

НЕЙРОСЕТЕВОЕ АДАПТИВНОЕ УПРАВЛЕНИЕ

УДК 519.7

МЕТОД АВТОНОМНОГО АДАПТИВНОГО УПРАВЛЕНИЯ*

© 1999 г. А. А. Жданов

Москва, Институт системного программирования РАН

Поступила в редакцию 10.03.99 г.

В статье рассматриваются основные положения методологии построения управляющих систем на имитационных принципах, которая названа методом автономного адаптивного управления. Из общих для всех нервных систем свойств: дискретности строения и принципа действия, высокой неопределенности начальных знаний и приспособленности аппаратно-программной компоненты, а также необходимости осуществления управления и обучения в одном процессе, выводится принцип действия и строение управляющей системы. Предлагаются конкретные решения, позволяющие строить практически действующие управляющие системы, работающие с сравнительно простыми знаниями. Решения описывают способы построения формальных нейронов, подсистем формирования и распознавания образов, базы знаний, принятия решений и аппарата эмоций. Названы примеры практических приложений.

Введение. Успехи прагматического направления исследований по искусственному интеллекту отодвинули в последние два десятилетия на второй план представляющую фундаментальный интерес проблему исследования принципов управления в живом и их имитации, поставленную в свое время Н. Винером [1]. Имитационное направление, которому уделяли внимание такие исследователи, как У. Кеннон [2], П. К. Анохин [3], А. А. Ляпунов [4], М. Месарович [5] и мн. др., всегда являлось источником радикальных идей, которые прагматическое направление доводило в эволюционном порядке до практически полезных реализаций. Обратное воздействие прагматики на имитацию также плодотворно, поскольку привносит новый математический и технический инструментарий, позволяющий строить и исследовать математические модели систем.

На наш взгляд, в настоящее время после 50-летнего развития в прагматическом направлении формальных моделей нейрона и нейросети, предложенных У. Маккалоком и У. Питтсом в 1943 г. [6] и Ф. Розенблаттом в 1953 г. [7] (направление получило название “искусственные нейронные сети (ИНС)”), наступает необходимость перехода к более адекватным действительности моделям нейрона, нервной системы и мозга. С одной стороны, накопился груз претензий к используемым в ИНС сильно упрощенным моделям нейрона и нейросети, претендующим, в лучшем случае, на простую модель небольшого регулярного участка нервной системы. С другой стороны, складывается впечатление, что в научном сообществе уже наработан и достаточно развит но-

вый идейный, математический и программно-аппаратный инструментарий, который в совокупности может придать проблеме имитации новый импульс. Не имея здесь возможности перечислить все соответствующие достижения, выскажем убеждение, что на основе идей системного подхода, математического аппарата теории распознавания, теории принятия решений, информационных систем представления знаний, нейросетевых технологий и современных аппаратно-программных средств можно построить новые имитации нервных систем и развить их до практически полезного уровня.

1. Имитационный метод автономного адаптивного управления. Здесь коротко представим основные положения одной концептуальной модели нервных систем, названной методом “автономного адаптивного управления” (ААУ) [8–21].

Пусть под *объектом управления* (ОУ) понимается моделируемый организм, под *управляющей системой* (УС) – моделируемая нервная система, под *системой* – совокупность УС, ОУ и среды.

Примем следующие четыре исходных условия, характерных для нервных систем.

1. “Условие автономности”, под которым будем понимать только то обстоятельство, что УС – подсистема ОУ, т.е. УС находится на борту ОУ и осуществляет управление на основе знаний, добываемых самостоятельно, взаимодействуя со своим окружением посредством *блока датчиков* (БД) и *исполняющего органа* (ИО). Тем самым $УС \subset ОУ \subset \text{Среда} = \text{Система}$, $УС \cup БД \cup ИО = ОУ$.

2. “Условие дискретности”, которое отражает дискретность структуры УС (конечное множест-

* Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ (грант 97-01-00137).

