

[А.А. Жданов, Адаптивные машины - неизбежное направление развития техники. Задачи и проблемы. XII Всероссийская научно-техническая конференция "Нейроинформатика -2010": Лекции по нейроинформатике. - М.: НИЯУ МИФИ, 2010. с.162-211.]

## **А. А. ЖДАНОВ**

ОАО Институт точной механики и вычислительной техники им. С.А. Лебедева,  
Москва  
[aazhdanov@ipmce.ru](mailto:aazhdanov@ipmce.ru)

# **АДАПТИВНЫЕ МАШИНЫ - НЕИЗБЕЖНОЕ НАПРАВЛЕНИЕ РАЗВИТИЯ ТЕХНИКИ. ЗАДАЧИ И ПРОБЛЕМЫ**

Рассматривается актуальность перехода к технологиям создания адаптивных машин, программ и систем, подобных естественным системам управления. Представлена схема, состав и структура системы «Автономного адаптивного управления», выведенная из понимания возможностей решения задачи адаптивного управления в условиях, в которых работают естественные управляющие системы. Проведен сравнительный анализ разработанной схемы системы «Автономного адаптивного управления» с «Функциональной схемой» П.К.Анохина. Представлена разработанная модель нейрона, как элементарной самообучаемой системы распознавания, и проведено ее сравнение с формальным нейроном ИНС. Описаны разработанные действующие модели прикладных систем «Автономного адаптивного управления». Указаны математические, технологические и психологические проблемы перехода к адаптивным технологиям.

## **Введение**

Среда, в которой мы живем, состоит из двух компонент – естественной и техногенной. Появлению этого нового для нашей планеты явления – техногенной среды, мы обязаны, видимо, возникновению у человеческого вида интеллекта. До появления человеческого интеллекта и люди и другие организмы жили, наверное, в органическом единстве с естественной средой, но и в полной зависимости от нее. С возникновением интеллекта у людей возникла способного строить сложные адекватные модели

явлений, строить сложные целенаправленные программы поведения, прогнозировать и преобразовывать окружающий мир в свою пользу. Создавая новую, техногенную, среду, человек опирается на свои модели, и, по мере их развития, оказывается способным ко все более сложному поведению, ко все более сложным преобразованиям действительности. Очевидно, что не все результаты техногенной деятельности человечества позитивны. Но мы надеемся, что, постепенно заменяя окружающую нас естественную среду на техногенную, мы тем самым не роем себе яму, а развитие интеллекта породит и такие модели, которые будут учитывать опасности, и дадут нам в руки способы избежать их. Однако, вступив на путь развития интеллекта, человечество уже не может остановиться, «точка принятия решения» уже давно пройдена, нам надо продолжать это движение, заботясь о его безопасности. Обсудим некоторые возможности, которые помогут осознать закономерности развития технологий, применяемых людьми в своей преобразовательной деятельности.

В развитии своих технологий мы очень часто идем по пути, по которому прошла Природа, и делаем те же изобретения, которые уже были сделаны Природой. Это заставляет нас считать, что бионический путь является весьма целесообразным. Он намечает правильное направление, по которому следует направлять поиск в нашем технологическом развитии. Если Природа нашла некоторое решение, и оно закрепилось в ней, то следует относиться к этому с большим доверием и вниманием. Можно приводить большое число примеров, подтверждающих эту мысль.

Я бы хотел остановиться здесь на системах управления, как на наиболее «интеллектуальных» системах, способных к принятию решений на основе переработки информации. Для того, чтобы увидеть тенденцию развития систем управления, совершим краткий экскурс в прошлое. Посмотрим, каковы были важнейшие вклады науки в технологии и в создание техногенной среды нашего обитания.

Первый вклад был «количество». Первые научные сведения помогали нашим предкам увеличивать количество средств – пищи, жилищ, оружия, сырья, топлива и т.д., в том числе увеличивать количество видов вещей, их разнообразие.

Второй вклад был «качество». Наука привела к улучшению качества средств. Появились образцы качественной еды, качественных жилищ-дворцов, качественного дорогого оружия, дорогих предметов искусства и роскоши, качественного сырья, сложных и утонченных технологических процессов и т.п.

Следующий вклад был «оптимальность». Когда стало понятно, что высококачественных вещей на всех не изготовишь, пришло осознание необходимости уметь создавать оптимальные вещи и процессы. Явилась эпоха оптимизации. Наука дала возможность создавать оптимальные жилища, оптимальную одежду, оптимальную еду. Все достижения техники XX века – это результат достижений в науке оптимизации. Любая современная машина – это результат оптимизации. Оптимизация, как известно, состоит в том, что при исходных заданных условиях – некотором объекте с фиксированными свойствами, признаковым пространстве, и критериях оптимальности, находятся такие значения параметров, при которых объект демонстрирует выходные параметры, наилучшие в смысле заданных качественных критериев (фитнес-функции). Операция оптимизации системы – одноразовая. Найдя оптимальный вариант машины (системы, процесса), люди фиксируют его в технической документации изделия и затем тиражируют изделие с данными неизменными параметрами. В процессе эксплуатации однажды найденные и зафиксированные значения параметров уж не меняются, изделие просто изнашивается и затем списывается. Следствием такого рода технологий, характерных для XIX-го и XX-го веков, был выпуск больших серий одинаковых машин – продуктов одноразовой оптимизации.

Если мы теперь попробуем сравнить это достижение техносферы с достижениями биосферы, то увидим, что в Природе дело обстоит не совсем так. С одной стороны, очень похоже, что «изделия» в Природе тоже оптимизированы, и некоторые параллели провести можно. Например, можно сравнивать виды животных с сериями машин. Однако налицо и явные различия. В каждом виде – «серии» животных или растений есть много общего, но нет двух одинаковых организмов. Этот разброс вариантов природных «изделий» - индивидов внутри одного вида явно указывает на то, что Природа продолжает искать оптимальные варианты методом проб и ошибок. Она не останавливается на некотором однажды найденном варианте. Во-вторых, можно видеть, что каждый индивид существеннейшим образом меняется в процессе своей жизни. Младенчество, детство, взрослая фаза жизни, передача наследуемых признаков, их мутация и естественный отбор – это технологии постоянного поиска, приспособления, адаптации вида организмов к условиям его существования. И поиск этот никогда не останавливается. Его и нельзя останавливать, так как, в отличие от одноразовой оптимизации, условия, в которых приходится жить организмам,

постоянно меняются. Одноразовая оптимизация в Природе просто недопустима. Это же касается и свойств одного отдельно взятого индивида. Условия его жизни мало предсказуемы и постоянно изменяются, поэтому природные организмы представляют собой адаптивные, самоприспосабливающиеся системы.

Вернемся к вопросу о вкладах науки в техносферу и спросим себя, в чем будет состоять следующий этап? Если следовать логике развития, то следующим вкладом науки в техносферу должно быть появление технологий создания адаптивных машин, т.е., машин и систем, способных к самоприспособлению, самообучению, саморазвитию. Ведь именно к этой технологии пришла Природа в своем развитии. Образцы этого «изобретения» Природы мы во множестве видим вокруг себя. И мы видим также, что наши технологии практически абсолютно не демонстрируют нам такого рода изделий. Следовательно, мы стоим на пороге появления новых технологий – технологий создания адаптивных машин, программ и систем, и, следовательно, нам неизбежно придется этим заниматься.

### **Что такое адаптивность**

Договоримся о терминах. Слово «адаптивность» не имеет сегодня однозначного смысла. Например, у биологов «адаптивность» может означать свойство привыкания рецепторных клеток к постоянному воздействию, вызывающее снижение их восприимчивости. У социологов «адаптивность» может означать готовность к пересмотру привычных представлений и решений, способность гибко реагировать на меняющиеся обстоятельства. У системщиков «адаптивность» может означать стремление к состоянию устойчивого равновесия, которое предполагает адаптацию параметров системы к изменяющимся параметрам внешней среды.

В обиходном техническом смысле под «адаптивностью» понимается способность системы адекватно реагировать на изменившиеся обстоятельства, что-то вроде робастности и способности принимать правильные решения в необычных условиях. Иногда под адаптивностью понимают заранее предусмотренные в машине опции, которые можно включать в тех или иных соответствующих обстоятельствах. Но все это не соответствует тому пониманию свойства «адаптивность», о котором мы будем говорить здесь. Дадим определение понятию «адаптивность».

Определение 1. *Адаптивностью* будем называть способность системы управления некоторого автономного управляемого объекта добывать знания о свойствах системы «среда - объект управления - система

управления», накапливать эти знания в своей памяти и использовать эти знания для управления с целью дальнейшего их пополнения и сохранения накопленных знаний путем обеспечения физического выживания объекта, как носителя памяти и средств работы с нею (при неимении других способов к сохранению и использованию знаний).

Поясним это определение. Прежде всего, речь идет об объектах, обладающих системой управления – специализированной подсистемой, работающей с информацией. Отсеиваем «адаптивные» машины без систем управления, но с ручкой переключения опций, обеспечивающих заранее известное изменение свойств в предусмотренных ситуациях. Во-вторых, отсеиваем неавтономные системы управления, в которых все знания заложены изначально, кем-то извне машины, или когда при управлении имеется возможность доступа к знаниям вне объекта управления; мы говорим только о машинах, способных добывать знания для управления на своем опыте. В-третьих, мы отсеиваем машины, работающие с произвольно заданными целевыми функциями; например, ракета, которая должна долететь куда следует и там взорваться – это не наш объект, потому что в природе таких объектов, изначально нацеленных на самоуничтожение или вообще – на выполнение кем-то поставленных целей, нет (опустим такие тонкости, как апоптоз, альтруизм, рабство), системы управления такими объектами могут быть устроены любым способом – ad hoc. Напротив, всем живым организмам присуще стремление к выживанию за счет использования при управлении накопленных ими же знаний. Наконец, поясним слова о том, чем же именно должна управлять система управления. Нервная система живого организма, а именно ее мы и имеем в виду, управляет не просто телом организма, но телом, погруженным в окружающую среду, т.е. всем тем миром, что находится за пределами ее самое, и даже более того – миром, в который включена и сама эта нервная система, потому что при управлении она предусматривает и свои собственные будущие реакции. В технических системах речь почти всегда идет об управлении только заданным объектом, а влияние всего остального – например, среды, учитывается лишь как помеха.

### **Что такое управление**

Рассмотрим, как понимается управление в современной технологии. Типовая схема системы управления показана на рисунке 1.

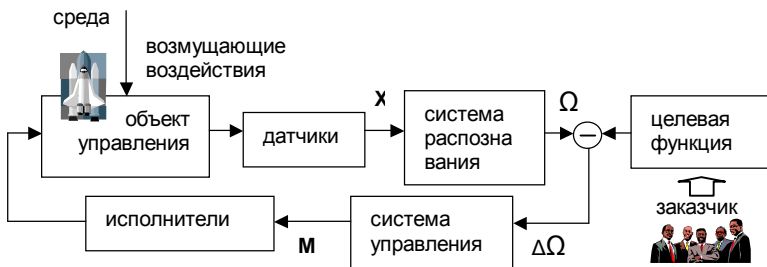


Рис. 1. Типовая схема системы управления.

Объект управления (ОУ) – некая машина или система, например, ракета. Неким заказчиком задается целевая функция, например – долететь по заданной траектории в заданную точку. На объект управления действуют случайные возмущающие воздействия со стороны среды, они уводят объект управления с желаемой заказчиком траектории. Система распознавания на основании вектора показаний датчиков  $X$  распознает текущее состояние  $\Omega$  объекта управления, которое сравнивается с желаемым, и находится значение рассогласования  $\Delta\Omega$  в текущий момент. На вход системы управления поступает величина текущего рассогласования  $\Delta\Omega$ , и система управления по заранее рассчитанному закону управления принимает решение о величине управляющего воздействия  $M$ , необходимого для того, чтобы минимизировать рассогласование  $\Delta\Omega$  и тем самым вернуть объект управления на заданную траекторию.

Закон управления в таких системах рассчитывается и оптимизируется заранее, и в некоторой форме (табличной, аналитической) записывается в память бортового компьютера. Пример такого закона управления показан на рис. 2.

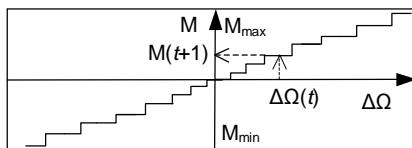


Рис. 2. Пример закона управления.  $\Delta\Omega$  – обобщенный параметр, описывающий рассогласование текущего и желаемого состояний,  $M$  - необходимое управляющее воздействие.

Представленная на рис. 1 и 2 схема системы управления широко распространена в современной технике. Однако она совершенно не соответствует той схеме управления, которая имеем место в живых объектах. Основные отличия состоят в следующем.

1. Заказчик системы управления и объект управления в Природе – это одно и то же. «Заказчик» сидит внутри ОУ и представляет собой собственно систему управления. Отсюда сразу следует, что главной целевой функцией (во всяком случае - одной из главных) может быть только выживание объекта управления (но отнюдь не «долететь в некую точку и там взорваться» или что-либо подобное).

2. Система управления живого организма не знает изначально оптимального закона управления, позволяющего достигнуть целевой функции (а именно, выживания). Система начинает свою жизнь в заранее малоизвестной среде и должна закон управления найти. Это означает, что другой важной целевой функцией является поиск закона управления – поиск знаний. Следовательно, во многих отношениях, схема системы управления должна обеспечивать поиск, быть поисковой системой. Свойства и среды и самого ОУ постоянно изменяются, поэтому поиск закона управления и его обновление должны происходить постоянно, т.е., система управления в самом общем случае должна быть системой поисковой оптимизации. Целевые функции выживания и накопления знаний назовем *естественными целевыми функциями*, что весьма родственно понятию «естественное право», предусматривающему право на жизнь.

