

Интеллектуальные системы

УДК 519.7

А.А. Жданов

*Институт системного программирования РАН,
109004, Москва, ул. Б.Коммунистическая, 25, ИСП РАН
zhdanov@ispras.ru <http://www.ispras.ru/~zhdanov>
Тел: (7) 095-912-0754, Факс: (7) 095-912-1524*

МЕТОД АВТОНОМНОГО АДАПТИВНОГО УПРАВЛЕНИЯ, ЕГО СВОЙСТВА И ПРИЛОЖЕНИЯ*

Введение

подавляющее большинство автоматически управляемых технических систем, разработанных в прошедшем XX веке, обязаны своим существованием теории управления, построенной на аналитическом понимании законов механики и физики. Этот «классический» подход к управлению строится на том, что положенные точки (объекта управления) в пространстве признаков известно абсолютно. Далее формальные математические преобразования позволяют получить математическую зависимость входов и выходов для системы управления (УС). Однако при всей изощренности наработанного математического инструментария, областью применения «классических» методов управления остаются сравнительно простые объекты управления с очевидными свойствами. Попытки аналитически описать более тонкие свойства объектов управления (технических и, тем более, естественных), особенно в случаях, когда свойства ОУ плохо определены априори, быстро приводят к катастрофическому усложнению математических моделей. Ситуацию в целом не спасают ни эвристические приемы, ни повышение эффективности вычислительной техники. На практике объекты управления, которые плохо формализуются, свойства которых априори плохо известны или изменяются в процессе функционирования, являются типичными. С середины XX века активно развивается «неклассический» подход в теории управления. Такие «неклассические» методы управления видят ОУ не как абсолютно известную точку в пространстве признаков, а лишь как некоторую *информацию* об этой «точке» (согласно А.В. Чечкину). Управление при этом сводится к формальной работе с этой информацией. Аналитические функциональные зависимости параметров заменяются априорными, либо эмпирическими *знаниями*, либо результатами обучения на примерах.

Мы полагаем, что этот подход пытается воспроизвести принципы естественных систем управления - нервных систем живых организмов. Нервные системы реализуют некоторые универсальные принципы обращения с эмпирической информацией и универсальные поисковые алгоритмы. Мы видим, что один и тот же

* Работа поддержана РФФИ, проекты № 03-01-00323

мозг живого организма успешно решает самые разнообразные задачи (так мозг птицы позволяет ей и балансировать на одной ноге, и обходить препятствия, и управлять полетом, и решать еще множество задач). Во многих приложениях хотелось бы иметь подобные универсальные системы управления. Следовательно, актуальным шагом в развитии теории систем управления является разработка единых принципов построения универсальных адаптивных систем управления на естественных основаниях.

Однако к сегодняшнему дню это «неклассическое» направление распалось на многие ветви, далеко ушедшие друг от друга: экспертные системы, нейронные сети, системы нечеткой логики, системы с подкрепляющим обучением, искусственная жизнь и другие. По-видимому, эти ветви просто отражают разные стороны рассматриваемых естественных систем управления, либо разные фазы их эволюции. Следует ожидать, что со временем эти ветви сольются в единую картину, описывающую принципы функционирования естественных систем управления и механизмы их эволюции. В своей работе мы идем именно этим путем, разрабатывая концептуальную модель нервной системы, которую мы называем системой «Автономного адаптивного управления» (ААУ) [1-26].

1. Концепция подхода «автономного адаптивного управления» (ААУ)

Создавая управляющую систему (УС), как модель нервной системы, мы отталкиваемся от ее наблюдаемых свойств. Эти свойства служат условиями для разработки как макро-, так и микроструктуры УС.

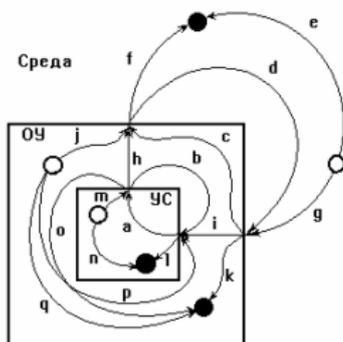


Рис.1

1. **«Условие автономности»** - требует рассматривать УС как подсистему объекта управления (ОУ), развивающуюся вместе с ним, и самостоятельно добывающую знания, необходимые для управления. В свою очередь, ОУ является подсистемой среды. Рис. 1 показывает УС, ОУ и среду как соответствующие подмножества, а также возможные маршруты передачи информации и воздействий от выходных полюсов подсистем к их входным полюсам (белыми кружками показаны

также истоки воздействий, а черными кружками - стоки). Из такого понимания системы видно, что УС управляет не только ОУ, но всей системой «Среда – ОУ – УС», при этом истоки вносят неожиданные для УС воздействия, а стоки поглощают часть воздействий, что в целом порождает случайные составляющие в процессе функционирования системы.