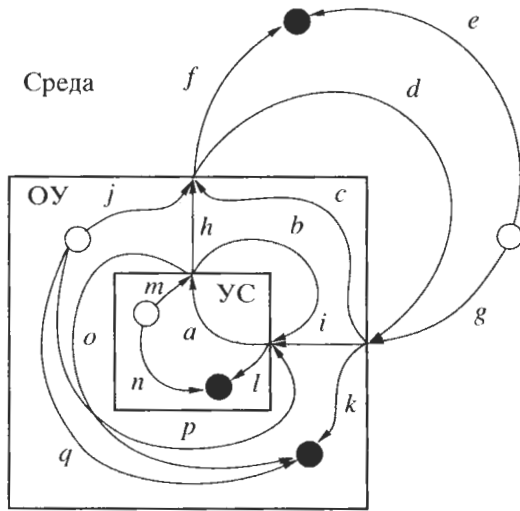


Рис. 1.

во нейронов, связей, датчиков, исполнителей) и принципа ее функционирования (дискретность нервных импульсов, образов – как элементов информации, моментов времени). Однако при этом возможен непрерывный характер изменения некоторых параметров, таких, как размеры синапсов, частотные характеристики импульсных последовательностей.

3. “Условие максимальной начальной приспособленности” отражает наличие приспособленности ОУ и УС к усредненным условиям жизни ОУ в данной среде в результате действия механизмов типа естественного отбора, что определяет типы датчиков и исполнителей, классы потенциально возможных в данной системе образов, оценки качества важнейших для ОУ образов, и т.п. При синтезе ОУ и УС процесс естественного отбора должен быть заменен максимальным использованием априорной информации.

4. “Условие минимума исходных знаний” отражает наличие информационных пространств, которые должны быть заполнены знаниями, найденными УС в процессе функционирования в реальной системе. Это условие соответствует наличию неопределенности свойств системы, максимальной для УС в момент начала ее функционирования.

Целевыми функциями УС должны быть а) выживание ОУ и б) накопление знаний. Эти две целевые функции взаимосвязаны в том отношении, что достижение одной из них повышает вероятность достижения другой.

Из сказанного вынужденно следует представление о системе (рис. 1), в котором можно видеть ОУ, погруженным в среду, УС погруженной в ОУ. Пусть каждый из этих макрообъектов оказывает воздействия на систему через свой выход.

Каждый из макрообъектов пусть воспринимает воздействия системы через свой вход. Кроме того, в системе важно наличие источников случайных воздействий (белые кружки на рисунке – “источники”) и мест поглощения воздействий (черные кружки на рисунке – “стоки”). Такая схема позволяет увидеть все возможные маршруты распространения воздействий в системе (помеченные буквами стрелки на рисунке) [8].

Очевидно, что для достижения своих целевых функций УС должна найти те из воздействий h , которые образуют цикл “управляемого взаимодействия (УВ)” $h \rightarrow d \rightarrow i \rightarrow a \rightarrow h \rightarrow \dots$, зафиксировать информационное отображение цикла УВ в своей памяти – базе знаний (БЗ), оценить полезность тех или иных элементов знаний и использовать эти знания для выживания, одновременно прилагая усилия для получения и накопления новых знаний. Здесь a – информационный процесс в УС, h – процесс преобразования информационных команд в физические воздействия, d – различные процессы в окружающей среде, i – процесс преобразования части входных воздействий в информационные входные сигналы для УС. Наличие в системе истоков и стоков вносит в УВ многочисленные случайные компоненты и приводит к потерям информации. Накапливая знания, УС стремится к уменьшению неопределенности в своем отображении УВ [9].

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

Первая задача, которую должна и может решать УС, состоит в нахождении неслучайных регулярных пространственно-временных комбинаций компонент в потоке входных векторов $V_a(t_1), V_b(t_2), \dots, V_c(t_k), \dots, V_d(t)$. Произвольные примеры трех таких комбинаций показаны на рис. 2.

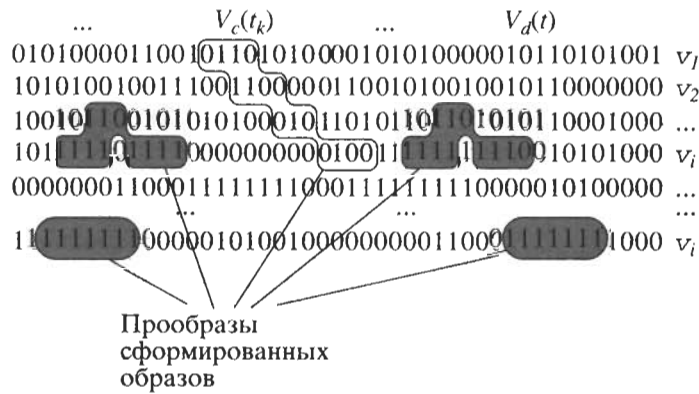


Рис. 2.