3. Окружающая среда в естественных системах управления рассматривается отнюдь не как источник возмущений, но как сложноорганизованная субстанция, закономерности которой следует стремиться понять, чтобы в ней выжить.

4. Постоянному изменению на основе результатов поисковой оптимизации должны подвергаться не только информация - знания, но и само устройство объекта управления, датчиков, исполнителей и, в том числе, - устройство самой системы управления.

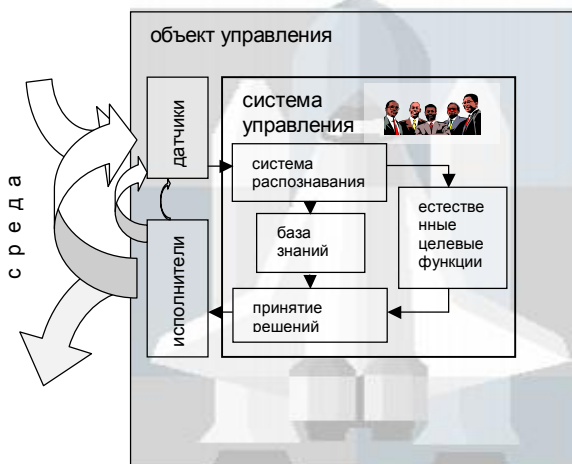


Рис. 3. Схема биологически-инспирированной адаптивной системы управления.

Из сказанного следует, что схема биологически-инспирированной системы управления, должна быть такой, как показано на рисунке 3.

Уточним также, что собой представляет «закон управления» в том общем виде, в котором его следует понимать при построении адаптивных систем управления.

Вернемся к рисунку 2 и зададимся следующим вопросом: а откуда возникли все элементы изображенного на нем «закона управления»?:

а) кто определил ось входных параметров  $\Delta\Omega$ , почему именно эти параметры было решено выбрать в качестве наиболее информативных, кто определил область их допустимых значений, приемлемый шаг дискретизации?

б) кто выбрал эффективный способ воздействия на объект управления и среду – физическую природу параметра  $M$ ? Как были найдены диапазон необходимых значений, допустимые минимальное и максимальное значения?

в) наконец, как был получен сам «закон управления» – почему было решено, что при текущем значении  $\Delta\Omega(t)$  наилучший результат будет



достигнут, если в следующий момент исполнителям дать команду совершить именно такое воздействие  $M(t+1)$ , а не какое-то иное?

Ответ – все это является априорной информацией, найденной разработчиками системы управления до начала ее работы и оптимизированной в соответствии с имеющейся моделью объекта управления, а также в соответствии с критериями и требованиями заказчика, его целевыми функциями.

В общем случае, если мы хотим построить действительно адаптивную систему управления, и именно так, как она работает в природных системах управления, то мы должны понимать, что все ответы на эти вопросы, т.е. все указанные параметры система управления должна искать сама. Отсюда следует, что для организации адаптивного управления в полном объеме система управления должна решать следующий ряд определенных задач. Образно покажем эти задачи на рисунке 4, который соответствует рисунку 2, но в общем виде.

Задача 1. Определение множества информативных признаков, которыми можно пользоваться для управления (ось  $\Omega$  на рис. 4). Это соответствует двум задачам из теории систем распознавания – задаче определения рабочего словаря признаков  $X = (x_1, x_2, \dots, x_k, \dots, x_K)$  и задаче определения алфавита классов  $\Omega = (\Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_i, \dots, \Omega_N)$ .

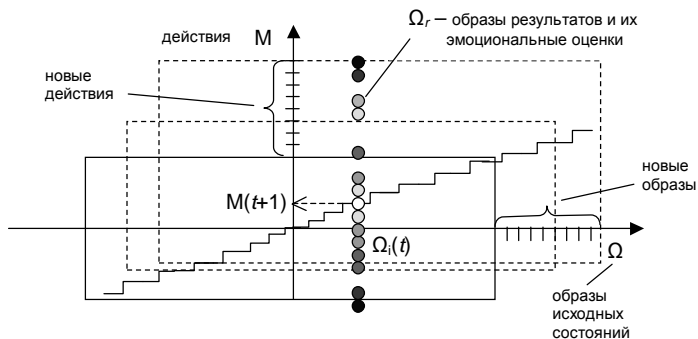


Рис. 4. Задача поиска закона управления и принятия решений в общем виде.

Задача определения рабочего словаря признаков, тем самым – определение набора эффективных датчиков, решается поисковыми

методами, где критериями отбора являются, например, геометрические меры близости объектов различных классов в признаковом пространстве (информативные признаки обеспечивают максимальную компактность в признаковом пространстве объектов в классах-кластерах и максимальное отдаление классов друг от друга). Природа эту задачу решает не применительно к одному индивиду, но применительно ко всему конкретному биологическому виду. Для решения этой задачи Природа использует такой метод поисковой оптимизации, как естественный отбор и генный механизм передачи наследственных признаков с их вариациями посредством мутаций. Это очень мощный метод поисковой оптимизации, хотя и требующий долгого времени. В технике этот метод можно воспроизводить генетическими алгоритмами.

Что касается задачи определения алфавита классов  $\Omega = (\Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_i, \dots, \Omega_N)$ , то эта задача разбивается на несколько сложных подзадач. Возникает следующая их постановка. Задан словарь признаков  $X$  и набор  $T$  соответствующих измерителей. Требуется на основе методов самообучения сформировать алфавит классов, существенных для управления заданным объектом управления в заданной среде. Как известно из теории систем распознавания, для построения самообучаемой системы распознавания, способной без «учителя» сформировать алфавит классов, нужно обязательно задать правила формирования образов, иначе система работать не сможет. Это требование отражает тот факт, что множество исходных объектов, в данном случае – входных сигналов, можно разбить на классы (классифицировать) самыми разнообразными способами. Например, одну и ту же кучу предметов можно расклассифицировать по виду, или по весу, или по цвету, или по форме, или по наличию вредных примесей и т.д. и т.п. Т.е., обязательно нужно задать принцип классификации – правило, говорящее, что именно заказчик системы распознавания хочет считать классом.

Нам представляется, что принципы классификации - правила для формирования классов-образов, формируются тоже на этапе формирования биологического вида поисковым методом. И эти правила заложены уже в общую для всех представителей вида морфологию нервных сетей и органов чувств. Однако формирование конкретных образов осуществляется самим индивиду, но на основе полученных им от предков правил. Насколько известно автору, примерами таких правил являются присущие именно человеку: способности распознавать в зрительной информации прямые линии, из которых строятся более сложные зрительные образы; способности формировать образы

человеческих лиц своих соплеменников; по-видимому, наличие большого числа «шаблонов» для формирования конкретных поведенческих паттернов, и, даже, как утверждают, наличие культурологических шаблонов, присущих конкретной этнографической группе [1].

По поводу существования этих правил формирования классов-образов можно предположить, что в них входит принцип кластеризации – т.е., близости в многомерном признаковом пространстве точек, описывающих схожие объекты. Этот принцип реализуется, в частности, в механизме пластичности нейронных синапсов, которые при прохождении по ним возбуждения взаимно стимулируют рост друг друга, если они расположены в пределах некоторой ограниченной окрестности. Однако среди признаков особо выделяется ось времени, поскольку, во-первых, нервная система живых организмов предназначена, во многом, для управления движением, что требует строгой временной синхронизации движущихся частей организма, а во-вторых, - относительное положение событий во времени отражает причинно-следственные связи явлений в нашем мире, что должно учитываться в формируемых образах, используемых для управления.

На базе таких заданных «шаблонов» - правил, конкретным индивидом формируется множество уже конкретных классов-образов, которые и составляют алфавит классов  $\Omega = (\Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_i, \dots, \Omega_N)$  данного индивида. Эта задача решается применением подходящего метода классификации. Сформированный алфавит классов должен быть запомнен в памяти системы управления индивида (в «памяти образов»). Очевидно также, что алфавит классов – «память образов» конкретного индивида может пополняться на протяжении всей его жизни, т.е. ось  $\Omega$  на рисунке 4 постоянно расширяется. Помимо сказанного, необходимо учитывать, что подсистема формирования образов должна быть способна формировать «образы над образами», т.е. обнаруживать закономерности, включающие в себя более мелкие закономерности. Это тоже приводит к постепенному расширению оси образов  $\Omega$  (рис. 4), и, более того, - к постепенному переносу области определения «закона управления» в сторону таких более сложных образов.

Задача 2. Следующая задача тоже связана с осью  $\Omega$  в законе управления на рис. 4. Это задача распознавания образов. Управляющей системе нужно понять, какие из уже сформированных ранее образов действуют (распознаются) в текущий момент. Решение задачи состоит в том, что текущие показания датчиков  $X(t)$  сравниваются с содержимым памяти образов – алфавитом классов  $\Omega = (\Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_i, \dots, \Omega_N)$ ,

описанных на языке признаков, и с помощью так называемых «решающих правил», выносятся решение – к каким из классов относится текущая ситуация, или – какие образы распознаются в текущий момент. Задача решается применением подходящего метода распознавания. Например, можно использовать какую-либо искусственную нейронную сеть (ИНС).

Задача 3. Определение эффективных «управляющих» воздействий на объект управления и среду (на рис. 4 соответствует определению диапазона и значений оси М). С одной стороны эта задача ограничена возможностями исполнительных устройств, которыми располагает ОУ. Природа отбирает и конструирует исполнительные устройства тоже применительно ко всему биологическому виду и тоже поисковым способом естественного отбора. Однако в силу большого числа степеней свободы исполнительных органов возникает огромное поле для перебора и выбора нужных воздействий и их комбинаций, как на этапе обучения, так и на этапе принятия решений. Здесь возникает задача целесообразного структурирования данных, описывающих возможные управляющие воздействия, и их представления в памяти. Такое структурирование тоже должно быть основано на некоторой классификации, например, по степени влияния воздействий на результат, для чего можно использовать теоретико-множественные подходы и их логические операции. Очевидно, что структуризация данных об управляющих воздействиях, а также увеличение количества таких данных, могут происходить в течение всей жизни объекта управления, т.е. ось М на рис. 4 может сильно изменяться со временем в процессе адаптации системы управления. Тем самым, можно утверждать, что для адаптивных систем управления и область определения и область значений закона управления могут изменяться в процессе адаптации в результате работы поисковых механизмов.

Задача 4. Поиск статистически достоверного закона управления. Теперь остановимся на самом законе управления (кривая на рис. 4). Откуда она появляется? В технических системах управления на всем протяжении XX века такая кривая определялась в результате решения обратной задачи, описывающей реакцию математической модели заданного ОУ на управляющие воздействия с одновременным учетом целевого положения объекта управления. Вначале составлялась математическая модель ОУ, описывающая изменение состояния ОУ в ответ на то или иное управляющее воздействие. Затем указывалось желаемое для заказчика целевое состояние, и решалась обратная задача. Результат – подобный показанному на рис. 4, «закон управления», указывающий, какое управляющее воздействие нужно применить при

заданном отклонении текущего состояния ОУ от желаемого заказчиком, чтобы минимизировать это отклонение.

Очевидно, что точность найденного таким способом закона управления определялась точностью математической модели ОУ. Известно, что возможности современной математики далеко не безграничны, и для многих и многих реальных объектов построить их математические модели и вывести из них эффективные законы управления оказывается делом весьма затруднительным или вовсе невозможным. Каков же выход из такого положения? Выход состоит в построении систем, способных находить оптимальный закон управления предъявленным объектом минуя этап построения математической модели ОУ, т.е. в построении адаптивных систем управления. В данном контексте легко объяснить способ работы адаптивной системы управления, сделаем это, опираясь на рисунок 4.

Прежде всего, ось  $\Omega$  будем понимать именно как алфавит классов - множество образов, которые уже сформированы системой управления, потому что при понимании  $\Delta\Omega(t)$  именно как рассогласования текущего и желаемого состояний уже учитывается качественный критерий, оценивающий отклонение текущего состояния от цели. В общем случае это должно быть просто множество различных образов. Например, это множество образов различных управляющей системой состояний, в которых может находиться ОУ. Можно упорядочить множество образов в каком-либо отношении, используя правило монотонности – близкие образы описывают близкие состояния ОУ.

Пространство  $(M, \Omega)$  является поисковым пространством, на котором расположен заранее неизвестный управляющей системе закон управления, который следует найти. При этом в естественных условиях не выделяется особого времени на то, чтобы сначала найти этот закон, а потом уже им пользоваться для управления. В общем случае искать закон управления живым организмам приходится в то же самое время, когда нужно им пользоваться – принимать решения и управлять (иногда выделяется период детства, обучающих игр, обучения родителями и т.п.).