2. **«Условие дискретности».** Мы знаем, что строение нервных систем во многих отношениях дискретно: нейроны, нервные волокна, нервные импульсы, датчики, исполнители и т.д. Однако в нервной системе имеются и непрерывные процессы, которые могут помочь при решении NP-полных задач.

3. **«Условие максимальной начальной приспособленности»** отражает невозможность создания УС, обладающей способностью адаптироваться к любым предъявленным ей ОУ и среде. Это условие требует максимального использования априорной информации для возможно более полного начального приспособления как ОУ, так и УС к условиям существования. В биологии эта начальная приспособленность осуществляется эволюционным приспособлением видов.

4. **«Условие минимума начальных знаний»** отражает тот факт, что нервная система новорожденного организма обладает относительным минимумом знаний и должна в течение жизни накапливать знания, необходимые для управления, т.е. быть адаптивной УС.

Мы полагаем, что всякая нервная система имеет две важнейшие целевые функции:

- a) **выживание организма и**
- b) **стремление к накоплению новых знаний.**

Все остальные целевые функции (потребности) являются подчиненными указанным двум и их производными.

Из названных условий и целевых функций вынужденно следует, что искомая УС должна решать определенные взаимосогласованные задачи, а именно:

- находить во входных данных, поступающих от датчиков, неслучайную, закономерную информацию, отражающую неслучайные явления и процессы в ОУ и среде. Эту задачу мы называем задачей *формирования образов*. В математике ей близка задача автоматической классификации, кластеризации. Сформированные образы запоминаются в «Памяти образов»;

- распознавать в текущей входной информации от датчиков сформированные образы – задача *распознавания образов*;

- обнаруживать специальные образы – знания, отражающие неслучайные причинно-следственные связи событий в системе, которые можно использовать для управления, и запоминать их в «Базе знаний» - задача *получения и представления знаний*;

- *задача вывода новых знаний* из знаний, уже имеющихся в «Базе знаний»;

- вырабатывать эмоциональные оценки для сформированных образов, запоминать их, вырабатывать эмоциональные оценки текущего состояния – *задача моделирования эмоций*;

- под влиянием указанных выше целевых функций (выживания и накопления знаний), на основе данных нескольких разделов памяти, таких как «Память образов», «База знаний» и других, а также на основе распознавания текущей ситуации в терминах образов и их эмоциональных оценок, принимать решения в каждый текущий момент времени - *задача многоуровневого и иерархического управления*.

Мы полагаем, что попытки построения моделей адаптивных управляющих систем не могут претендовать на звание моделей нервных систем, если они строятся не на решении всего комплекса перечисленных здесь задач. Безусловно, для прагматических целей можно строить адаптивные (тем более - не адаптивные) системы управления только на основе решения одной-двух из названных задач. Примеры таких систем – искусственные нейронные сети, системы нечеткой логики, экспертные системы, системы обучения с подкреплением.

Если строить УС, содержащую в себе подсистемы, решающие названные выше задачи, то УС должна будет иметь следующие состав и структуру (рис. 2).

