения ИНС, как распознающего блока, другими блоками, выполняющими получение и представление знаний, моделирование эмоций, принятие решений, т. е. блоками, в совокупности образующими автономную адаптивную управляющую систему;
- переход от обучения с учителем к самообучению;
- уход от однородности и полносвязности сети;
- внесение временного параметра в работу нейросетей;
- переход к формальным нейронам, более адекватным биологическим нервным клеткам в отношении их способности к автоматической самонастройке.

Со стороны системы ААУ сближение возможно при развитии в методе ААУ подходов к работе с континуальными параметрами, описывающими границы классов. Это может быть введение непрерывных весов в состав формальных нейронов ААУ, либо использование традиционных ИНС для реализации различных подсистем системы ААУ.

Метод ААУ и экспертные системы

При описании структуры управляющей системы ААУ в ней, при желании, можно выделить отдельно систему, которую можно назвать *базой знаний* (БЗ). К БЗ можно отнести совокупность нейронов, сформировавших такие образы, в прообразы которых входила информация о действиях, совершенных самой управляющей системой (см. выше, раздел «Имитационный метод автономного адаптивного управления»), т. е. прообразы, которые можно интерпретировать как импликацию

условие → *действие* → *следствие*.

Не все множество нейронов в управляющей системе обладает такими свойствами (отметим, что в мозге локализовать такую отдельную подсистему не удастся, она является распределенной). Если при анализе системы ААУ все-таки выделить БЗ как отдельную подсистему, то можно говорить, что система ААУ есть система автоматического получения, накопления и использования знаний в реальном времени управления. Тем самым появляются основания для сравнения системы ААУ с *экспертными системами* (ЭС) [36]. Различия удобно объяснить при сравнении данных направлений и систем по их целям, назначению, содержанию используемых в системе знаний, степени автоматизации и способам реализации.

Целью, стоящей перед разработчиками ЭС, является, по определению, создание прикладных интеллектуальных систем, предназначенных для оказания консультационной помощи специалистам, работающим в некоторых предметных областях. Целью методологии ААУ является построение концептуальной модели нервной системы и мозга, что относится к разряду фундаментальных проблем.

С точки зрения назначения систем, ЭС предназначена для представления в ЭВМ знаний, накопленных человеком-экспертом, для дальнейшего их тиражирования и использования в режиме поддержки принятия решений другими специалистами в данной предметной области.

Если знания, накопленные в мозге человека, ранжировать по их сложности, комплексности, абстрактности, то ЭС, по их первоначальному определению, предназначены для работы с вербализованными посредством человеческого языка знаниями из области высокоинтеллектуальной профессиональной деятельности человека-специалиста. В свою очередь, система ААУ оперирует с диапазоном знаний, начинающимся от элементарной ин-

формации, поступающей в двоичном виде от датчиков-рецепторов, и рассматривает процесс ее последующего агрегирования и усложнения.

Диапазон знаний, обрабатываемых системой ААУ, может расширяться до пересечения с диапазоном знаний, обрабатываемых ЭС, при соответствующем количественном расширении УС ААУ и использовании указанных возможностей формирования языка, вербализующего элементы знания. Система ААУ работает на своего рода «рефлекторном уровне», набирая статистику по прецедентам пространственно-временных вариаций наблюдаемой информации и их связям с выходными воздействиями, не вдаваясь в содержательный смысл найденных закономерностей, а только оценивая их влияние на целевую функцию. Видимо, здесь уместна аналогия с ситуацией в нервной системе ребенка, когда он, например, осваивает езду на велосипеде, находя закономерные связи пространственно-временных образов, оценивая их качество, и запоминая полученные знания в своей памяти, затем использует их для управления. Применение ЭС в диапазоне знаний, соответствующих процессам на уровне рецепторов и нейронов нервных систем, вряд ли целесообразно, так как выходит из сферы предназначения ЭС по их определению и неэффективно по реализации.

С точки зрения уровня автоматизации систем, система ААУ по своей идее — полностью автоматическая автономная система, работающая без участия человека, и реализующая в реальном времени процесс обучения и управления. ЭС по своей идее — средство автоматизации представления знаний, накопленных человеком-экспертом, и использования этих знаний человеком в режиме консультирования.