Итак, в процессе жизни ОУ, в текущий момент, система распознавания образов, которая уже сформировала некоторый алфавит классов, распознает конкретный образ текущего состояния  $\Omega(t)$  или несколько таких образов (если ни одного образа к этому моменту еще не было сформировано, то это тоже вполне «штатный» случай, просто неопределенность еще больше возрастает). Для простоты, пусть это будет один образ  $\Omega_i(t)$ . Тем самым в признаковом пространстве  $(M, \Omega)$

выделяется столбец, соответствующий образу  $\Omega_i(t)$ . Пусть закон управления еще не определен для этого столбца, т.е. система управления еще «не знает», какое управляющее воздействие  $M_k(t+1)$  ей следует выбрать для исполнения в следующий момент  $(t+1)$ . Для поиска наилучшего решения системе управления следует в самом общем случае использовать метод «проб и ошибок», выбирая воздействие  $M_k(t+1)$  случайным способом и запоминая, что получится в результате. В качестве результата нужно фиксировать номер образа того состояния, в которое перейдет ОУ после совершения действия  $M_k(t+1)$ , Конечно, результат может состоять в том, что будет вызвано распознавание нескольких новых образов и/или прекратится распознавание нескольких ранее распознанных образов. Это все надо фиксировать в определенной структуре. Для простоты будем считать, что результат состоит в распознавании одного образа  $\Omega_r(t+2)$ . Можно ли считать, что переход из состояния  $\Omega_i(t)$  при совершении воздействия  $M_k(t+1)$  в состояние  $\Omega_r(t+2)$ , т.е. тройка

$$\langle \Omega_i(t), M_k(t+1), \Omega_r(t+2) \rangle, \quad (1)$$

которая, на самом деле, получена по ретроспективным данным о предыстории

$$\langle \Omega_i(t-2), M_k(t-1), \Omega_r(t) \rangle, \quad (2)$$

является закономерным результатом? По одному прецеденту считать так, в общем случае, нельзя. Следовательно, надо накопить убедительную статистику. Значит, система управления должна каждый раз, когда она попадает в состояние  $\Omega_i(t)$ , пробовать совершать разные действия  $M_k(t+1)$ , но для каждого из них запоминать результат  $\Omega_r(t+2)$ , и подсчитывать число повторяющихся совпадений. Если некоторая тройка вида (2) повторится в предыстории не менее, чем  $M$  раз, что достаточно для заключения о неслучайном характере совпадения, то такую тройку системе управления следует сохранить как элементарное «знание» о свойствах ОУ (а точнее - системы «среда - объект управления - система управления»). Назовем памятью, где сохраняются знания, *Базой Знаний* (БЗ). При определенных условиях в БЗ следует сохранять и знания об отдельных прецедентах, но это уже более сложные подробности, которые сейчас опустим.

Подчеркнем в сказанном одну важную деталь: основным способом получения эмпирических знаний, которые можно использовать при управлении, является **поиск многократно повторяемых комбинаций**

**событий** вида (1). «Если у меня в руке зажат камень, и я разожму руку, то камень упадет. А если не разожму – то не упадет. Я это знаю, потому что это было уже много раз».

Итак, в Базе Знаний накапливается в виде совокупности троек (2) статистически достоверная информация о том, в какие известные состояния  $\Omega_r$  объект управления закономерно переходит при совершении воздействий  $M_k$ , если перед этим ОУ находился в состоянии  $\Omega_r$ . Поскольку ретроспективные данные вида (2) имеют статистическое подтверждение (каждая тройка повторялась не менее, чем  $M$  раз), то это дает уверенность в том, они будут повторяться и в будущем и их можно использовать для прогнозирования. Поэтому при принятии решений система управления с определенным, но вынужденным риском, экстраполирует известные ей ретроспективные закономерности (2) окружающего мира, сдвигая их по времени в будущее и превращая в прогноз вида (1). Тем самым, система управления, распознав, что она находится в текущий момент в состоянии  $\Omega_r(t)$ , имеет основания предполагать, что если она совершит действие  $M_k(t+1)$ , то к моменту  $(t+2)$  ОУ должен перейти в состояние  $\Omega_r(t+2)$ . Это и есть тот прогноз, на который может опираться система управления при принятии решений.

Однако одного знания о том, какими способами можно целенаправленно перейти в этом мире из одного состояния в другие, т.е., того, что записано в Базе Знаний, не достаточно для управления. Потому, что в этих знаниях не указано качественное различие между разными состояниями, тем самым - отсутствуют указания на целевые состояния, перейти в которые и следует стремиться. Такого рода знания эквивалентны карте метрополитена в руках без указания целевой точки в городе, в которую нам следует сейчас добраться, и без меры, позволяющей оценить степень близости различных станций к искомой целевой точке в городе.

Не останавливаясь здесь подробно на этом вопросе, скажем только, что управляющей системе абсолютно необходимо наличие некоторой качественной шкалы оценок, которыми можно характеризовать образы состояний. В технических системах такие оценки введены в виде мер, оценивающих состояния ОУ в признаковом пространстве относительно целевой точки, заданной заказчиком системы (например, отклонение траектории полета от заданной). Но в природных системах управления, как было сказано выше, есть только две главные целевые функции – а) выживание и б) накопление знаний. Поэтому качественные оценки всех образов так или иначе характеризуют образы именно в соответствии с

этими целевыми функциями. Каждый сформированный системой управления образ снабжается своей качественной оценкой. И эта оценка характеризует важность этого образа для выживания ОУ или его полезность для накопления знаний. Разные образы с одинаковыми оценками равноценны для природной системы управления. Это дает нам возможность выбирать между разнородными целевыми состояниями, например, «вкусное пирожное ли мне съесть или лучше интересную книжку почитать?». Источниками качественных оценок для образов являются: априорные знания, переданные в генофонде от предков, - для базовых образов, обеспечивающих основной гомеостаз, собственный опыт – для вновь сформированных образов конкретных объектов, процессов и состояний, а также «аналитически» выведенные оценки для некоторых труднодостижимых образов (на аналитическом выводе таких оценок, как и на аналитическом выводе новых знаний, останавливаться здесь не будем). Автор глубоко убежден, что подсистемой, обеспечивающей нервную систему любого живого организма информацией о качественных оценках образов, является эмоциональный аппарат, присутствующий в любом живом организме [2-4]. Другой важной функцией эмоционального аппарата в природных системах управления является «овеществление» указанных целевых функций – выживания и накопления знаний в виде одной универсальной цели – стремления к максимизации обобщенной текущей эмоциональной оценки, характеризующей состояние ОУ. Это один из «обманов» Природы, которым она заставляет все организмы быть активными в окружающей среде, постоянно воздействовать на среду, что приносит нервной системе новые знания, которые и повышают вероятность выживания ОУ.

Можно утверждать, что в каждой природной системе управления в некотором виде присутствует таблица (см. пример на рис. 5), в которой каждому сформированному образу поставлена в соответствие его качественная, или как будем говорить - «эмоциональная» оценка.



Номер образа $\Omega_i$	«Эмоциональная оценка» $S_i$ образа
$\Omega_1$	«0» - «так себе»
$\Omega_2$	«+4» - «хорошо»
...	...
$\Omega_N$	«-5» - «очень плохо»

Рис. 5. Пример таблицы эмоциональных оценок  $S_i$  сформированных образов  $\Omega_i$ . Оценки заданы априорно, либо найдены в процессе жизни объекта управления.

Итак, вернемся к рисунку 4. Первоначально отсутствующая кривая «закона управления» на нем появляется в результате следующих операций. Каждый раз, когда ОУ попадает в текущее состояние  $\Omega_i$ , система управления пробует совершать различные действия  $M$ , как это было описано выше, получая в результате распознавание образов результатов. Если эти образы  $\Omega_r$  результирующих состояний статистически повторяются, то они записываются в долговременную память – в Базу Знаний. На этом множестве образов  $\Omega_r$  результирующих состояний строится еще одно измерение  $S_i$  – значения эмпирически найденных эмоциональных оценок этих состояний с помощью таблицы (рис. 5).

Подчеркнем два важных момента. Формирование образа результата совершения того или иного действия – достаточно сложная задача, требующая наличия у системы управления определенных ресурсов. Здесь также требуется применение самообучаемой системы распознавания. В общем случае, множество образов результатов действий не обязательно совпадает с множеством образов исходных состояний. Образы исходных состояний могут быть очень конкретными, а образы результирующих состояний могут быть более общими, размытыми. Например, образ целой чашки в руке перед тем, как ее роняют на пол – это одно, а образ разбившихся чашек – это более общий образ, это то общее, что есть у всех разбившихся об пол чашек. У каждого ли животного имеется такая по мощности система распознавания, которая может формировать точный образ результата? Поэтому сравнивать реально случившийся результат с тем результатом, который планировался – это по силам далеко не всякому организму, потому что далеко не всякий организм в состоянии в подробностях представить себе результат своего выбранного действия. Нам представляется, что простые организмы могут формировать образы

результатов только в очень простой форме. Самая простая форма образа результата – это просто его эмоциональная оценка. Т.е., организм запоминает, что если он сделает это, то будет «хорошо» или «плохо», но не может себе представить образ результата более содержательно. И такого представления образа результата может быть вполне достаточно для эффективного принятия решений хотя бы на один шаг вперед. Нервная система как бы говорит себе: «я сделаю так потому, что знаю, что в результате будет хорошо». Примерно так работают известные системы с подкрепляющим обучением, Reinforcement Learning Systems. Более продвинутая нервная система в этом случае может сказать: «я сделаю так потому, что в результате перейду в такое-то конкретное состояние, а оно «хорошее»». Во втором случае система управления может планировать свои решения на несколько шагов вперед, например, сначала сознательно перейдя в состояние с плохой оценкой, чтобы потом иметь возможность перейти в состояние с уже более хорошей оценкой, т.е. проходить через локальные минимумы.

Отсюда очевиден алгоритм принятия решений системой управления. Он состоит в следующем. Система распознавания распознает образ (или множество образов) текущего состояния  $\Omega_j$ . По этому номеру образа (или номерам образов) БЗ отделяет ту свою часть, которая адекватна текущей ситуации, на рисунке 4 это столбец образов результатов. По таблице (рис. 5) находятся эмоциональные оценки образов результатов. Далее решается оптимизационная задача – нужно найти действие, соответствующее образу (или образам) результатов с максимальной оценкой (оценками). На рисунке 4 это действие  $M(t+1)$ . Задача поиска максимума зависит от полноты имеющихся данных. Если система управления успела ранее исследовать все возможные действия, что уже отражено в БЗ, то в текущий момент остается только выбрать действие, соответствующее максимуму (т.е. «из всех возможных в текущий момент действий, я выбираю то, которое даст мне результат с наибольшей из возможных в этой ситуации эмоциональных оценок»). Отсюда совсем не следует, что новое состояние будет лучше предыдущего). Это удовлетворяет целевой функции «выживания».

Если же в отделенных БЗ данных имеются пропуски (см. рис. 4), т.е. система управления еще не знает о результатах всех возможных действий, а известные действия обещают только плохие результаты, то она может принять решение о совершении пробных действий в попытке заполнить пробелы в БЗ и найти действие, которое в подобных условиях даст хороший результат. Это удовлетворяет целевой функции «накопления»

знаний». Принятие решения здесь предполагает применение некоторой стратегии поиска – случайного перебора, градиентного спуска, действия по аналогии, по прецедентам и т.п. Для организации направленного поиска здесь возможно применение различных способов прогнозирования знаний, их формального вывода [5-9]. Более того, без применения некоторой стратегии направленного поиска с использованием всей доступной априорной информации (переданной генетически в виде неких шаблонов от предков, а в технических системах – идущих от научных знаний) мы сразу же сталкиваемся с «проклятием размерности» в попытках организовать поиск методом простого перебора в достаточно сложных признаковых пространствах. Результаты таких пробных действий, более или менее обоснованных и со случайной компонентой, приносят новые знания, которые могут попасть в БЗ, где хранится уже статистически обоснованная информация.

Из найденных экстремальных по эмоциональным оценкам результатов действий для каждого из известных образов исходных состояний и складывается, в конечном счете, тот закон управления, который показан как кривая на рисунках 4 и 2. Но в отличие от традиционного неадаптивного варианта (рис. 2), закон управления, найденный адаптивной системой управления (рис. 4), отражает не аналитически выведенный приближительный закон управления, а реальный, соответствующий текущим свойствам предъявленного объекта управления. При этом закон управления, представленный в БЗ адаптивной системы управления, будет изменяться со временем, если свойства объекта, окружающей среды, или других компонент системы изменяются.

Мы рассмотрели принцип «Автономного адаптивного управления» в его общем виде, описали все основные подзадачи и методы их решения, указав на трудности и более сложные случаи, которые встанут перед разработчиком таких систем.

Еще раз подчеркнем, что выше мы рассмотрели не некую искусственную систему управления, придуманную нами, но принцип построения адаптивной системы управления, вынужденно следующий из условий, в которых находится всякий живой организм с его управляющей нервной системой. Поэтому мы будем утверждать, что мы представили именно концептуальную модель нервной системы, и все сказанное выше относится в полной мере к нервным системам, потому что, если только они не управляются напрямую кем-то или чем-то извне, но являются автономными, то они вынуждены работать по описанному принципу. Во всяком случае, в той своей части, которая является автономной, если даже

другая ее часть работает по указанию из неизвестных нам источников. Поэтому мы смело можем утверждать, что рассмотренная схема адаптивного управления в полной мере относится и к живым организмам (рис. 6).

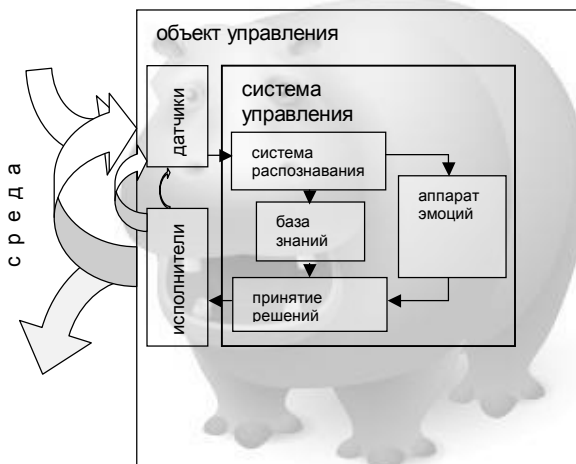


Рис. 6. Логически вынужденная структура автономной адаптивной системы управления должна соответствовать структуре нервных систем живых организмов.