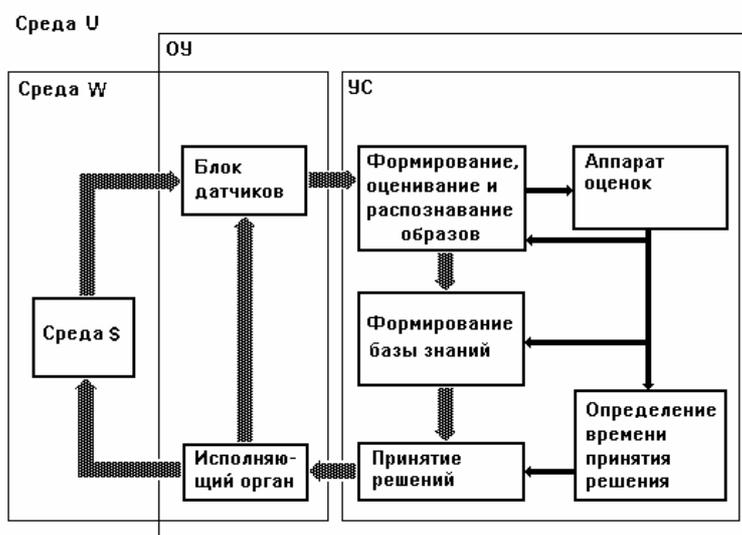


Рис.2. Состав и структура системы ААУ

Опираясь на описанные представления о структуре и функциях искомой УС, мы разрабатываем модели, соответствующие схеме, показанной на рис. 2. Каждая подсистема УС здесь является адаптивной самообучаемой системой. В целом такая система является самообучаемым распознающе-управляющим комплексом.

Придерживаясь указанной схемы, можно конструировать системы ААУ на базе различных технологий. Однако использование традиционных математических методов для решения названных подзадач, является, по-видимому, наиболее трудоемким вариантом, поскольку надо строить и оптимизировать сразу целый комплекс подсистем, что особенно трудно, если ОУ и среда плохо формализуемы или их свойства меняются в процессе управления. Применение традиционных искусственных нейронных сетей (ИНС) для построения систем ААУ возможно, в частности, для блока датчиков и распознающей подсистемы, поскольку при использовании ИНС можно

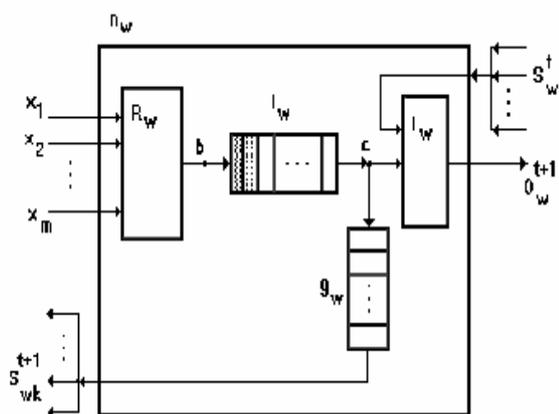


Рис.3. Модель нейрона

обойтись без математической формализации ОУ. Однако ИНС имеют проблему «катастрофического забывания» и их использование в режиме ААУ, когда обучение и управление происходят в одном процессе, затруднено. При построении некоторых подсистем можно использовать элементы систем нечеткой логики, систем с подкрепляющим обучением или экспертных систем, однако все они имеют свои ограничения и по своим идеям были предназначены для решения совсем иных задач.

Для синтеза систем ААУ мы используем специально разработанные нами модели нейронов [6,11,15]. Эти модели соответствуют нашим представлениям о работе биологических нервных клеток. Основная идея этих нейронов состоит в следующем. По нашему представлению, биологический нейрон является самообучаемой системой автоматической классификации. Известно такое свойство пластичности синапсов, которое заставляет ускоренно расти только те синапсы, по которым приходят коррелирующие сигналы. Это свойство является ключевым моментом, позволяющим нейрону отыскивать коррелирующие события в системе, в том числе неслучайные причинно-следственные события. Опираясь на это свойство, мы разработали несколько моделей нейрона, которые способны находить более или менее сложные корреляции. Даже наиболее простой вид корреляции – когда с нулевой временной задержкой коррелирует определенное большинство входных сигналов нейрона, позволяет строить множество практически полезных прикладных систем ААУ. Такая наиболее простая модель нейрона показана на рис. 3. С помощью блока R_w нейрон выделяет некоторый класс воспринимаемых сигналов (в простейшем случае – это вектор, состоящий из одних единиц). В блоке I_w подсчитывается статистика наблюдений такого вектора и определяется, достаточно ли накопленной статистики для того, чтобы сказать, что этот вектор не случаен. Если нейрон понимает, что данный вектор неслучаен, нейрон переходит в новое состояние, при котором он теперь способен «узнавать» данный вектор – распознавать образ. В режиме распознавания блок R_w узнает образ, блок I_w подтверждает, что это неслучайный образ, и триггерный блок T_w переключается, выдавая на выход нейрона сигнал $O_w^{t+1}=1$, говорящий о том, что образ O_w был распознан. Этот выходной сигнал будет существовать до тех пор, пока он не будет воспринят другими нейронами или подсистемами УС. Тогда такие нейроны пошлют сигнал $S_w=1$, и триггер сбросится. Вот логическое выражение, описывающее работу данного нейрона:

$$O_w^{t+1} = \neg S_w^t \ \& \ ((b_w^t \ \& \ l_w^t) \vee O_w^t) \ \text{and} \ S_w^{t+1} = b_w^t \ \& \ l_w^t \ \& \ g_w^t.$$

Сеть из таких нейронов может собираться произвольно, например, так, как на фрагменте сети, показанном на рис. 4.

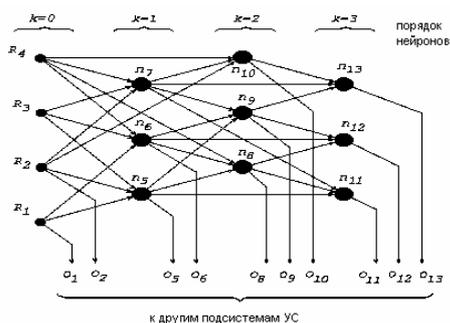


Рис.4. Фрагмент сети для подсистемы формирования и распознавания образов

В процессе работы системы некоторые нейроны обучаются. В каждый момент времени некоторые из обученных нейронов могут распознавать свои образы.

Процесс обучения нейронов, как и процесс распознавания образов, идет по слоям шаг за шагом.

Среди образов, которые может формировать УС, следует создать условия для формирования специальных образов, отражающих неслучайные причинно-следственные функциональные свойства ОУ и среды. УС должна «понять», как ее выходные действия Y_i влияют на прообразы известных ей («сформированных») образов. В силу бинарности информации, такое влияние (в сходных условиях) может состоять в одном из трех вариантов:

- действие вызывает распознавание образа O_j , либо;
- действие вытесняет ранее распознанный образ O_j , либо;
- данное действие на данный образ не влияет.

Назовем «элементарным знанием» тройку неслучайных событий

$(\{O_n\}^{t-2}; Y_i^{t-1}; \{O_m\}^t)$,

где $\{O_n\}^{t-2}$ есть множество распознанных или нераспознанных образов, описывающих состояние системы в момент $t-2$,

Y_i^{t-1} – есть идентификатор (образ) действия, совершенного УС в момент $t-1$,

$\{O_m\}^t$ – есть множество распознанных или нераспознанных образов, описывающих состояние системы в момент t .

Другими словами, такая тройка описывает импликацию

$$\begin{aligned} &\text{«Условие в момент } t_1 \text{»} \rightarrow \text{«Действие в момент } t_2 \text{»} \rightarrow \\ &\text{«Результат в момент } t_3 \text{»}. \end{aligned} \quad (1)$$

Эта импликация представлена тремя пространственно-временными событиями. Образ такой неслучайной тройки, если он сформирован, является элементарным знанием управляющей системы. Такое знание запоминается в подсистеме «База знаний» управляющей системы в специальной структуре. «База знаний» (БЗ) является специальным разделом «Памяти образов».

Заполнение БЗ (обучение УС) происходит в процессе наблюдения за предысторией эволюции УС. Для обучения УС не так уж и важно, совершает ли УС действия специально с целью обучения (напомним о целевой функции “накопленные знания”) или с целью выживания - знания накапливаются во всех этих случаях.

Прежде, чем принимать решения, для УС следует задать, либо УС сама должна определить качественные оценки элементам знаний – образам и действиям. Такие оценки определяют разное качество альтернативных вариантов эволюции системы, что и позволит УС принять решение – выбрать лучший по этому критерию вариант. Систему качественных оценок и критериев управления задает подсистема «эмоций». Такая подсистема имеется у каждого живого организма. Все наши образы и состояния мы окрашиваем в цвета эмоций, и хотим при любых обстоятельствах только одного – добиться, чтобы качество нашего состояния в будущем было максимальным из возможного для нас. В любой ситуации мы делаем то, что считаем «лучшим». Правда, эмоциональные оценки у нас субъективны.