С точки зрения способов реализации, наиболее органичным для системы ААУ способом является нейросетевой подход в его аппаратном воплощении, наиболее адекватном строению естественных нервных систем. Подходы к реализации ЭС по способам «представления знаний» и «рассуждений» ориентированы на программные реализации.

Общие черты в системе ААУ и ЭС можно увидеть в наличии в составе обеих систем блоков распознавания образов, представления знаний, принятия решений, что характерно для многих автоматических или полуавтоматических управляющих систем и интеллектуальных систем.

Сближение подходов ЭС и ААУ будет происходить по мере появления в ЭС следующих свойств:

- способность работать в автоматическом режиме и в режиме реального времени;
- ориентация на работу с элементарной сенсорной информацией;

- переход к автономным способам использования, что, вообще говоря, входит в противоречие с исходным назначением ЭС.

Системы ААУ могут приближаться к свойствам ЭС, если отказаться в них от автоматического принципа действия и перевести на полуавтоматический режим работы в качестве системы поддержки принятия решений.

Метод ААУ и системы нечеткой логики

В последнее время широкое развитие получают управляющие системы на основе *нечеткой логики* (fuzzy logic), т. е. логики, в которой используются нечеткие квантификаторы. Системы принятия решений на этой основе используют *рассуждения* (т. е. способы получения заключений или новых знаний) с подобными квантификаторами с помощью специальных приемов, к которым относятся фазификация, функции принадлежности, принятие решений на их основе, дефазификация. Идея *систем нечеткой логики* состоит в том, что человек, принимая решения, пользуется преимущественно нечеткими правилами. Например, человек думает примерно так: «Эта вода скорее горячая, чем холодная, поэтому я поверну кран немного влево». Попытка формализовать такого рода способ рассуждений, и воспроизводить его в компьютерной программе, и привела к созданию систем нечеткой логики. Таким образом, системы нечеткой логики предназначены для того, чтобы зафиксировать правила принятия решений, которыми пользуется эксперт, и воспроизводить их с помощью компьютера. Нечеткие правила принятия решений могут использоваться в экспертных системах.

Системы нечеткой логики обычно не предусматривают каких-либо автоматических процедур для порождения или коррекции правил принятия решений, т. е. в своем каноническом виде они не являются адаптивными. В рамках методологии ААУ были разработаны подходы к построению автоматических адаптивных систем управления на основе нечеткой логики, представленные в [24].

В целом, обоснованием использования нечеткой логики для построения систем управления является то, что человек в процессе принятия решений почти всегда пользуется именно неполной и недостоверной информацией, и, по-видимому, это свойство мозга обусловлено свойствами самих биологических нейронов и их сетей.

Заметим, что как и в случае ИНС, системы нечеткой логики выделяют и эксплуатируют только одно из свойств мозга. Целью методологии ААУ является построение концептуальной модели нервной системы как целого.

Метод подкрепляющего обучения

Метод *подкрепляющего обучения* (reinforcement learning) позволяет управляющей системе автоматически создавать базу знаний, представляющую собой отображение из множества состояний, в которых может находиться объект управления, в множество качественных оценок, жестко связанных с положением целевого состояния, которого должен достичь объект управления. Например, если бы речь шла о мобильном роботе, передвигающемся в метрополитене к некоторой фиксированной заданной станции, то управляющая система на основе подкрепляющего обучения выработает такую базу знаний, которая будет представлять собой список станций с указаниями, в какую сторону ехать, если ты находишься на этой станции. Если же изменить положение цели, то управляющую систему следует переучивать.

В системе ААУ база знаний устанавливает отображение из множества состояний в это же множество состояний, плюс множество оценок, связанных с целевым состоянием или другой целевой функцией. Таким образом, в случае с метрополитеном, база знаний представляла бы собой карту метрополитена, пользуясь которой, можно было бы передвигаться по метро к любой из станций, а также прокладывать многошаговые маршруты. Поэтому при изменении целевой функции управляющей системе не нужно было бы полностью переучиваться.