В более подробном виде, с указанием необходимых разделов памяти, а также некоторых, не описанных выше, но важных блоков, именно – подсистемы управления Базой Знаний (выполняющей, в частности, и задачу формального вывода новых знаний), а также подсистемы определения временного темпа принятия решений, схема системы автономного адаптивного управления представлена на рисунке 7.

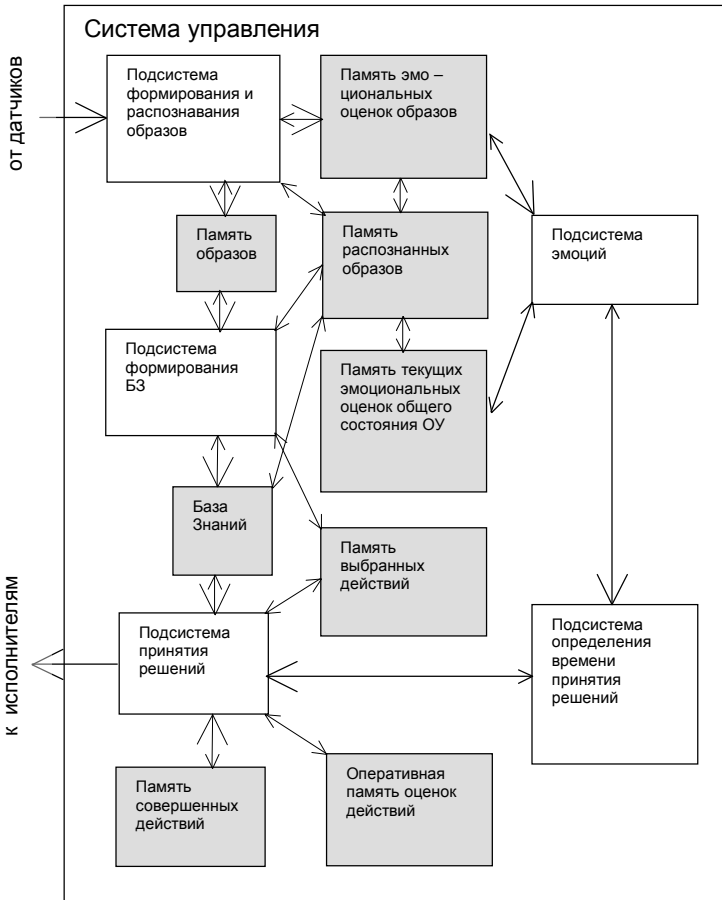


Рис. 7. Схема системы «Автономного адаптивного управления», как концептуальной модели нервной системы. Функциональные блоки и блоки памяти.

Рисунок 7 представляет схему автономной адаптивной системы управления и, одновременно, ее прообраза – нервной системы, так, как они должны выглядеть в общем случае с кибернетической точки зрения. В данной схеме выделяются функциональные блоки и блоки памяти. Все

функциональные блоки в этой системе должны быть адаптивными, самообучаемыми. Все блоки работают в двух параллельных режимах.

Первый режим есть обучение на основе ретроспективных данных, отражающих историю процесса управления, записанных в доступных им разделах памяти. Каждый раздел памяти обладает своей глубиной – характерным временем обновления. Поэтому обучение может происходить в «фоновой» манере, в своем темпе и независимо от процесса управления, однако оно должно успевать за обновлением данных в памяти. Результаты обучения также записываются в соответствующие разделы памяти, что и составляет собственно процесс адаптации. А именно, в процессе развития индивида самообучаются: подсистема формирования и распознавания образов (результат записывается в память образов), подсистема эмоций, База Знаний, подсистема определения времени принятия решений. В процессе развития вида на другой временной шкале адаптируются: датчики и исполнители, а также «шаблоны» - правила для самообучаемых систем, передаваемые всем индивидам.

Второй из параллельно идущих режимов, есть режим управления. Он основан на взаимосогласованной работе всех указанных подсистем, и пользуется теми данными, которые к текущему моменту уже записаны в соответствующих разделах памяти. Например, результат распознавания образов зависит от того, какие образы были сформированы ранее, а результат принятия решений зависит и от распознанных образов, и от текущего содержимого Базы Знаний, и от сложившихся к текущему моменту эмоциональных оценок образов. Любое изменение содержимого любого из этих разделов памяти может привести к существенно иному результату принятия решений.

Еще раз в общих чертах опишем алгоритм работы адаптивной системы управления (аналога нервной системы).

1. Подсистема формирования и распознавания образов распознает в текущей входной информации те образы, которые она может распознать в текущий момент на основе показаний датчиков, содержимого памяти образов и имеющихся алгоритмов распознавания. Множество распознанных в текущий момент образов появляется на выходе распознающей системы. Одновременно в фоновом режиме эта же подсистема формирует новые образы на основе показаний датчиков и содержимого памяти образов – находит те комбинации входных сигналов и распознаваемых образов, которые появляются уже много раз либо

сопровождается сильной эмоцией. Результат – новые сформированные образы, записывается в память образов.

2. Подсистема (аппарат) эмоций, располагая ассоциированными с распознанными образами их эмоциональными оценками, суммирует эти оценки, получая интегральную эмоциональную оценку текущего состояния. Эта интегральная эмоциональная оценка текущего состояния поступает в подсистему определения времени принятия решений. Вычисляется время, отведенное на принятие решения, которое тем меньше, чем текущая ситуация хуже или чем быстрее она ухудшается. Одновременно подсистема эмоций находит или уточняет эмоциональные оценки для новых, недавно сформированных образов, путем поиска корреляции между фактами их наблюдения и вариациями интегральной эмоциональной оценки текущего состояния. Помимо этого, аппарат эмоций задает универсальную «мотивацию» управляющей системе – она всегда заставляет систему управления стремиться к увеличению интегральной эмоциональной оценки текущего состояния. Эта универсальная «мотивация» «защита» в устройстве подсистемы принятия решений. «Доминирующая мотивация» - это распознанные в текущий момент образы с наибольшими отрицательными оценками или возможность, согласно БЗ, в текущий момент вызвать распознавание образов с большими оценками.

3. База Знаний в режиме принятия решений получает на вход множество распознанных в текущий момент образов и отделяет ту свою часть, которая адекватна текущей ситуации – это та часть, в которой есть записи, указывающие, какие действия, согласно предыдущему опыту или априорной информации, можно совершать в текущей ситуации. (Например, если распознаны образы, говорящие о том, что вы вошли в магазин, то БЗ активизирует те записи, в которых перечислены все возможные действия, которые вы умеете совершать, входя в магазин. Если распознанные образы говорят о том, что вы оказались под водой, то в БЗ отделяется та ее часть, где записаны все доступные вам действия, которые вы умеете совершать под водой). Эта отделенная часть БЗ открывается для доступа со стороны системы принятия решений. Параллельно с этим в фоновом режиме обучения подсистема формирования БЗ пытается формировать новые знания. Для этого она просматривает доступные ей «архивы» - память распознанных образов и память совершенных действий, пытаясь обнаружить в ней закономерные тройки вида (2). Если таковые находятся, то они вносятся в БЗ, расширяя знания. Кроме этого, подсистема формирования БЗ пытается

формальными способами (например, методом аналогий) вывести новые знания на основе анализа содержимого БЗ. Если таковые новые знания обнаруживаются, то они записываются в БЗ, но с пометкой «Прогноз. Проверить!». Такие прогнозируемые знания могут служить направляющей нитью при целенаправленном поиске новых полезных, с точки зрения целевых функций, знаний.

4. Подсистема принятия решений работает следующим способом. От подсистемы определения времени принятия решений, она получает указание на отведенное ей время для совершения своей работы в данный акт управления. Как было сказано выше, отведенное время  $\Delta T$  тем короче, чем текущая ситуация хуже (по текущей интегральной эмоциональной оценке) или чем быстрее она ухудшается (1-я производная). Если ситуация настолько плоха, или так быстро ухудшается, что на принятие решения отводится ноль времени,  $\Delta T=0$ , то система управления отключается – «падает в обморок». Если  $\Delta T > 0$ , то эта величина переводится в некое число  $k$ , характеризующее глубину просмотра БЗ, которую можно себе позволить в текущей ситуации. Обычно это небольшая величина. Смысл принятия решения состоит в следующем. Согласно открывшемуся ей фрагменту БЗ, система управления знает, какими действиями в данной ситуации она может пользоваться, и что произойдет в результате совершения каждого из альтернативных действий. А именно, какие образы можно вызвать, а какие образы можно вытеснить (прекратить их распознавание). Естественно, что вместе с образами появляются или исчезают и их эмоциональные оценки. Подсистеме принятия решений остается только оценить суммарный выигрыш по каждому из альтернативных действий и выбрать действие, которое обещает дать максимальный выигрыш по суммарной эмоциональной оценке. При этом в БЗ просматривается только влияние на  $k$  образов результатов с максимальными по модулю их эмоциональными оценками. Именно поэтому мы постоянно выбираем между выигрышами и проигрышами, например, запросто выбираем между такими разнородными образами, как ущерб своему здоровью и получение приятных нам впечатлений. Подчеркиваем, что при принятии решений играет роль только эмоциональная оценка образов и ассоциативно распознаваемых одновременно с ними ансамблей, а отнюдь не их содержание. Поэтому, например, трудно бороться с пороками - если вызываемые ими положительные эмоции нечем перекрыть, то эти состояния будут вызываться вновь и вновь. В большинстве случаев системе управления приходится бороться с распознанными образами,



имеющими отрицательные оценки. Мы часто распознаем образы с отрицательными оценками – пустота в желудке, холод либо жара в помещении, сигналы от всяческих желез и внутренних органов, неприятности в окружающей среде и тому подобные образы заставляют нас выбирать действия, обещающие прекратить эти мучения. Редко ничто нас не беспокоит, и тогда мы можем подумать о том, как бы нам вызвать распознавание приятного образа. Либо появляется шанс поймать сравнительно большой выигрыш, пренебрегая неудобствами, и тогда мы решаемся на такой шаг. Если в результате выбора находится несколько действий, абсолютно равноценных по эмоциональной оценке результата, то выбор производится случайным способом.

5. Номер выбранного действия сообщается исполнительным устройствам, которые его реализуют.

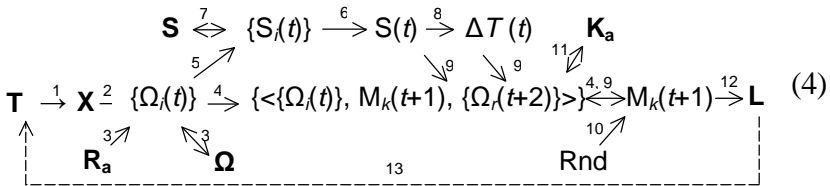
6. Каждый цикл принятия решений сопровождается сохранением некоторой информации в соответствующих разделах памяти. Эти разделы памяти могут быть кратковременными (некоторое время помним, что видели или что сделали), а некоторые - долговременными, например, память образов или БЗ, куда записываются извлеченные из опыта знания.

7. Подчеркнем, что система управления работает крайне формально – все сигналы с датчиков и с нейронов, распознающих образы – одинаковые нервные импульсы, для нее равноценны. Отличие проявляется только в эмоциональных оценках разных образов. И принятие решений строится только на основании сравнения этих эмоциональных оценок. Другое дело, что с ростом интеллекта возрастает сложность образов, их специализация или абстрактность, а также степень ассоциативности. Память образов, База Знаний и аппарат эмоций представляют нашу внутреннюю модель мира. Но формально выбор дикаря, оперирующего образами сытости и голода, и выбор интеллигентного человека, оперирующего образами чести и чувства долга перед Отечеством, осуществляется с помощью одинакового механизма. Несмотря на разницу в семантике образов, все образы и их эмоциональные оценки для нервной системы представлены не более чем одинаковыми нервными импульсами.

8. Остается еще упомянуть, что для системы управления формально неважно, через что проходит обратная связь от исполняющих устройств к датчикам – через окружающую среду ли, или более коротким путем – от гортани к внутреннему уху. Это, наряду с ассоциативными свойствами системы, порождает возможность возникновения языка для вербальных процессов, способных заменять реальные объекты их языковыми идентификаторами. В свою очередь это приводит к средствам для

«разговора самого с собой», что есть основа для предварительного моделирования своего поведения и для различных интеллектуальных проявлений [5, 10-12].

В теоретико-множественном представлении процесс адаптивного управления можно записать в виде следующих основных отношений (4) между объектами системы.