Если УС обнаруживает наличие такой регулярности, то УС должна: а) запомнить информацию о ней как самостоятельный объект – образ [9,10], б) уметь распознавать прообраз этого образа во входной информации (регулярность, которая привела к формированию образа) при его последующих появлениях, в) при накоплении достаточной статистической надежности уметь распознавать образ протяженного во времени прообраза раньше, чем закончится его наблюдение на входных полюсах и при наличии помех, г) оценить соответствие этого образа целевой функции выживания ОУ.

Пути к решению последней задачи мы видим в организации в УС специальной подсистемы, которая эквивалентна аппарату эмоций в живом организме. Это многофункциональная подсистема, основная функция которой – соотносить отвлеченные информационные сигналы, например, сигналы о распознавании образов, отображающих текущие состояния ОУ, с объективной полезностью или опасностью их прообразов для выживания ОУ. Безусловно, такая оценка для важнейших состояний ОУ (температура среды, количество поглощенной пищи и т.п.) может быть найдена опытным путем в эволюционной предыстории предков ОУ, а для искусственных ОУ – выведена из априорной информации. Оценки для образов, которые связаны с конкретными условиями существования данного ОУ, могут быть найдены УС опытным путем посредством корреляционного анализа фактов распознавания этих образов и значений текущей интегральной оценки состояния ОУ, которую обозначим S^i . В свою очередь, текущее значение оценки S^i зависит от оценок всех распознанных в текущий момент образов. Формальное описание способов получения таких оценок (фактически – аппарата эмоций) дано в [11]. Здесь обратим внимание на две важные функции аппарата эмоций. Это закрепленное в УС стремление к получению все более высоких оценок S^i , что является причиной

постоянной активности УС, направленной на достижение обеих указанных целевых функций. Кроме того, текущее значение оценки S^i определяет целесообразную глубину просмотра базы знаний при принятии решений в текущей ситуации (для быстрого принятия решения в угрожающей ситуации можно не анализировать второстепенные последствия выбираемого действия – образы с меньшими оценками).

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

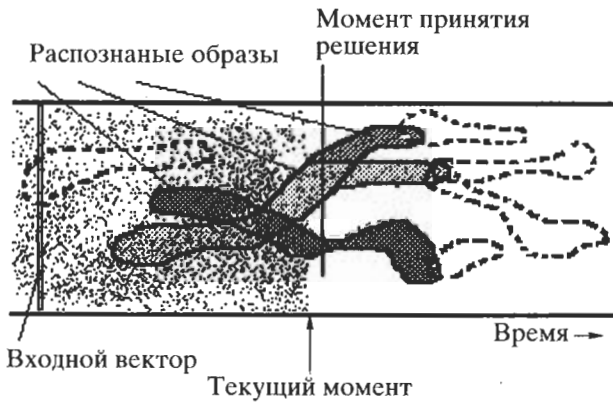


Рис. 3.

о действии *l*, *iii*) информация о ситуации *b*. Поскольку, по определению, прообраз сформированного образа – явление не случайное, то данную тройку можно интерпретировать как импликацию “условие → действие → следствие”. Очевидно, что в данной ситуации могло быть распознано два или более образов (рис. 3), имеющих одинаковое условие (ситуацию *a*), разные действия (действие *e*) и, возможно, разные следствия (ситуацию *c*).

Итак, если в некоторый момент *a*) УС одновременно распознает несколько временных образов, при этом *б*) распознавание наступило раньше окончания наблюдения прообразов, *в*) в составе прообразов ожидаются альтернативные действия, ведущие к альтернативным последствиям, *г*) распознанные образы имеют свои оценки, то появляется возможность принятия решения на основании сравнения ожидаемых приращений интегральной оценки качества состояния S' для альтернативных действий [10, 11].