Некоторые завершающие замечания

Заключая данный раздел, необходимо отметить следующее. Как было показано выше, всякая управляющая система находится в цикле управляемого взаимодействия с объектом управления и средой (см. рис. 9). Управляющая система, которая претендует на имитацию мозга, должна состоять из определенных подсистем — аппарата формирования и распознавания образов, базы знаний, аппарата эмоций, аппарата принятия решений, которые принадлежат названному циклу прохождения информации. Очевидно, что в разных приложениях в зависимости от условий, имеются возможности сильного упрощения отдельных подсистем такой полной управляющей системы или их замены «заглушками», при этом сам цикл управляемого взаимодействия может сохраняться. Соответственно, центральная задача построения автономной адаптивной системы управления в общем виде существенно изменяется и возникают *частные постановки задач* и планы их решений.

1. Если априори достоверно известно, как следует управлять в той или иной ситуации, а вся проблема состоит только в правильном распознавании ситуации, то УС можно построить на основе системы распознавания, разработка которой и потребует основных усилий. Роль остальных подсистем в УС (рис. 9) становится элементарной. Здесь для построения УС потребуются знания теории распознавания образов. Если при этом задача распознавания плохо формализуется, но имеется обучающая выборка, то можно использовать нейросети. Бытует мнение, что вся проблема управления может быть сведена к проблеме распознавания.
2. Если для управления требуется только использовать удобным образом представленные знания, накопленные ранее, а все остальные подзадачи решены и данные определены, то в составе УС на первое место выдвигается база знаний, а остальные подсистемы вырождаются. Проблема сводится к способам представления знаний, автоматизации вывода новых знаний из уже имеющихся, интерпретации полученных выводов и т. д. В этом случае УС можно построить на основе экспертной системы с соответствующим упором на решение проблем получения, представления и использования знаний.
3. Если ни задача распознавания, ни задача получения и представления знаний в управляющей системе не актуальны, т. е. все данные и решения для этих блоков УС определены, а проблема состоит только в принятии оптимальных решений на основе текущей информации и имеющихся знаний, то проблема построения УС превращается в задачу выбора и принятия решений с применением соответствующих подходов. В частности, при чрезмерной сложности строгих процедур принятия решений, возможно применение робастных подходов или систем нечеткой логики. Если зависимости не слишком сложны, но вид их известен, а надо только найти подходящие значения параметров, используются параметрические подходы к построению адаптивных систем управления, возможны и непараметрические случаи для зависимостей произвольного вида.
4. Если известны все данные и все возможные решения для всех подсистем УС, заданы некоторые критерии, определяющие требования к УС и ее качество, и ставится задача добиться наибольшего качества работы системы, то появляется необходимость в применении методов оптимизации системы.

Заметим, что названные здесь отдельные задачи к настоящему времени очень глубоко осмыслены и имеют свои решения. На основе этих решений строятся очень эффективные системы. Некоторые из предложенных решений не имеют никакого отношения к моделированию мозга и нервных систем, некоторые имеют, но относятся к так называемому «*программно-прагматическому*» направлению, моделирующему только конечный результат (например, распознающие системы, экспертные системы, системы нечеткой логики), некоторые относятся к «*имитационному*» направлению, моделирующему и результат и принцип решения (например, нейросети). Однако даже системы, моделирующие деятельность мозга, вычлениют только какое-то одно его частное свойство, хотя моделирование этого свойства может оказаться настолько полезным, что на его основе удастся строить действующие технические системы, эффективно решающие некоторый соответствующий им класс задач. Можно утверждать, что для любого подхода такого рода всегда найдется приложение, в котором этот подход даст оптимальное решение. Сравнение таких решений даже с решениями мозга человека часто оказывается не в пользу последнего. Например, автопилот способен управлять самолетом более качественно, чем летчик, но только в отдельных режимах. Система принятия решений может лучше человека играть в шахматы, но решать только эту задачу. Экспертная система может обладать знаниями в некоторой предметной области, которые превосходят знания любого специалиста. Система логического вывода может лучше человека доказывать теоремы. Но каждая из таких систем по принципу действия, а также по своим функциям не соответствует мозгу как таковому. Вопрос о моделировании мозга остается открытым. Целью методологии ААУ является построение именно *концептуальной модели нервной системы*.