где объекты системы:

**T** – набор датчиков,

**X** – вектор входной информации,

**R<sub>a</sub>** – набор априорных правил формирования образов,

**Ω** – алфавит классов (память образов),

$\{\Omega_i(t)\}$  – множество распознанных в текущий момент образов,

$\{S_i(t)\}$  – множество эмоциональных оценок распознанных образов,

**S** – память эмоциональных оценок образов,

$S(t)$  – интегральная эмоциональная оценка текущего состояния,

$\{ \langle \{\Omega_i(t)\}, M_k(t+1), \{\Omega_i(t+2)\} \rangle \}$  - База Знаний,

$\Delta T(t)$  – интервал времени на принятие решения,

$M_k(t+1)$  – принятое решение – управляющее воздействие,

**K<sub>a</sub>** – набор априорных правил формирования знаний,

**Rnd** – генератор случайных воздействий, необходимый для обеспечения поиска,

**L** – исполнительные устройства,

операции:

1 – измерения и перевод физических воздействий в цифровой вид,

2 – распознавание образов,

3 – формирование новых образов – алфавита классов,

4 – формирование Базы Знаний,

5 – извлечение из памяти эмоциональных оценок распознанных образов,

- 6 – вычисление интегральной эмоциональной оценки текущего состояния объекта управления,
- 7 – обмен информацией с памятью эмоциональных оценок образов,
- 8 – вычисление времени, отведенного на принятие решения,
- 9 – принятие решения,
- 10 – использование генератора случайных воздействий при необходимости выбора из равнозначных вариантов,
- 11 – формальный вывод новых знаний по БЗ и на основе набора априорных правил формирования знаний,
- 12 – передача принятого решения исполнительным устройствам,
- 13 – обратная связь от исполнительных устройств к датчикам через тело объекта управления и окружающую среду.

### **Несколько критических замечаний в отношении общепринятого понимания процесса управления**

Почему мы уделяем этим вопросам понимания процесса управления такое большое внимание? По двум причинам. Во-первых, понимание принципов адаптивного управления, реализуемого в природных управляющих системах – нервных системах, дает нам возможность самим строить системы управления с адаптивными свойствами, а необходимость в таких системах уже назрела, о чем было сказано в первой части статьи. Во-вторых, анализируя соответствующую литературу, можно сделать вывод о том, что сегодня не существует общепринятого понимания того принципа управления, который реализован в биологических системах. Проблемами понимания принципа действия мозга сегодня озабочены: нейрофизиологи, кибернетики, инженеры и философы. Оказалось, что в силу сложности объекта исследования на пути каждого из этих специалистов стоят специфические проблемы.

Нейрофизиологи стараются найти ответы с помощью изощренных инструментов и методик наблюдения нервной активности, освоение и использование которых требует больших усилий. Однако объект изучения – мозг, морфологически очень сложен. Понять принцип работы мозга с помощью исследования его материальных реализаций практически невозможно, как невозможно понять принцип работы неизвестного микропроцессора только с помощью микроскопа, но без понимания принципов построения вычислительной машины. Нейрофизиологи под тяжестью открывшегося им вида сложнейшей машины нередко

«сваливаются» в изучение деталей, не существенных для понимания принципа управления. С другой стороны, нейрофизиологи не обязаны знать ни принципов построения систем распознавания образов, ни принципов принятия решений, и тому подобных дисциплин, которые выходят за рамки биологии. Однако мозг, работающий с информацией, вынужден работать как кибернетическая машина, он не может пренебрегать принципами работы с информацией. И без понимания этих принципов понять принцип работы мозга – кибернетической машины – нельзя. Поэтому можно наблюдать парадоксальные ситуации. Например, в последние несколько лет нейрофизиологами дискутируется вопрос о том, имеется ли в нервной системе подсистема принятия решений (decision-making)? Хотя кажется очевидным, что если животное выбирает, куда повернуть – направо или налево, то это означает, что у него есть некий центр принятия решений. Определяется ли принятие решений уровнем некоторого гормона в межклеточной среде? Решение определяется результатами обучения, а тот или иной гормон – это лишь одна из деталей механизма хранения, передачи и использования информации в процессе принятия решений. Другая «ловушка» для нейрофизиологов – это отвлечение на исследование экстремальных или побочных эффектов, демонстрируемых нервной системой в необычных для нее условиях.

Кибернетики и математики, в свою очередь, тоже пока не в состоянии разобраться с работой мозга, потому что они полагают, что без досконального знания предмета изучения – мозга, понять его работу нельзя, а начинать погружаться в океан биологической информации сложившемуся специалисту из другой области решиться трудно. Поэтому у кибернетиков и математиков бытует такое представление: мы не знаем, как работает мозг, и заниматься его изучением не будем, дайте нам постановку задачи, и мы придумаем программу, которая будет делать то же самое. И они с успехом создают такого рода программы – шахматные компьютеры, автоматические переводчики с языка на язык, шагающих и танцующих роботов и т.п. Однако эти программы практически ничего общего не имеют с устройством мозга и ничего не объясняют в его устройстве.

Все это вместе приводит к довольно странным представлениям о работе мозга, которые можно увидеть в современной научной литературе. Одно из бытующих представлений состоит в том, что поведение мозга определяется записанной где-то в его памяти таблицей вида

«состояние» → «адекватная реакция».

В рассмотренной выше общей модели адаптивного управления (4), это соответствует таблице

$$\langle \Omega_i(t) \rightarrow M_k(t+1) \rangle, \quad (5)$$

т.е., мозг живет по правилу: «если распознан образ  $\Omega_i(t)$ , то совершая действие  $M_k(t+1)$ ».

Однако такой способ управления приписать живому организму совершенно невозможно. Прежде всего, в таком «табличном» понимании способа управления не описывается механизм обучения, и отсутствует свобода выбора, присущая живым организмам. В схеме на рисунке 7 и в формализации (4) это соответствует только некоторой части подсистемы распознавания, сильно обедненной Базе Знаний и примитивной процедуре принятия решений. С точки зрения рассмотренной выше схемы автономного адаптивного управления остается неясным:

- кто и каким способом нашел, что именно образы  $\Omega_i$  являются информативными для управления данным объектом? (за кадром остался вопрос о формировании рабочего словаря признаков, обеспечивающих наблюдаемость объекта управления, вопрос о выборе оптимального алфавита классов);

- кто и каким способом научил систему распознавания распознавать образы  $\Omega_i$ ?

- кто и каким способом определил множество эффективных воздействий  $M$ , обеспечивающих управляемость объекта?

- кто и каким способом нашел, что при распознавании образа  $\Omega_i$  нужно совершать именно действие  $M_k$ ?

- и целый ряд других вопросов.

Конечно, если кто-то все эти проблемы заранее решил, и составил подобную детерминированную таблицу, то управлять можно. Но при таком способе управления мы имеем реактивное поведение, которое, в целом, живым организмам не присуще, а присуще им поведение активное - поисковое. При таком детерминированном способе управления от адаптивного управления не остается и следа. Тем не менее, как ни странно, именно этот способ управления и обсуждается, едва ли не чаще всего.

Часто встречается также утверждение, что главное – это решить задачу распознавания образов, после чего вопрос об интеллектуальном управлении решается легко. Но это еще более упрощенный подход, так как он касается только вопроса о распознавании образа  $\Omega_i$ , и не затрагивает всех других рассмотренных вопросов – обучения, принятия

решений и т.д. Такой подход к построению управления может иметь место в том частном случае, когда заранее известно, что надо делать при распознавании того или иного образа, и где вся проблема сводится к распознаванию образов. Во многих технических системах именно это и происходит – число образов в алфавите классов делают равным числу стратегий управления при однозначном соотношении распознанного образа и конкретной стратегии управления (воздействия). Разумеется, всякую задачу можно упростить. Можно упростить и систему управления (4), показанную на рисунке 7, если в конкретном прикладном случае можно удалить из общего цикла обратной связи большинство ее подсистем. Например, можно удалить из цикла и заменить заглушками все, оставив только датчики и исполнители. Это возможно в случае, если показаний датчиков достаточно для однозначного принятия решений. Так работает, например, аварийный клапан в котле – если давление превышает заданный уровень – клапан открывается и давление падает до уровня, при котором клапан закрывается. Можно оставить только датчики и систему распознавания, и принимать решения, однозначно соответствующие распознанным образам. Так работает львиная доля технических систем управления. Другой вариант - можно выкинуть из цикла управления все, оставив только базу знаний, с закачанными в нее знаниями от человека-эксперта – так работают экспертные системы, и это считается одной из вершин в теории искусственного интеллекта. И т.д. Нам представляется, что настало время переходить к построению действительно интеллектуальных систем управления в их полном виде.

В нейрофизиологической литературе ответ на вопрос о принципе действия нервной системы обычно завуалирован общими фразами, смысл которых сводится к очевидным утверждениям, что в нервной сети есть маршруты от входа к выходу – рефлекторные дуги, и что работа нервной системы зависит от топологии этой сети и других причин, влияющих на ее функционирование. Вопросы обучения, составления базы знаний, логики принятия решений и другие вопросы о принципах адаптивного управления, как правило, не рассматриваются совсем. И это положение дел понятно. Ответственные биологи должны основывать свои выводы на достоверных наблюдениях. Мозг же, являясь сильно распределенной системой, с мощными средствами, обеспечивающими его помехозащищенность и отказоустойчивость, насквозь адаптивный – постоянно приспособливающийся и постоянно изменяющий свои проявления и реакции на раздражения, будучи активной, а не реактивной системой, является крайне трудным, постоянно меняющимся объектом

изучения для выделения в нем устойчивых реакций и свойств. Поэтому, не понимая логики работы мозга, в нем очень трудно выделить что-то детерминированное, это ставит исследователей в весьма затруднительное положение.

Наиболее продвинутой моделью нервной системы долгие годы была модель, предложенная в 30-х годах прошлого века академиком П.К. Анохиным и названная «Функциональной системой» (рис. 8). В те годы эта модель, действительно, явилась выдающимся шагом вперед. В ней впервые обращалось внимание на необходимость различения в биологических системах, как управляемых объектах, контуров обратной связи, необходимой для целенаправленного управления, акцентировалась необходимость системного подхода в их понимании.

Теория функциональных систем (ФС) долгие годы являлась путеводной нитью в исследованиях принципов функционирования живых объектов, она объединяла идеологию исследований многих и многих специалистов, и в этом ее большое достоинство. Развившиеся за прошедшие годы представления, в том числе – полученные, исходя из иных отправных точек, дают нам сегодня возможность яснее увидеть как правильные стороны в предложенном описании ФС, которые нашли экспериментальное подтверждение, так и те стороны, которые сегодня могут быть уточнены или изменены. Рассмотрим некоторые такие детали ФС.

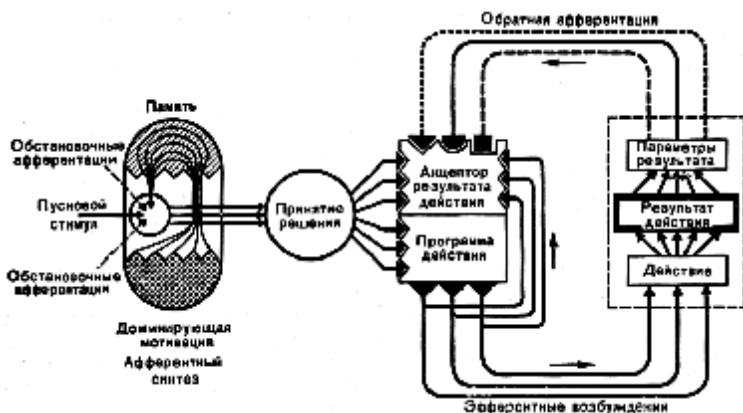


Рис. 8. Схема «функциональной системы» по П. К. Анохину.

ФС рассматривалась как определенный «шаблон», который можно применять к решению разных задач управления, и который возникает в нервной системе в том месте, в котором организуется управление. Однако нам известно о трудностях, которые возникали при попытках построить систему управления по схеме ФС. Нам представляется, что причиной этому являются некоторые неопределенности, скрывающиеся за указанными в ФС понятиями, а иногда чрезмерно сложные для реализации задачи. Укажем некоторые из них.

Так, понятие «афферентного синтеза» вполне раскрывается понятиями из теории систем распознавания образов, описывающими способ построения самообучаемых систем распознавания. Это понятия: множество измерителей, признаковое пространство, рабочий словарь признаков, правила формирования образов, алфавит классов, описание классов на языке признаков, решающие правила, а также программа управления процессом распознавания. Эти известные решения полностью описывают функции подсистемы «Афферентного синтеза» и результат его работы – а) множество сформированных образов (классов), б) их описания на языке признаков, в) решающие правила и, г) собственно, множество распознанных в текущий момент образов с учетом оптимальной программы их распознавания, учитывающей «платежную матрицу» - качественные оценки.

Понятие «мотивации» и «доминирующей мотивации», по нашему убеждению, полностью раскрывается функцией аппарата эмоций. А именно, имеет место единая для всех живых организмов мотивация – стремление к получению максимально возможных интегральных эмоциональных оценок состояния объекта управления. Поскольку эта оценка складывается из оценок всех распознанных в текущий момент образов, то система управления всегда старается вытеснить распознанные образы с отрицательными эмоциональными оценками и вызвать распознавание образов с возможно более высокими эмоциональными оценками. И то и другое достигается только через воздействия на среду (исключаем наркотики и вживленные в «центр удовольствия» электрические провода). Однако образы у разных организмов могут быть разной сложности, одним радость приносит только еда, другим – созерцание Моны Лизы. Одни могут застрелиться из-за боли, другие – из-за опозоренной чести. Но формально это равноправные образы с точки зрения их реализации посредством однотипных нервных импульсов. «Доминирующая мотивация» - это текущая возможность (согласно Базе Знаний) вытеснить распознанные образы с наихудшими оценками, либо



вызвать распознавание образов с положительными оценками. Например, «доминирующей мотивацией» может быть стремление прекратить идущие от рецепторов в пустом желудке сигналы, составляющие образ с «плохой» оценкой, или возможность распознать образ крупного денежного выигрыша на товарно-сырьевой бирже, если База Знаний говорит, что в текущем положении есть действие, способное привести к такому результату. Не надо выдумывать никакую «доминирующую мотивацию», это не что иное, как образы с экстремальными оценками из тех образов, с которыми мы вынуждены работать в каждый текущий момент. Бессмысленно перечислять «мотивации» - к еде, к размножению, потому что в этом случае придется упоминать и мотивацию к покупке акций Лукойла на товарно-сырьевой бирже, которая может самым существенным образом влиять на наше поведение.