Мы вводим в состав наших систем ААУ «подсистему эмоций». За этой подсистемой закреплено много функций. В частности, эта подсистема:

- 1) содержит качественные оценки некоторых образов, передаваемых организму наследственным путем,
- 2) вырабатывает качественную оценку текущего состояния ОУ как функцию от оценок распознанных образов,
- 3) вырабатывает качественные оценки для вновь сформированных образов путем поиска корреляций с текущей оценкой состояния ОУ,

4) содержит в себе аппаратно «защитое» стремление УС к повышению качественной оценки текущего состояния, и некоторые другие функции.

Тем самым, «подсистема эмоций» является одновременно источником постоянной внутренней активности УС и «учителем» в процессе самообучения.

Подсистема «принятия решений» принимает решения на основании:

а) множества распознанных образов (это составляет «условие» в тройке (1)),

б) анализа набора возможных действий и их последствий, записанных в БЗ,

с) критерием принятия решений служит «подсистема эмоций», заставляющая УС выбирать то действие из всех возможных, которое обещает максимально повысить оценку текущего состояния, т.е. способно вызвать образы с наилучшими оценкам, либо вытеснить образы с наихудшими оценками.

В целом управляющая система ААУ представляет собой единый распознающе-управляющий комплекс. УС в одном процессе осуществляет самообучение и управление. В рамках этого комплекса взаимосогласованно решаются следующие задачи:

- автоматическая классификация (задача таксономии);
- распознавание образов;
- поиск знаний;
- представление знаний;
- вывод новых знаний;
- моделирование эмоций;
- принятие решений.

Основное свойство систем ААУ состоит в следующем. При помещении такой УС в объект управления и в среду, свойства которых заранее плохо известны (т.е. это случай, когда трудно построить управление обычным детерминированным способом на основе априорной информации), УС сама находит способ управления данной системой и постепенно улучшает этот способ.

2. Проблемы метода аау и возможности их преодоления

Основная теоретическая проблема нашего подхода состоит в отсутствии в настоящее время четкой процедуры построения УС ААУ для всякого заданного конкретного приложения. Мы имеем своего рода конструктор из нейронов и общую схему УС. Действующие приложения пока собираются эвристически. Причина отсутствия четкой процедуры построения УС достаточно глубокая. Объясним ее на следующем примере. В составе УС имеется система автоматической классификации. Как известно, система автоматической классификации требует априорного задания правил порождения (формирования) классов. Нельзя задать все мыслимые правила. Есть два выхода. Либо на основании априорной информации формируется гипотеза о таких правилах, и затем система их проверяет, либо строится некий поисковый алгоритм, который будет искать эти порождающие правила методом проб. В нервной системе таким правилам, порождающим классы образов, соответствует топология нервной сети и параметры нейронов. А поисковым алгоритмом построения топологии сети в природе является естественный эволюционный отбор. Отсюда вывод: регулярная эффективная процедура синтеза УС ААУ для задаваемых приложений должна содержать в себе поисковый алгоритм определения топологии нейроноподобных сетей, моделирующий процесс эволюционного отбора.

В нейроноподобных сетях системы ААУ одному нейрону соответствует один образ, в отличие от стандартных ИНС, где образу соответствует выходной

вектор. Поэтому сети ААУ являются семантическими, а адаптивность УС ААУ связана не только с адаптивными свойствами самих нейронов, но и с избытком нейронов в ее нейросетях, поскольку в исходный момент множество нейронов соответствует множеству пробных образов. Аналогичное свойство наблюдается и у биологических нервных систем. Отмечается, что множество нейронов мозга «избыточно» в том смысле, что к концу жизни организма использованными оказываются только небольшая часть нейронов. В природе топология нервной системы формируется в основном не самим организмом, а длительным процессом эволюционного отбора при формировании вида. Такую «априорную» настройку топологии конкретной УС ААУ мы можем выполнить двумя способами:

- аналитической оптимизацией УС на основе анализа априорной информации, либо;
- посредством эволюционных поисковых алгоритмов, которые симулируют природный процесс эволюционного отбора.

Второй путь может быть автоматизирован, что делает его весьма перспективным.