В каждом из этих частных решений, подменяющих задачу построения автономной адаптивной системы управления в общем виде задачей построения только одной из ее подсистем, присутствуют определенные исходные данные, заслоняющие и подменяющие собой все другие подсистемы. Теперь представим ситуацию, когда не определены или плохо определены данные для всех подсистем УС. Например, УС «видит» входные данные, но не видит в них никаких закономерностей, а если какие-то закономерности обнаружила, то не понимает, хорошо это для нее или плохо, не видит разницы между вариантами действий, выполнение которых она может инициировать, не видит связи между своими действиями и поступающей на вход информацией, а если видит, то не умеет использовать, а если умеет,

то не понимает с какой целью, а если понимает, то не всегда успевает, и т. д. (читатель может проанализировать свой собственный опыт, когда он оказывался в незнакомых условиях, что типично для всех биологических систем). Анализ именно этой ситуации, а также поиск решений и есть предмет исследования методологии ААУ. По-видимому, эта задача комплексного построения системы, работающей в названных условиях, отличается от задач, перечисленных выше в пунктах 1–4 и не сводится к ним. Как минимум, речь идет о поиске взаимосогласованного решения всего комплекса названных задач. Отсюда можно сделать вывод, что вопрос о сравнении системы ААУ и перечисленных выше «альтернативных» систем аналогичен попытке сравнить некоторую цельную систему, собранную из подсистем, с каждой из таких подсистем, взятых по-отдельности.

В завершение необходимо сказать, что при постановке задачи построения системы автономного адаптивного управления в общем виде имеется *проблема философского плана*. Нужны ли такие управляющие системы, где может понадобиться искусственная нервная система? В научно-техническом развитии набрана большая инерция разработки и использования именно частных случаев управляющих систем. От автоматических устройств требуется только быть точными исполнителями строго определенных заданий. Нужна ли кому-нибудь саморазвивающаяся, имеющая собственное целеполагание и внутреннюю активность, совершающая пробные поисковые движения, обладающая собственными эмоциями, зависящая от случайностей в своей предыстории управляющая система? Чтобы оценить возможности практического использования искомой совершенной модели какой-либо нервной системы в случае ее создания (например, нервной системы мышцы), достаточно представить себе возможности практического использования оригинала — живой мышцы. Поиск сферы практического использования таких систем в их полном виде нетривиален.

Системы, обладающие свойствами рассмотренных систем ААУ, не соответствуют общепринятому пониманию и назначению систем искусственного интеллекта (ИИ), к которым сегодня относят экспертные системы, распознающие системы, нейросети, лингвистические процессоры и робототехнику. Поэтому предлагается выделить системы с подобными свойствами в отдельное направление «*Системы автономного искусственного интеллекта*» (АИИ) [13]. Если основное назначение систем ИИ — быть исполнителями заданий, поступивших извне от пользователя, то назначение систем АИИ — выживать и накапливать знания, подчиняясь более свободному от внешних управляющих воздействий внутреннему целеполаганию.

Помимо теоретического интереса, прагматическое значение систем АИИ, имитирующих естественные организмы, может состоять в их способности к выживанию, работе и накоплению знаний в плохоформализуемых условиях, требующих адаптации и саморазвития.

Заключение

В настоящей лекции с минимальным математическим формализмом был изложен возможный подход к решению проблемы построения *имитационной модели нервной системы*, названный методологией автономного адаптивного управления (ААУ). Прагматическое значение рассмотренного подхода состоит в том, что он позволяет строить действующие, хотя и со сравнительно небольшим пока числом ($\approx 10^4 - 10^5$) образцов, но практически полезные быстродействующие адаптивные управляющие системы, пригодные для управления объектами, плохо поддающимися формализации. Приведены примеры простых прототипов практических приложений систем. Показано, что по мере увеличения возможного числа эмулируемых нейронов, а также по мере решения проблем перехода от континуальных величин к дискретным, «интеллект» системы ААУ может существенно возрастать. Проведен сравнительный анализ систем ААУ с альтернативными подходами к построению управляющих систем.

Мы полагаем также, что системы ААУ могут составить самостоятельное направление «системы автономного искусственного интеллекта (АИИ)», имеющее свое назначение и сферу применения [13].