К сожалению, такая сложнейшая задача, как «Принятие решения», в ФС практически не раскрывается.

Представляется не вполне обоснованным введение в ФС такой подсистемы, как «Акцептор результата действия». По замыслу, видимо, это подсистема, которая воспринимает воздействие со стороны среды, являющееся откликом среды на Действие объекта управления. Прежде всего, неясно, как отличать воздействия среды, являющиеся результатом Действия, от воздействий среды, не являющихся таким результатом. Поиск таких результатов человечество занимается усиленно уже много лет. Пример: является ли глобальное потепление результатом нашего воздействия на Природу, или не является. Или более простой пример: является ли боль в печени следствием того, что я съел именно этот салат? Не всякому специальному исследованию удастся найти такую связь, а примитивному животному отделить сходу результат Действия от просто «Обстановочной афферентации» не представляется возможным. Мы приходим к выводу, что нет смысла выделять такую подсистему, как «Акцептор результата действия». Потому что результат Действий воспринимается теми же самыми датчиками и той же самой системой распознавания, которые воспринимают все воздействия со стороны внешней и внутренней среды.

Кроме того, надо также представить себе сложность сравнения прогнозируемого результата действия с реальным результатом. Если улитка принимает решение переползти на соседнее место, то вряд ли она может себе вообразить, как будет выглядеть это соседнее место, с тем, чтобы иметь возможность сравнить результат и свой прогноз. Боюсь, что в голове улитки просто нечем вообразить себе этот планируемый

результат. Для яркого и подробного воображения себе ожидаемого результата действия, допускающего последующее его сравнение с реальностью, надо иметь довольно развитые мозги, Базу Знаний, и, возможно, даже язык, с помощью которого из этой Базы Знаний можно было бы по своему желанию извлекать подробности ожидаемого результата. Нам представляется, что, во-первых, результат ожидается в большинстве случаев либо в виде самых простых образов – сытости, тепла, полового удовольствия и т.п., а у более простых организмов и просто в виде эмоциональных оценок результата: например, улитка помнит, что если переползти на соседнее место в случае, когда все под собой уже съела, то будет хорошо. Вообразить себе это новое место она, возможно, не в состоянии. Во-вторых, а надо ли сравнивать результат с прогнозом? Во всех наших реализациях систем автономного адаптивного управления, которые реально демонстрировали способность к адаптивному управлению, осуществлять такое сравнение в общем случае было не нужно. Закономерные результаты совершения действий в определенных исходных условиях, накапливались в Базе Знаний, и если они там были, то использовались при принятии решений. Система управления автоматически полагается на надежность той информации, которую она записала ранее в БЗ. Если же в результате выбора и совершения действия, результат расходился с тем, что было записано в БЗ, то ничего страшного для системы управления не происходило. В новой ситуации она снова обращалась к БЗ и двигалась дальше. Впасть в разочарование или предпринимать работу над ошибками при выявлении такого расхождения в общем случае ни к чему, для этого нет ни времени, ни необходимости – надо двигаться дальше в новых условиях. Если же БЗ содержала ошибочную информацию, либо если свойства среды или ОУ изменились, то БЗ постепенно переучится в свойственной ей манере. Нам представляется, что такого рода операцию – сравнение планируемого результата с реальным, осуществляют только в редких специальных случаях высокоорганизованные животные. Например, тогда, когда они выводят новые знания некоторым формальным способом из старых, и потом хотят проверить справедливость своего прогноза. Так поступают, например, ученые, кропотливо проверяющие свои гипотезы. У небольшого организма может не оказаться ни средств для воображения ожидаемого результата, ни памяти для того, чтобы этот воображаемый результат сохранить до нужного момента, ни средств, с помощью которых можно было бы как-то сравнить наступившую реальность с тем, что

отложено в память, ни возможностей, чтобы как-то использовать результаты такого сравнения. Это в общем случае ненужная операция.

Следует обратить внимание на то, что в схеме ФС отсутствует такая важнейшая подсистема как База Знаний – память, в которой накапливается добытая системой управления статистически достоверная информация о причинно-следственных связях в системе «объект-среда». Такая эмпирически найденная информация принципиально необходима для обоснованного принятия решений. Она является своего рода «моделью мира», которую система управления строит и использует для выбора альтернативных вариантов своего поведения. При отсутствии такой информации совершенно неясно, на что может опираться система управления при принятии решений, и где сохраняются результаты ее адаптации. «Программы действий» живого организма не могут быть жестко заданными. Прежде всего, это должны быть программы выбора из альтернативных вариантов на основе накопленных в памяти знаний. Нам представляется, что появление в ФС таких объектов и операций, как Акцептор результата действия, обратная афферентация, сравнение результата действия с прогнозом, вызваны попыткой заменить ими центральное отсутствующее звено – память эмпирически найденных в окружающем мире причинно-следственных связей – Базу Знаний. Без памяти для хранения знаний нельзя построить адаптивное управление. Если под памятью понимать хранилище Программ действий в виде четких однозначных предписаний, то это тоже не верно. Память в рассматриваемых системах должна содержать не столько однозначные программы, сколько наборы возможностей, из которых управляющая система имеет право выбирать более или менее обоснованно, но с элементом случайности, без которой невозможно развитие.

Представленные нами теоретические принципы и схема автономного адаптивного управления (ААУ) были выведены нами из понимания общих принципов управления, которые применимы и к техническим и к биологическим объектам, работающим в одинаковых исходных условиях, поскольку являются логически вынужденными. Сопоставление системы ААУ с ФС П.К. Анохина, ориентированной на биологические системы, может оказаться весьма полезным, так как может обогатить обе теории.

### **Искусственные нейронные сети**

Коротко проанализируем существующее состояние дел с таким важным и полезным Оразделом науки, имеющим отношение к проблеме

построения адаптивных систем управления, как искусственные нейронные сети (ИНС). ИНС часто рассматриваются как модели нервной системы, способные воспроизводить принципы ее функционирования. Мы разделяем мнение тех специалистов, которые считают, что такие параллели очень мало оправданы, и здесь покажем, почему.

Основные свойства ИНС состоят в следующем. ИНС по своему устройству представляет собой обучаемую с учителем, либо (что реже) самообучаемую геометрическую (детерминированную) систему распознавания образов, либо обучаемый (самообучаемый) аппроксиматор функций (рис. 9).

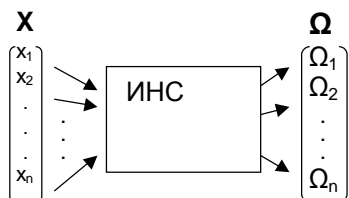


Рис. 9. В рабочем режиме ИНС выполняет функции системы распознавания образов, либо аппроксимирует заданную функцию.

Когда ИНС обучена и используется в рабочем режиме (рис. 9), то в общей схеме автономной адаптивной системы управления (4) она может быть использована либо для реализации отображения показаний датчиков в вектор входной информации  $1: T \rightarrow X$ , либо в качестве системы распознавания образов, осуществляющей преобразование от показаний датчиков к распознанным образам  $2: X \rightarrow \{\Omega_i(t)\}$ . При желании, ИНС можно использовать для реализации некоторых других отдельных отображений в схеме (4), например, отображения  $6: S_i(t) \rightarrow S(t)$  или  $8: S(t) \rightarrow \Delta T(t)$ . Но реализовать работу всей автономной адаптивной системы управления, т.е., осуществлять отображение от входных сигналов к выходным реакциям системы управления  $X(t) \rightarrow L(t+1)$  ИНС никак не в состоянии. Дело даже не в структуре ИНС, препятствия начинаются уже с самого способа обучения ИНС (рис. 10).

Обучение ИНС требует наличия «учителя», имеющего возможности:  
 а) знать желаемый выход ИНС для каждого из входных векторов, б)

наблюдать множество всех выходных сигналов ИНС, в) сравнивать реальный выход с желаемым, вычисляя невязку, г) иметь доступ к весам (синапсам) всех нейронов ИНС и возможность корректировать их, д) управлять подачей объектов из обучающей выборки, обеспечивая полноту обучения. Каждое из этих требований совершенно фантастическое с точки зрения реальной нервной системы. Выполнить эти требования можно только в небольших по размеру ИНС.

Помимо сказанного, ИНС обладает свойством «катастрофического забывания», состоящего в том, что однажды обученная ИНС, не может быть дообучена впоследствии без тотального переучивания по всей обучающей выборке.

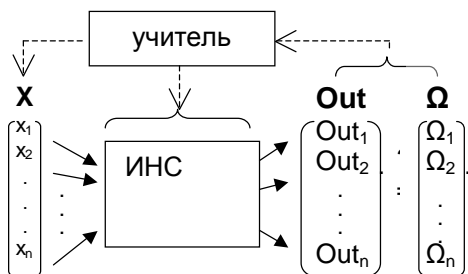


Рис. 10. Предварительное обучение ИНС с помощью «учителя», управляющего подачей объектов из обучающей выборки, наблюдающего рассогласование реального и желаемого выхода ИНС, и имеющего доступ к весам (синапсам) всех нейронов.

Нами неоднократно предпринимались попытки реализовать рассмотренную схему системы автономного адаптивного управления непосредственно на базе ИНС, и это привело лишь к частичному решению с помощью ИНС адаптивного резонанса. Все же весьма оригинальное решение было найдено, о нем будет сказано ниже.

Еще одно название вызывает модель нейрона, используемая в ИНС, так называемый «формальный нейрон».

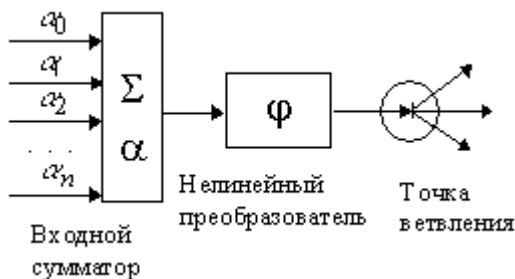


Рис. 11. «Формальный нейрон», используемый в ИНС.

Предназначенный для разбиения многомерного признакового пространства на подобласти при помощи гиперплоскостей в случае пороговой активационной функции, либо для аппроксимации функций, формальный нейрон сам по себе не обладает никакими средствами ни для выделения закономерностей в наблюдаемых явлениях, ни для самообучения. Выше мы пришли к выводу, что основным способом получения эмпирических знаний, которые можно использовать при управлении, является **поиск многократно повторяющихся комбинаций событий**. У «формального нейрона» к этому нет никаких автономных средств.

Из сказанного в этом разделе следует, что ИНС к моделированию нервной системы имеет очень отдаленное отношение. Да, ИНС родились более чем полвека назад из первых попыток моделирования нейронов, но представляют собой очень упрощенную модель нейрона и очень упрощенную модель фрагмента нервной ткани. ИНС можно использовать в технике для построения весьма полезных систем распознавания, обучающихся с учителем. Но добиваться от ИНС работы в роли системы автономного адаптивного управления не следует категорически. Собственные проблемы ИНС и соответствующие задачи известны – это борьба за скорость обучения ИНС по обучающим выборкам, различные алгоритмы обучения, увеличение емкости памяти ИНС. Однако модели нервных систем целесообразно строить на иных моделях нейронов и сетей.

## Синтез систем автономного адаптивного управления

Принципиальную возможность построения систем автономного адаптивного управления (ААУ) мы рассмотрели выше, перечислив все основные задачи и указав возможные способы их решения. Список подзадач и их взаимосвязь указаны в общей схеме системы «Автономного адаптивного управления», представленной на рис. 7, все основные отношения указаны в схеме морфизмов (4). Вся система управления в основных своих чертах имеет дискретный характер, соответствующий дискретному характеру логики вообще и дискретному характеру нервной системы, - логической машины, отражающей логику внешнего мира, работающей с дискретной информацией и логическим способом принимающей решения. Потому основной принцип работы и нервной системы и ее моделей может описываться теоретико-множественным языком, имеющим дело с отображениями между дискретными множествами входных и выходных сигналов и качественных оценок, а также языком логики. Основной принцип обучения состоит в отыскании тех конкретных отображений, которые в данной прикладной системе происходят статистически неслучайно. Способами поиска статистически неслучайных комбинаций дискретных событий могут быть, например, подходящие методы взаимного корреляционного анализа. Поскольку и самообучаемые системы распознавания и корреляционный анализ требуют априорного указания правил формирования образов, и различных ограничений, которые должны преодолеть проблему «проклятия размерности», то такие правила и ограничения находятся на «видовом» уровне, в процессе эволюционного развития вида. Последние достаточно приемлемо воспроизводятся генетическими алгоритмами.

Возможные способы построения систем автономного адаптивного управления мы подробно описали в монографии [5]. Построить систему ААУ можно, применяя подходящих методы построения самообучаемых систем распознавания, способы представления знаний, методы принятия решений. Нами построен ряд программных и физических моделей адаптивных машин, на основе рассмотренного метода ААУ, которые описаны в публикациях группы и представлены в Интернете [13].