На рис. 5 показан пример БЗ, приспособленной к ОУ посредством такого эволюционного поискового метода как генетические алгоритмы (ГА). Можно видеть, что эта БЗ содержит гораздо меньше нейронов, чем БЗ, соответствующая полному перебору.

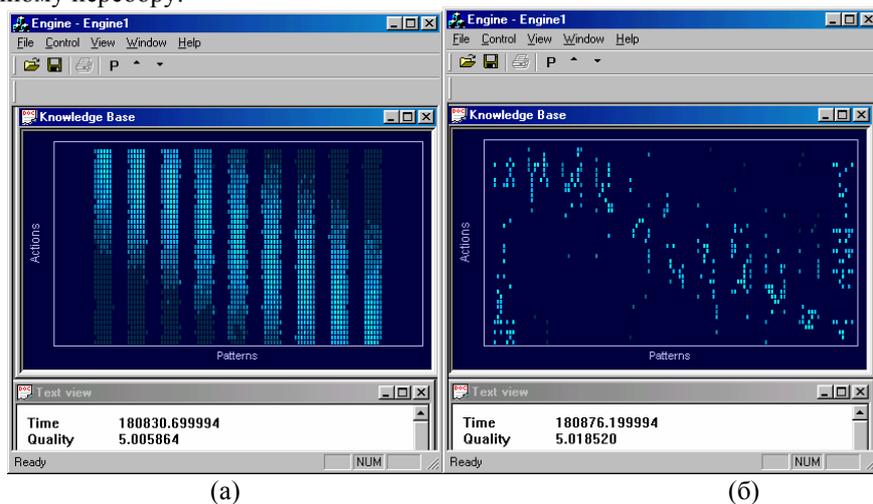


Рис.5. Пример использования генетических алгоритмов для оптимизации нейроноподобных сетей системы ААУ. (а) БЗ системы ААУ, полученная методом случайного равномерного перебора. (б) БЗ системы ААУ, полученная с помощью генетических алгоритмов

Очевидно, что все другие подсистемы УС также могут быть предварительно оптимизированы с помощью поисковых эволюционных алгоритмов, которые могут симулировать этап эволюционного развития «вида» данного ОУ и его УС.

Однако можно говорить и о динамической перестройке нейроноподобных сетей УС ААУ в процессе ее работы. Такие возможности нами исследуются. В биологии это соответствует перестройке нервной сети в пренатальный (до рождения) и постнатальный (после рождения) периоды жизни организма.

В настоящее время нами разрабатываются версии системы ААУ, использующие в своем составе возможности, предоставляемые такими технологиями,

как: генетические алгоритмы [21], нечеткая логика [2], детерминированный хаос [19], искусственные нейронные сети.

3. Практические приложения на основе систем ААУ

На основе метода ААУ нами были разработаны прототипы адаптивных систем управления для различных объектов. Во всех случаях объекты управления были трудноформализуемыми, однако УС ААУ находила способ управления предъявленным объектом и постепенно развивала его, повышая качество управления. Во всех случаях схема УС была одинакова (см. рис. 2), отличия касались только топологии нейроноподобных подсистем, вручную настраивавшихся на образы, семантика которых определялась содержательным смыслом приложения, а также заданными критериями качества управления. Коротко перечислим некоторые из таких приложений.

«**Pilot**» - адаптивная система управления угловым движением космического аппарата [4,10,13,16,17]. Реакции этого ОУ на управляющие воздействия приводов заранее трудно вычисляются, тем более, что они могут меняться в течение полета. Система ААУ эмпирически находит такие закономерные реакции ОУ, запоминает их и использует в управлении. Целевая функция «выживание» здесь связывается с желаемым угловым положением космического аппарата. Для автоматического определения топологии нейроноподобных сетей использовались также генетические алгоритмы.

«**AdCAS**» - система адаптивного управления активной подвеской транспортного средства [24,26]. Здесь требовалось наличие активного элемента в подвеске, например гидравлического привода с высоким давлением, создающего управляющие импульсы, либо амортизатора с управляемой магнито-реологической жидкостью (MRF) переменной вязкости. Необходимость адаптивного управления здесь продиктована трудностью математического описания реакции автомобиля на воздействия привода и изменением этой реакции в течение даже одной поездки автомобиля.