Литература

1. Винер Н. Кибернетика: Пер. с англ. 2-е изд. – М., 1968.
2. Cannon W.B. Bodily changes in pain, hunger, fear and rage. – Appleton-Century, 1929.
3. Анохин П.К. Теория функциональной системы // *Тр. Международного симпозиума по техническим и биологическим проблемам управления* (Ереван, 24–28 сент. 1968 года). Общие вопросы физиологических механизмов. Анализ и моделирование биологических систем. – М.: Наука, 1970.
4. Ляпунов А.А., Беликова М.А. О кибернетических вопросах биологии // В кн.: *О некоторых вопросах кодирования и передачи информации в управляющих системах живой природы*. – Новосибирск, 1971.

5. Mesarovic M. D. Conceptual basic for a mathematical theory of general systems // *Kybernetes*, **1**, 1972.
6. McCulloch W. S., Pitts W. A. logical calculus of the ideas immanent in nervous activity // *Bull. Math. Biophys.* – 1943, **5** [Рус. пер.: Маккалок У., Питтс У. Логическое исчисление идей, относящееся к нервной активности // В сб. «Автоматы». – М.: ИЛ, 1956]
7. Розенблат Ф. Принципы нейродинамики. – М.: Мир, 1965.
8. Жданов А. А. О подходе к моделированию управляемых объектов. – Препринт ВЦ РАН СССР. – М., 1991.
9. Zhdanov A. A. Application of pattern recognition procedure to the acquisition and use of data in control // *Pattern Recognition and Image Analysis*. – v. 2, No. 2, 1992.
10. Zhdanov A. A. A principle of pattern formation and recognition // *Pattern Recognition and Image Analysis*. – v. 2, No. 3, 1992.
11. Жданов А. А. Об одном имитационном подходе к адаптивному управлению // Сб. «Вопросы кибернетики». Научный совет по комплексной проблеме «Кибернетика» РАН. Вып. 2. – М., 1996.
12. Жданов А. А. Формальная модель нейрона и нейросети в методологии автономного адаптивного управления // Сб. «Вопросы кибернетики». Научный совет по комплексной проблеме «Кибернетика» РАН. Вып. 3. – М., 1997.
13. Жданов А. А. О понятии автономного искусственного интеллекта // Сб. научн. тр. «Искусственный интеллект в технических системах». – М.: ГосИФТП, 1997.
14. Zhdanov A. A. About an autonomous adaptive control methodology // *ISIC/CIRA/ (ISAS'98)*, NIST, Gaithersburg, Maryland. September 14–17, 1998.
15. Zhdanov A. A. The mathematical models of neuron and neural network in autonomous adaptive control methodology // *WCCI'98(IJCNN'98), IEEE World Congress on Computational Intelligence*, Anchorage, Alaska, May 4–9, 1998.
16. Жданов А. А., Норкин Н. А., Гуриев М. А. Некоторые практические приложения метода автономного адаптивного управления // Сб. научн. тр. «Искусственный интеллект в технических системах». Вып. 19. – М.: ГосИФТП, 1998.
17. Жданов А. А., Винокуров А. Н. Система проектирования и исследования нейронных сетей «СПИНС» в методологии автономного адаптивного управления // Сб. научн. тр. Всероссийской научно-техн. конференции «Нейроинформатика-99», ч. 1. – М.: МИФИ, 1999.
18. Рябовиков А. В., Жданов А. А. О некоторых формальных моделях нейронов // Сб. научн. тр. Всероссийской научно-техн. конференции «Нейроинформатика-99», ч. 1. – М.: МИФИ, 1999.