Одним из наиболее интересных для специалистов, занимающихся проблемами ИНС, способов реализации систем ААУ, является способ построения систем ААУ на основе сетей из разработанных нами моделей нейронов, которые мы для их отличия от формальных нейронов и от ИНС, называем нейроноподобными элементами или нейронами ААУ. В нейроне ААУ реализуется описанный выше принцип **поиска и**

**запоминания многократно повторяемых пространственно-временных комбинаций событий.** Поскольку здесь фигурируют две характеристики – структурная (определенные комбинации) и статистическая (определенная повторяемость), то нейрон должен иметь средства к анализу этих двух критериев – структурного и статистического. Подчеркнем, что оба этих критерия, применительно к наблюдаемым им событиям-сигналам, проверяются нейроном автономно, без привлечения внешнего «учителя», непосредственно управляющего во время его обучения и работы. Проверка структурного правила осуществляется сама по себе некоторой встроенной в нейрон не слишком сложной системой распознавания с заранее заданным правилом. Проверка статистического критерия повторяемости отобранных структур входных данных тоже может быть простой (например, число повторений сравнивается со статистическим порогом) или более сложной (например, по частоте наблюдения отобранной комбинации). Сказанному удовлетворяет следующая схема нейрона ААУ (рис. 12). Обучение нейрона состоит в поиске им заранее неизвестной комбинации, удовлетворяющей обоим критериям, и ее запоминании в своей долговременной памяти. В целом, отдельный нейрон должен представлять собой элементарную самообучаемую систему распознавания образа – образа неслучайной пространственно-временной комбинации входных сигналов.

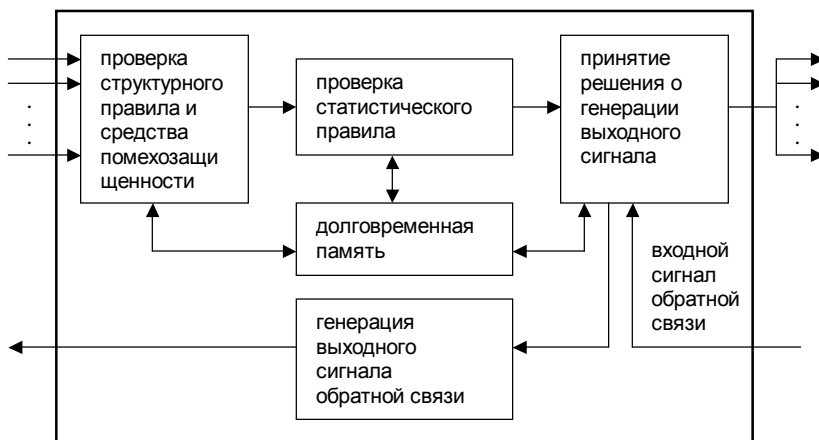


Рис. 12. Общая схема нейрона для систем ААУ.



Нами разработано несколько вариантов моделей нейрона, соответствующих данной схеме, и отличающихся сложностью примененных структурного и статистического правил [14,15]. Наиболее простой вариант показан на рисунке 13.

Формальное описание работы нейрона дано, например, в работах [16, 5]. В элементе  $R_w$  нейрона  $n_w$  проверяется, удовлетворяет ли входной вектор заданному структурному правилу, например, самому простому - все ли  $m$  входных сигналов равны «1»? Если это правило выполняется, то блоком  $I_w$  проверяется статистическое правило, например, наблюдался ли этот входной вектор уже больше, чем  $M$  раз? Пока оба этих правила не будут выполнены, нейрон считается необученным, закономерность не найдена, образ не сформирован, и на выходе такого нейрона всегда будет сигнал  $S_w = 0$ . Если же однажды оба правила выполняются, то нейрон перейдет в состояние «обучен». С этого момента он будет реагировать выходным сигналом  $S_w = 1$  всякий раз, когда на его входе будет наблюдаться подобный входной вектор и делать это со строгой временной задержкой,

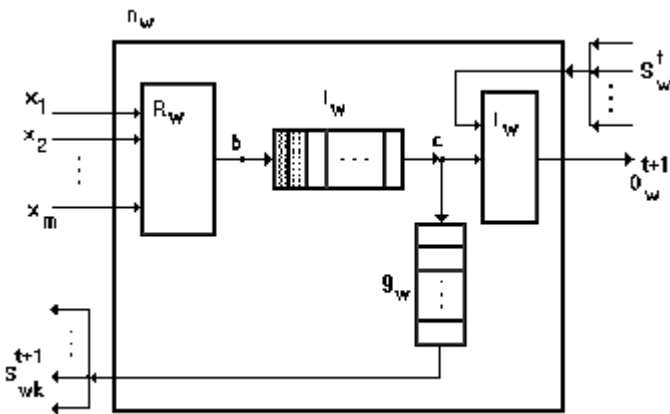


Рис. 13. Одна из реализаций нейрона ААУ.

необходимой для корректного управления событиями при управлении. Для нейронов, получающих его выходной сигнал, это будет означать, что такт назад произошло некоторое вполне определенное (каждый раз одно и

то же) событие. На сообщение о таком событии другие нейроны и подсистемы могут опираться в своем поиске других закономерностей или для распознавания ранее уже найденных. Сигналы нейронов ААУ в сети имеют вполне определенную семантику – они «говорят» о том, что в системе произошли вполне определенные события и произошли они во вполне определенных моменты времени. Использование обратных связей между нейронами, которые способны «отключать» сработавшие нейроны, а также временных задержек в срабатывании нейронов, позволяет строить сети, способные формировать и распознавать образы строгих пространственно-временных закономерностей, причинно-следственных событий, комбинаторных явлений или событий (рис. 14), строить типовые программы реализации принятых решений. Наличие в нейроне средств помехозащитности обеспечивает возможность опережающего распознавания образов (рис. 15), что, собственно, и обеспечивает возможность прогнозирования и принятия решений, а также - далеко идущую возможность ассоциативного распознавания и языковых явлений [10-12].

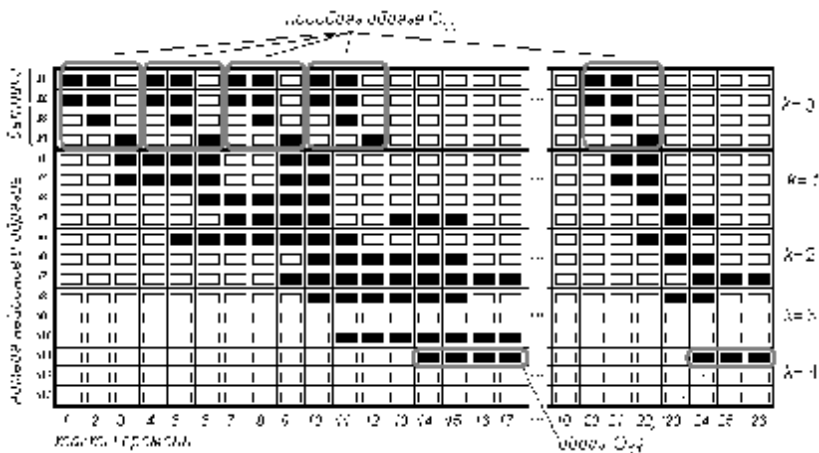


Рис. 14. Пример формирования (слева) и распознавания (справа) образа пространственно-временной последовательности сигналов (обведены рамками вверху), которой соответствует образ  $O_{11}$ .

В работе [5] показано, что разные способы использования нейронов ААУ могут составить полный логический базис «И», «ИЛИ». «НЕ», и с их помощью можно реализовать все подсистемы, составляющие систему ААУ.

К сожалению, специалисты по ИНС видят мало знакомых им черт «формального нейрона» в нейроне ААУ, пока не «чувствуют» его и им трудно применить свой опыт для работы с таким нейроном. Чтобы перекинуть «мостик» между нейроноподобной версией систем ААУ и ИНС, мы предпринимали попытки построить системы ААУ на «формальных» нейронах ИНС, которые не увенчались явным успехом в силу присущего ИНС свойства «катастрофического забывания», противоречащего свойству систем ААУ обучаться, дообучаться и переобучаться непосредственно в процессе управления. Оригинальное решение проблемы было предложено в 2007 году студентами МФТИ А. Чернодубом и Д. Пономаревым, предложившими из «формальных нейронов» строить не всю систему ААУ, но один нейрон ААУ. Ими разработана такая эквивалентная

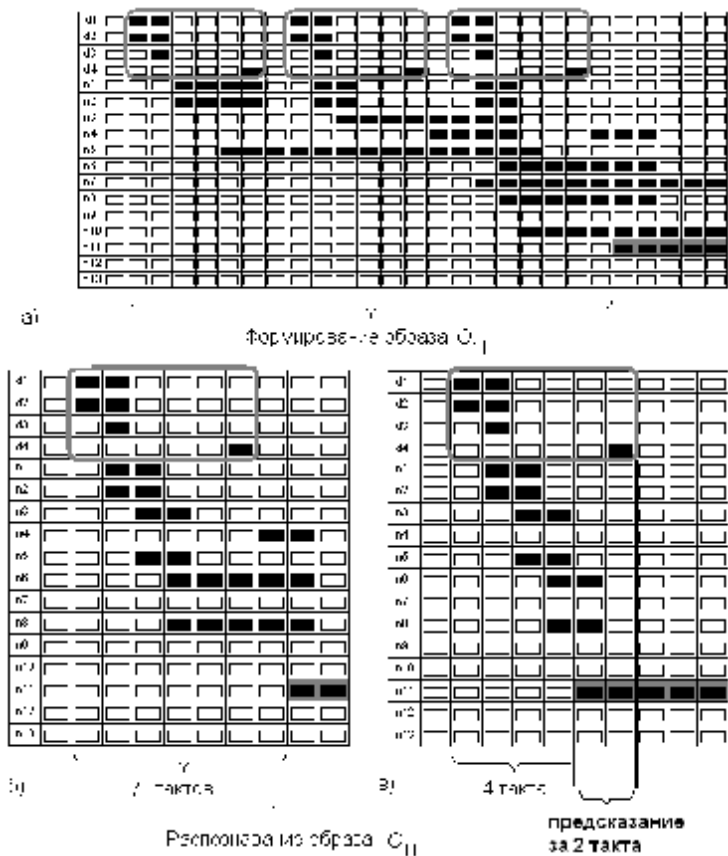


Рис. 15. Пример опережающего распознавания. Нейрон  $n_{11}$  научился распознавать образ пространственно-временного явления (рамка вверх) раньше, чем закончится его восприятие, т.е. нейрон способен к предсказанию будущих событий.

нейрону ААУ схема из не менее чем 9-ти «формальных нейронов» ИНС, и доказана полная функциональная идентичность этих двух объектов. Разработанная ими схема показана на рис. 16 и описана в работе [17].

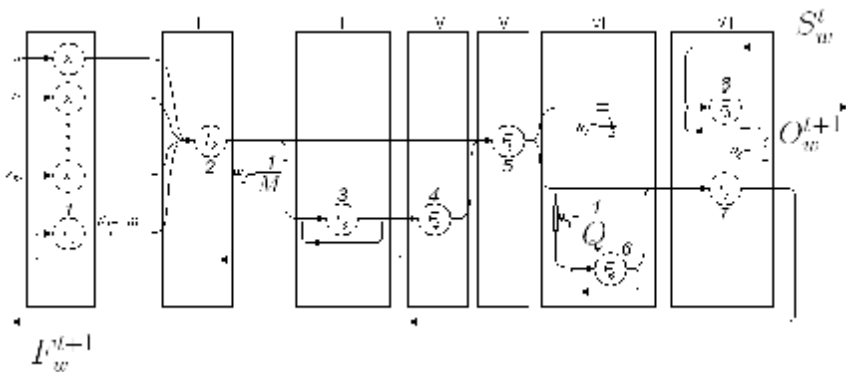


Рис. 16. Схема из «формальных нейронов» ИНС, эквивалентная по свойствам одному нейрону ААУ, показанному на рис. 13.

Используя схему из «формальных нейронов», показанную на рис. 16, в качестве одного нейрона ААУ, можно построить всю систему ААУ средствами ИНС. Призываем специалистов ИНС обратить внимание на эту возможность, открывающую собой в теории ИНС переход от «парадигмы распознавания» к «парадигме управления» не выходя за рамки привычных математических и программно-инструментальных средств, принятых в области ИНС.

### Примеры машин с системами автономного адаптивного управления

Нами разработан ряд программных и физических моделей машин с системами автономного адаптивного управления (ААУ). Основное свойство этих машин состоит в том, что их бортовые (автономные) адаптивные системы управления способны самостоятельно, автоматически, находить заранее неизвестные законы управления этими объектами. Как отмечалось выше, без априорного задания некоторой информации ни одна самообучаемая система работать не может. В наших примерах априорной информацией являлись: правила формирования образов, основные «эмоциональные оценки» состояний, определяющие цели управления, правила формирования знаний, области определения пространства поиска и границы признакового пространства. Сами «законы управления» находились и уточнялись системами ААУ автоматически. Во всех случаях в исходных состояниях Базы Знаний

были абсолютно пустыми, что представляет собой трудный случай для управления. При желании в систему ААУ легко внести любую априорную информацию, от которой система управления может отталкиваться при дальнейшем самообучении.

По внешним проявлениям процесс управления во всех случаях выглядел следующим образом. В начале процесса управления, когда База Знаний еще совершенно пуста, система управления выбирает действия случайным способом, при этом поведение объекта управления (ОУ) носит случайный характер (если заложена априорная информация, то уже и начальное поведение может быть неслучайным). Однако, по мере обнаружения и накопления управляющей системой статистически надежных «знаний», поведение ОУ становилось все более целенаправленным - ОУ все чаще добивался тех состояний, которые имели высокие «эмоциональные» оценки, а доля случайных составляющих в поведении ОУ постепенно уменьшалась. В состоянии, когда БЗ накапливала достаточно знаний, поведение ОУ становилось вполне целесообразным, и качество управления достигало своего максимума.