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

Поскольку постоянно идет формирование новых образов, то возможна ситуация, когда альтернативные действия, приносящие ранее одинаковый конечный результат – распознавание одинаковых образов, начнут различаться в отношении новых сформированных образов, т.е. более тонких последствий выбираемого действия. Учет этих различий делает действия УС со временем все более точными, а их последствия –

все более предсказуемыми [9, 11]. Это одна из возможностей саморазвития УС.

Рассмотренная интеллектуальная управляющая система обладает следующими основными свойствами.

Поведение УС мотивируется, определяется, направляется и оценивается аппаратом эмоций, сублимирующим в своей функции цели выживания и накопления знаний.

УС обладает внутренней активностью, направленной на расширение знаний, повышающих вероятность выживания.

УС обладает свойствами адаптивности и саморазвития. Именно, формируются и оцениваются новые образы, формируются и уточняются новые действия, увеличивается глубина прогнозирования последствий альтернативных вариантов действий и др.

Знания УС сильно зависят от ее индивидуального опыта, в том числе от случайных событий, т.е. УС обладает своей индивидуальностью.

Система с подобными свойствами не соответствует общепринятому пониманию и назначению систем искусственного интеллекта (ИИ), к которым сегодня относят экспертные системы, распознающие системы, нейросети, лингвистические процессоры и робототехнику. Поэтому предлагается выделить системы с подобными свойствами в отдельное направление “систем автономного искусственного интеллекта” (АИИ) [13]. Если основное назначение систем ИИ – быть исполнителями заданий, поступивших извне от пользователя, то назначение систем АИИ – выжить и накопить знания, подчиняясь более свободному от внешних управляющих воздействий внутреннему целеполаганию. Помимо теоретического интереса, прагматическое значение систем АИИ, имитирующих естественные организмы, может состоять в их способности к выживанию, работе и накоплению знаний в плохоформализуемых условиях, требующих адаптации и саморазвития.

2. Проблемы создания систем ААУ и пути их реализации. Как видно из сделанного качественного описания рассматриваемых систем, их реализация сопряжена с необходимостью решения непростых задач, некоторые из которых здесь перечислим.

1. **Задача формирования и распознавания образов (ФРО)** в потоке входной многоканальной информации [10, 11]. В общем виде на вход ОУ поступают непрерывные воздействия различной физической природы (такая информация как зрительная, звуковая и т.д.). Аппарат ФРО должен в процессе самообучения сформировать множество дискретных образов, соответствующих классам пространственно-временных регулярностей и далее распознавать такие образы. Распознавае-

мые образы порождают формирование образов над образами, т.е. образов более высокого порядка. Переход от непрерывных величин к дискретным должен происходить уже в БД. В нетривиальных случаях при отсутствии априорного алфавита классов такого рода задача является трудной. В некоторых условиях для построения БД и/или начальных трактов аппарата ФРО возможно применение перцептронов и генетического подхода либо использование аппарата эмоций в качестве учителя. Напомним, что задача распознавания образов даже таких простых регулярностей, как периодические компоненты во временных рядах, требует применения сложного математического аппарата анализа временных рядов. Мы полагаем, что поиск неслучайных составляющих во входном многоканальном потоке входных данных должен основываться на аппарате корреляционного анализа, тогда решение о формировании нового образа может приниматься при накоплении достаточных статистических оснований.

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

На вход нейрона n_w в момент t поступает двучленный вектор $\mathbf{X}^t = (x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_m)$ и сигнал S_w^t . В момент $t + 1$ нейрон производит выходные сигналы O_w^{t+1} и S_{wk}^{t+1} согласно логическим выражениям $O_w^{t+1} = \neg S_w^t \& ((b_w^t \& l_w^t) \vee O_w^t)$ и $S_{wk}^{t+1} = b_w^t \& l_w^t \& g_w^t$. Значение сигнала b_w^t в точке “ b ” определяется зависимостью $b_w^t = 1$, если $h_w/m \geq p(N^t)$, и $b_w^t = 0$ в других случаях. Здесь h_w – число таких компонент x_i вектора \mathbf{X}^t , которые имеют значение 1 в момент t ; N^t – число событий $b_w^t = 1$ в предыстории этого нейрона от $t = 0$ до t ; $p(N)$ – сигмоидальная функция. Последняя определена для значений $N = 0, 1, \dots$, и уменьшается от некоторого значения $p(0) = p_{\max}$, $p_{\max} \leq 100\%$, до значения $p(\infty) = p_{\min}$, $p_{\min} < p_{\max}$. Кроме того, $p(M) = p_M$, $p_{\min} < p_M < p_{\max}$, где M – константа. Значения p_{\max} , p_M , p_{\min} и M задаются для каждого нейрона априори. Переменная l_w^t показывает состояние элемента l_w в момент t и может принимать значения 0 или 1 согласно условию: $l_w^t = 0$, если $N^t < M$, и $l_w^t = 1$ иначе.