19. Жданов А. А., Арсеньев С. В. О некоторых приложениях принципа автономного адаптивного управления // Сб. научн. тр. Всероссийской научно-техн. конференции «Нейроинформатика-99», ч. 3. – М.: МИФИ, 1999.
20. Жданов А. А., Винокуров А. Н. О нейросетевом методе «Автономного адаптивного управления» // Сб. докл. V Всероссийской конференции «Нейрокомпьютеры и их применение (НКП-99)». – М., 17–19 февраля 1999.
21. Zhdanov A. A., Vinokurov A. N. Emotions simulation in methodology of autonomous adaptive control // *14th IEEE International Symposium on Intelligent Control / Intelligent Systems and Semiotics ISIC/ISAS'99*. Special session *Emotions and Intelligent Systems*. September 15–17, 1999. – Cambridge, Massachusetts, USA. Paper No. 99-002I-6.
22. Жданов А. А. Об одном имитационном подходе к адаптивному управлению // Сборник «Вопросы кибернетики», № 2. Научный совет по комплексной проблеме «Кибернетика» РАН. – М., 1996. – С. 171–206.
23. Жданов А. А. Метод автономного адаптивного управления // *Известия Академии Наук. Теория и системы управления*. – 1999, № 5. – с. 127–134.
24. Жданов А. А., Караваев М. В. Применение нечеткой логики в имитационной системе автономного адаптивного управления // *Труды института системного программирования*. Под ред. В. П. Иванникова. – М.: Изд-во МГУ, 2002. – С. 119–135.
25. Zhdanov A. A., Ryadovikov A. V. Neuron models in the autonomous adaptive control method // *Optical Memory and Neural Network*. – 2002. – v. 9, No. 2. – pp. 115-132.
26. Жданов А. А., Устюжанин А. Е. Возможности использования технологии детерминированного хаоса в системах автономного адаптивного управления // *Тр. Ин-та системного программирования*. Том 2. – М.: ИСП РАН, 2001. – С. 141–179.
27. Zhdanov A. A., Zemskikh L. V. The evolutionary growth of neural networks for the autonomous adaptive control system // *The 5th World Multiconference on Systemics, Cybernetics and Informatics (SCI 2001) and the 7th International Conference on Information Systems Analysis and Synthesis (ISAS 2001)*, Orlando, USA, July 22–25, 2001. –pp. 404–409.
28. Жданов А. А., Винокуров А. Н. Нейросетевой метод автономного адаптивного управления // «Нейрокомпьютеры: Разработка, применение». – № 2, 2001.
29. Жданов А. А., Одищев К. В. Возможности представления измерительной информации с помощью формальных нейронов // Сб. научн. тр. «Искусственный интеллект в технических системах». Вып. 20. – М.: ГосИФТП. – 1999. – с. 111–146.

30. Жданов А. А. Моделирование высшей нервной деятельности // *Наука и жизнь*. – 2000, № 1, с. 58–64; № 2, с. 14–16.
31. Психофизиология / Под. ред. Ю. И. Александрова. – Изд-е 2-е. М.–СПб и др.: Питер, 2003. – с. 267.
32. URL: <http://www.ispras.ru/~zhdanov/>
33. Чечкин А. В. Математическая информатика. – М.: Наука, 1991.
34. Жданов А. А., Крыжановский М. В., Преображенский Н. Б. Нейронная адаптивная система управления // Труды Международной конференции «Интеллектуальные и многопроцессорные системы» (IMS'2002), Кацивели. – С. 115–118.
35. Hopfield J. J. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities // *Proc. of the National Academy of Science*. – 1982. – 79. – pp. 2554–2558.
36. Bernold T. Expert systems and knowledge engineering. – Elsevier, Science Publishers, 1986.
37. Жданов А. А., Крыжановский М. В., Преображенский Н. Б. Бионическая интеллектуальная автономная адаптивная система управления мобильным роботом // *Мехатроника*. – 2004. – № 1 (Принята редакцией).
38. Жданов А. А., Земских Л. В., Беляев Б. Б. Система стабилизации углового движения космического аппарата на основе нейроноподобной системы автономного адаптивного управления // *Космические исследования*, 2004 (Принята редакцией).

Александр Аркадьевич ЖДАНОВ, доктор физико-математических наук, заведующий отделом Института системного программирования РАН, Москва. Области научных интересов: адаптивное управление, нейронные сети, распознавание образов. Имеет 60 научных публикаций.

НАУЧНАЯ СЕССИЯ МИФИ–2004

НЕЙРОИНФОРМАТИКА–2004

VI ВСЕРОССИЙСКАЯ
НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКАЯ
КОНФЕРЕНЦИЯ

ЛЕКЦИИ
ПО НЕЙРОИНФОРМАТИКЕ
Часть 2

Оригинал-макет подготовлен Ю. В. Тюменцевым
с использованием издательского пакета L^AT_EX 2_ε
и набора PostScript–шрифтов PSCyr

Подписано в печать 25.11.2003 г. Формат 60 × 84 1/16
Печ. л. 12, 5. Тираж 200 экз. Заказ №

*Московский инженерно-физический институт
(государственный университет)
Типография МИФИ
115409, Москва, Каширское шоссе, 31*