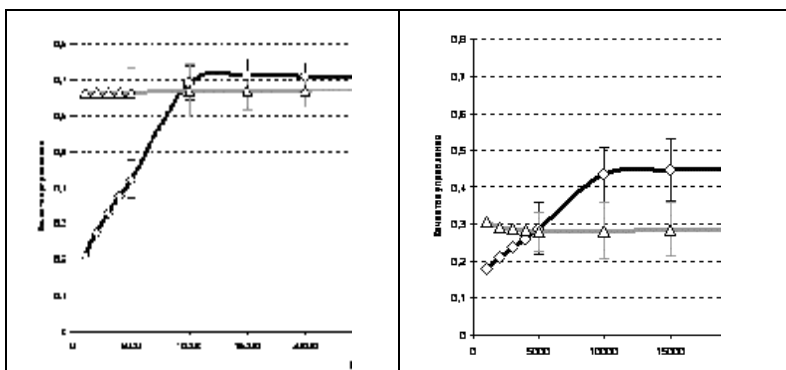


Рис. 17. Типичные кривые роста во времени качества управления, обеспечиваемого системой ААУ (черная линия). Для сравнения показано качество управления, обеспечиваемое детерминированной системой управления, построенной на лучших решающих правилах, найденных априорно (серая линия).

Для количественного оценивания качества управления разрабатывались соответствующие критерии. Характерной для систем ААУ чертой является постепенный рост оценки качества управления с постепенным приближением к некоторой асимптоте (см. пример на рис. 17), определяемой такими ограничениями, как количество нейронов в БЗ, точность датчиков, возможности приводов и т.п., которые можно, при желании, расширять. Как правило, система ААУ со временем начинает демонстрировать более высокое качество управления, чем то, которое демонстрирует априорно рассчитанная детерминированная система управления (если ее можно построить), за счет автоматического приспособления к каким-то нюансам, которые трудно предусмотреть заранее. При этом адаптивная система управления может автоматически переучиваться при изменении свойств ОУ или среды, чего не может делать детерминированная система управления. Например, это важно при поломках сенсорных или исполнительных устройств ОУ.

Были разработаны, например, следующие системы. Мобильный робот Гном №9 (рис. 18), который самостоятельно обучался ездить без столкновений в лабиринте и собирать мусор (бумажки) заданного цвета. Если вначале робот движется хаотично, натываясь на препятствия и игнорируя мусор, то постепенно количество наездов на препятствия уменьшалось практически до нуля, и робот начинал целенаправленно собирать мусор. При этом он демонстрировал такие непредусмотренные ситуации, как решение забрать мусор у стенки, «сознательно» получая при этом уже ожидаемое им неприятное соударение со стенкой и некоторые другие нетривиальные свойства.

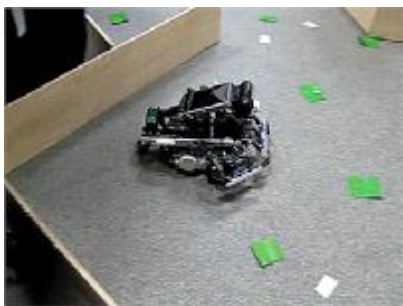


Рис. 18. Мобильный робот «Гном №9» с адаптивной системой управления учится ездить без столкновений и собирать мусор.

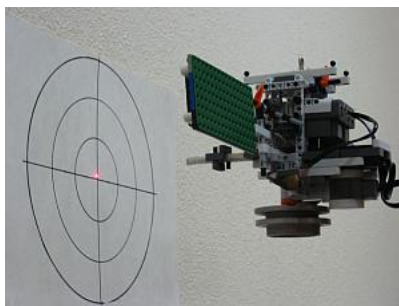


Рис. 19. Модель спутника с адаптивной системой угловой стабилизации.

Физическая модель наноспутника с адаптивной системой угловой стабилизации демонстрирует способность постепенно находить способ управления спутником и стабильно удерживать его в заданном состоянии.

Адаптивная система управления активной подвеской транспортного средства автоматически обучается управлять подвеской так, чтобы повысить комфортность, устойчивость и управляемость автомобиля. И другие примеры.

### **Математические, технологические и психологические проблемы перехода к адаптивным технологиям**

При переходе к технологиям построения адаптивных машин, программ и систем возникает ряд разнохарактерных проблем. Если мы правы в оценке актуальности перехода к адаптивным машинам, опираясь на факт их наличия в живых системах, их свойства, которые не воспроизводимы в современных технических системах на основе одноразовой оптимизации, и неизбежность появления спроса на подобные машины при расширении сферы объектов, требующих автономного и, следовательно, адаптивного управления, то человечеству придется заниматься построением адаптивных машин. При этом придется преодолевать следующие существующие проблемы.

Психологические проблемы перехода к адаптивным машинам. В общественном сознании еще отсутствует массовое представление о том, что машины могут быть адаптивными. Вся предшествующая технология



приучила нас смотреть на машины, как на объекты, приспособленные к усредненным ожидаемым условиям эксплуатации и к усредненным пользователям, а во-вторых, как на машины с фиксированными свойствами, не меняющимися со временем. Мы охотно готовы заменять устаревшие машины на новые, более «продвинутые», но не готовы допустить, что машина может сама постепенно измениться в лучшую сторону. Редко, но уже появляющиеся элементы адаптивного управления – автоматические настройки в фотоаппаратах, в интерфейсах программ, в Интернет-сервисах, настораживают нас и нередко вызывают отторжение. В какой-то степени человеку порой больше хочется самому адаптироваться к окружающей среде, чем наблюдать, как окружающая среда адаптируется к нему. Это еще раз подтверждает нашу мысль, что «накопление знаний» - это одна из наших целевых функций, и нам приятно ее достигать.

Сегодня рынок адаптивных машин отсутствует, в том числе и потому, что не сформирован спрос на такие машины. В своем большинстве люди просто не знают о возможности существования такого рода машин. Никто не попросит в магазине телевизор, который сам адаптируется к вашему распорядку дня и вкусам и т.п. Это же касается и инженеров – создателей машин. Часто в разговоре с инженерами понимаешь, что мысль об адаптивных машинах для них нова, подхватив ее, они тут же начинают генерировать многочисленные идеи о том, какие это могут быть машины.

Технологические проблемы. Когда спрос на адаптивные машины начнет появляться, то окажется, что привычные технологии следует подвергнуть существенным изменениям. Переход от производства однотипных штампованных машин, которые изменяются только изнашиваясь, к машинам, которые сходят с конвейера одними, а потом накапливают опыт и изменяются в индивидуальном порядке, «умнеют» по мере «взросления», требует существенных изменений в подготовке специалистов, традициях, менталитете и т.д. Заметим, что технологии и сегодня являются в определенном смысле адаптивными, хотя и неявно. Накопление, мутирование, отбор и закрепление новых признаков идет в ... «генах» технологической и научной документации. Когда этот процесс будет полностью автоматизирован и совмещен с полностью автоматизированной реализацией конструкций, описанных в документации, это будет одним из шагов в указанном направлении.

Математические и другие теоретические проблемы. Всякая технология основывается на теоретических возможностях. Выше мы показали, что возможность построения автономных адаптивных систем управления на

основе определенной совокупности уже известных сегодня методов, существует. Более того, мы разработали и показали действующие прототипы таких машин. Основная теоретическая задача состоит в правильном системном понимании и описании алгоритмов всех взаимосвязанных подсистем адаптивной управляющей системы, которые должны логически вынужденно следовать из тех начальных условий, в которых работают нервные системы или адаптивные машины.

### **Выводы**

В настоящей работе мы описали актуальность и, по-видимому, неизбежность перехода технологий от построения систем на основе одноразовой оптимизации к построению систем, способных к перманентной оптимизации в реальном времени функционирования. Были указаны основные подходы к построению такого рода систем и методы, которые можно использовать для этого. Была в общих чертах описана разработанная нами система «Автономного адаптивного управления» (ААУ), претендующая на аналогию с нервными системами по принципу действия. Представлены варианты работающих прикладных адаптивных систем, построенных на ее основе. Некоторое внимание мы уделили здесь представлению одного из важных способов реализации систем ААУ – нейросетевого (нейроноподобного) способа, основанного на специально разработанных нами новых моделях нейрона (нейрона ААУ), которые исходят из понимания нейрона, как элементарной самообучаемой системы распознавания. Было показано, как можно построить нейрон ААУ из «формальных нейронов» ИНС, что открывает возможность построения систем ААУ в том числе и с использованием средств ИНС. Возможно, что нейрофизиологам будет интересна затронутая здесь тема сравнения схемы системы «Автономного адаптивного управления» с «Функциональной схемой» П.К. Анохина, поскольку обе модели имели одну и ту же цель, но были построены, отталкиваясь от различных исходных условий.

В целом мы надеемся, что разработанными принципами построения систем «Автономного адаптивного управления» мы внесли определенный вклад в технологии создания адаптивных машин, программ и систем, которые будут работать в недалеком будущем.

*Список литературы*

1. Луговской В.М. Супермозг человечества. – М.: Народный Пушкинский Фонд, 2009. ISBN 978-5-9950-0024-2.
2. Жданов А.А. О роли аппарата эмоций как системообразующего фактора в адаптивных системах управления. Труды Института системного программирования РАН. М., 2004. С. 215-225. (Англ. том.: Zhdanov A.A. Emotional system as a system-forming factor in adaptive control systems. Proceeding of the Institute for System Programming. Russian Academy of Sciences. Moscow: Vol. 5. V.P.Ivannikov (ed.), ISP RAS, 2004. pp. 191-200).
3. Zhdanov A.A., A.N. Vinokurov, Emotions Simulation in Methodology of Autonomous Adaptive Control. 1999 -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 99-002I-6.
4. Жданов А.А. Аппарат эмоций как системообразующий фактор. Сб. научн. тр. Всероссийской научн.-техн. конференции Нейроинформатика-2004, М.: МИФИ. С. 85-93.
5. Жданов А.А. Автономный искусственный интеллект. М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2009. Изд-е 2-е. (монография), 359 с.
6. Zhdanov A.A., L.V. Zemskikh, 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 7<sup>th</sup> International Conference on Information Systems Analysis and Synthesis (ISAS 2001), Orlando, USA, July 22-25, 2001. Pp. 404-409, 2001.
7. Жданов А.А. Земских Л.В., Беляев Б.Б. Применение генетических алгоритмов для оптимизации нейросетевой базы знаний адаптивной системы стабилизации углового движения космического аппарата. Сб. тезисов докладов XXV академических чтений по космонавтике, Москва, 24-26 января 2001 г. Сс. 128-129, «Война и мир», Москва.
8. Жданов А.А., Земских Л.В., Беляев Б.Б. Система стабилизации углового движения космического аппарата на основе нейроподобной системы автономного адаптивного управления. Космические Исследования, 2004, т. 42, №3, М.: 2004. С. 1-15.
9. Л.В. Земских, Е.К. Самаров, А.А.Жданов, В.В. Бабкова, Применение генетических алгоритмов для оптимизации адаптивной системы управления мобильного робота на параллельном вычислительном комплексе. Труды Института системного программирования: Том 7, Новые подходы в нейроподобных и основанных на знаниях системах. /Под ред. А.А. Жданова/ - М.: ИСП РАН, 2004. УДК 519.7, С. 79-104.
10. A.A. Zhdanov, T.S. Naumkina, Modeling of Formation of Extralinguistic Factors Influencing the Attitude of the Recipient towards Language Messages. ("Моделирование формирования экстралингвистических факторов, влияющих

на отношение реципиента к языковым сообщениям"): The 12th International Conference SPECOM-2007 Proceedings. P. 833-838.

11. Alexander Zhdanov, Alexander Kondukov, Tamara Naumkina, Olga Dmitrienko, Automatic origin of a language in AAC neuron-like systems. Proceedings of the 11th International Conference "Speech and Computer SPECOM-2006", pages 550 – 554.
12. А.А. Жданов, Т.С. Наумкина, Моделирование языковых явлений в нейроноподобных системах управления // Сб. научн. тр. Всероссийской научно-технической конференции "Нейроинформатика-2007", ч. 3, стр. 76-84.
13. [www.aac-lab.com](http://www.aac-lab.com)
14. Zhdanov A.A., A.V. Ryadovikov. Neuron Models in the Autonomous Adaptive Control Method//Optical Memory and Neural Network, Allerton Press, Inc., Vol. 9, No 2, 2000, pp. 115-132.
15. Рядови́ков А. В., Жданов А. А., О некоторых формальных моделях нейронов. // Сб. научн. тр. Всероссийской научн.-техн. конференции "Нейроинформатика-99", ч. 1. - М.: МИФИ. 1999. С. 202-211.
16. Жданов А. А., Метод автономного адаптивного управления // Известия Академии Наук. Теория и системы управления, 1999, № 5, с. 127-134.
17. Д.Ю. Пономарев, А.А. Жданов, А.Н. Чернодуб. Нейросетевая реализация формальной модели нейрона, используемого в методе "Автономного адаптивного управления". "Нейрокомпьютеры: разработка, применение", № 1, 2007 г., с. 64 - 75.

**Александр Аркадьевич ЖДАНОВ**, доктор физико-математических наук, профессор, главный научный сотрудник Института точной механики и вычислительной техники им. С.А. Лебедева, Москва. Область научных интересов: адаптивное и интеллектуальное управление, нейронные и нейроноподобные сети, моделирование нервной системы. Имеет более 115 научных публикаций.