«**Многоуровневая нейроноподобная система управления моделью сердечно-сосудистой системы**» – моделирует адаптивные механизмы управления в сердечно-сосудистой системе [25].

«**Мобильный робот Гном №8**» - адаптивная система управления для модели мобильного робота, демонстрирующая возможность автоматической выработки стереотипов поведения при обходе препятствий [18,23]. Поведение робота воспроизводит поведение ребенка, на своем опыте обучающегося обходить препятствия в помещении.

«**Тактик**» - система поддержки принятия решений при управлении социальными объектами [10]. В этом приложении система ААУ наблюдает за оцифрованными данными, характеризующими процесс управления социальным объектом, накапливает эмпирические знания, и может выступать в роли системы поддержки принятия управляющих решений. Проблема обучения системы решена с использованием архивных данных.

Заключение

На основании опыта разработки прикладных систем ААУ мы убеждены в перспективности и полезности подхода, поскольку он позволяет строить практически полезные адаптивные системы управления без разработки точных математических моделей объектов управления, что обычно составляет большую часть стоимости разработки систем управления.

В дальнейшем мы планируем развивать как собственно системы ААУ, так и способы автоматического синтеза таких систем. Для первой задачи планируется использование в системе ААУ более эффективных методов автоматической классификации, самообучения и т.п. Для второй задачи планируется широко использовать методы эволюционной поисковой оптимизации.

ЛИТЕРАТУРА

1. Zhdanov A.A.. Application of Pattern Recognition Procedure to the Acquisition and Use of Data in Control.// Pattern Recognition and Image Analysis vol.2, N2,1992, 180-194. 15 стр. (ISSN: 1054-6618).
2. Zhdanov A.A.. A principle of Pattern Formation and Recognition.// Pattern Recognition and Image Analysis vol.2, N3,1992, 249-264. 15 стр. (ISSN: 1054-6618).
3. Жданов А.А. Накопление и использование информации при управлении в условиях неопределенности. Сб.н.тр. ИФТП РАН "Информационная технология и численные методы анализа распределенных систем." М.1992, 112-133. 22 стр.
4. Жданов А.А., Б.Б. Беляев, В.В. Мамаев. Использование принципа автономного адаптивного управления в системе угловой стабилизации космического аппарата "Спектр РГ". Сборник "Информационная бионика и моделирование" (п.ред. акад.Лупичева Л.Н.), Изд-во ГосИФТП, 1995, с.87-114. 27 стр.
5. Жданов А.А. Об одном имитационном подходе к адаптивному управлению. Сборник "Вопросы кибернетики". Научный совет по комплексной проблеме "Кибернетика" РАН. М., 1996, С. 171- 206.
6. Жданов А.А. Формальная модель нейрона и нейросети в методологии автономного адаптивного управления. Сборник "Вопросы кибернетики". Научный совет по комплексной проблеме "Кибернетика" РАН. Выпуск 3. М., 1997, С. 258-274.
7. Жданов А.А. О понятии автономного искусственного интеллекта // Сб. научн. тр. Искусственный интеллект в технических системах. М.: Гос.ИФТП. 1997. С. 142-157.
8. Zhdanov A. A. About an Autonomous Adaptive Control Methodology. ISIC/CIRA/(ISAS'98), NIST, Gaithersburg, Maryland. September 14-17, 1998, pp. 227-232.
9. Zhdanov A. A. The Mathematical Models of Neuron and Neural Network in Autonomous Adaptive Control Methodology. WCCI'98(IJCNN'98), IEEE World Congress on Computational Intelligence, Anchorage, Alaska, May 4-9, 1998, pp. 1042-1046.
10. Жданов А. А., Норкин Н. А., Гуриев М. А. Некоторые практические приложения метода автономного адаптивного управления // Сб. научн. тр. Искусственный интеллект в технических системах. Вып. № 19.- М.: Гос.ИФТП. 1998. С. 72-99.
11. Жданов А. А., Метод автономного адаптивного управления // Известия Академии Наук. Теория и системы управления, 1999, № 5, с. 127-134
12. 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.
13. Жданов А.А., Арсеньев С.В., Половников В.А. Об одной методологии автономного адаптивного управления. Труды института системного программирования РАН. 1999. Том 1. М.: Биоинформсервис, 2000. С. 66-83. (англ. том. Zhdanov A.A., S.V. Arsenjev, V.A. Polovnikov, On autonomous adaptive control methodology.// Proceedings of the Russian Academy of Sciences Institute for System Programming. N 1, 1999, pp. 55-70).
14. Жданов А.А., К.В. Одинцов. Возможности представления измерительной информации с помощью формальных нейронов. // Сб. научн. тр. Искусственный интеллект в технических системах. Вып. № 20. М.: Гос. ИФТП. 1999, с. 111-146.
15. A.A. Zhdanov, A.V. Ryadovikov. Neural Models in the Autonomous Adaptive Control Method. Optical Memory and Neural Networks. Vol. 9, No. 2, 2000. Pp. 115-132.
16. Жданов А.А., Б.Б. Беляев. Принципы построения системы управления угловым движением космического аппарата на основе имитации нервной системы. Сб. тезисов докладов XXV академических чтений по космонавтике, Москва, 24-26 января 2001 г. М.: «Война и мир», 2001, с. 126-127.

17. Жданов А. А., Л.В. Земских, Б.Б. Беляев. 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. М.: Война и мир, 2001, с. 128-129.
18. Жданов А.А., Крыжановский М.В., Преображенский Н.Б. О возможности создания систем автономного искусственного интеллекта.// Интеллектуальные и многопроцессорные системы-2001// Тезисы докладов Международной научной конференции. Таганрог: Изд-во ТРТУ, 2001. С. 245-248. ISBN 5-8327-0089-9.
19. Жданов А.А., Устюжанин А.Е., Возможности использования технологии детерминированного хаоса в системах автономного адаптивного управления. // Тр. Ин-та системного программирования: Том. 2. М.: ИСП РАН, 2001. С. 141-179.
20. Жданов А. А., Винокуров А. Н. Нейросетевой метод автономного адаптивного управления. Нейрокомпьютеры: Разработка, Применение. N 2, 2001.
21. 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 7th International Conference on Information Systems Analysis and Synthesis (ISAS 2001), Orlando, USA, July 22-25, 2001. Pp. 404-409, 2001.
22. Жданов А.А., Караваев М.В. Применение нечеткой логики в имитационной системе автономного адаптивного управления. // Тр. Ин-та системного программирования: Том. 3. М.: ИСП РАН, 2002. С. 119-135.
23. Жданов А.А., Крыжановский М.В., Преображенский Н.Б. Нейронная адаптивная система управления. Труды международной конференции "Интеллектуальные и многопроцессорные системы" IMS'2002., С. 115-118. Казивели.
24. www: <http://www.ispras.ru/~zhdanov>
25. www: <http://www.inria.msu.ru/ru/>
26. www: <http://www.atssoft.com/>

УДК 621.322

Г.Ф. Нестерук, Л.Г. Осовецкий, Ф.Г. Нестерук

Санкт-Петербургский государственный университет информационных технологий, механики и оптики «ИТМО», каф. Безопасные информационные технологии, 197101, Санкт-Петербург, ул. Саблинская 14, тел: (812)233-86-51, факс: (812) 380-00-34, E-mail: cit@mail.ifmo.ru

АДАПТИВНАЯ МОДЕЛЬ НЕЙРОСЕТЕВЫХ СИСТЕМ ИНФОРМАЦИОННОЙ БЕЗОПАСНОСТИ

Эволюция систем информационных технологий (ИТ) происходит в направлении создания интеллектуальных средств с элементами самоорганизации, в которых присутствуют процессы *зарождения, адаптации и развития* [1-3].

Одним из основных положений системного подхода можно считать наличие в информационно безопасных системах ИТ *иерархии адаптивных СЗИ*: нижний уровень СЗИ, на котором осуществляются иммунологические функции проверки формы представления информации, и верхний уровень СЗИ для осуществления рецепторных функций связи с внешней средой и накопления опыта. Базовыми положениями также являются (1) *связность* и (2) *моделируемость*. В соответствии с (1) при разработке эффективной системы безопасности систем ИТ целесообразно рассматривать объект защиты комплексно, как составную часть сложной кибернетической системы, объединяющей в единой модели объект защиты, внешнюю среду, средства защиты и угрозы злоумышленника как взаимосвязанные элементы, а