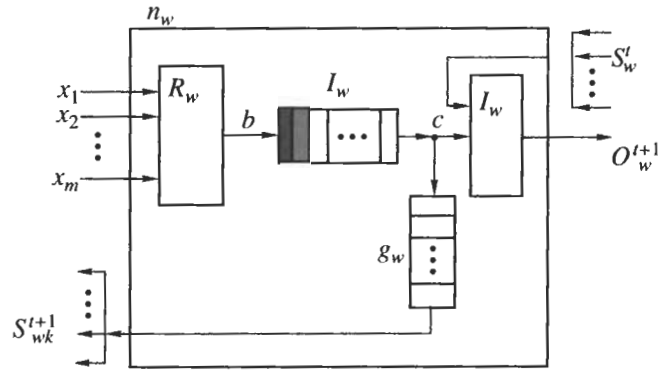


Рис. 4.

Элемент T подобен триггеру, который переключается сигналом $(b_w^t \& l_w^t) = 1$ (см. точку “ c ” на рис. 4) в состояние, при котором выходной сигнал O_w^{t+1} становится равным 1, и сигналом $S_w^t = 1$ переключается в состояние, при котором выходной сигнал O_w^{t+1} принимает значение 0. Переменная g_w^t определяется условием $g_w^t = 0$, если $Z^t < L$, и $g_w^t = 1$ иначе, где Z^t – число единичных сигналов, наблюдававшихся в точке “ c ” в течение предыстории. Константы L определены для каждого нейрона.

Векторы \mathbf{X}^t , для которых $b_w^t = 1$, “обучают” нейрон (число N увеличивается). Число M для нейрона подобрано так, чтобы N не превысило M за время жизни нейрона, если такие векторы \mathbf{X}^t есть случайные явления. С другой стороны, число N достигнет величины M в случае, если этот вектор – неслучайное явление в системе (с заданной вероятностью ложной тревоги). Если событие $N^t = M$ случится с нейроном n_w , то мы говорим, что нейрон n_w обучен и образ O_w сформирован начиная с этого момента t . Необратимый процесс роста N от 0 до M в нейроне n_w есть процесс обучения нейрона n_w и тем самым – процесс формирования образа O_w . Если образ сформирован, то он не может уже быть “расформирован” (перечисление УС происходит за счет доучивания). (Память о прежних образах и знаниях сохраняется в обученных нейронах.) Сформированный образ может быть распознан в текущий момент ($O_w^{t+1} = 1$) или может быть не распознан ($O_w^{t+1} = 0$). Несформированный образ не может быть распознан.

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

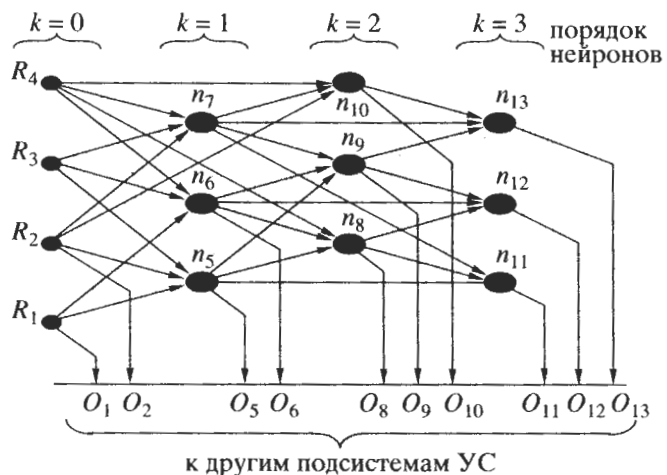


Рис. 5.

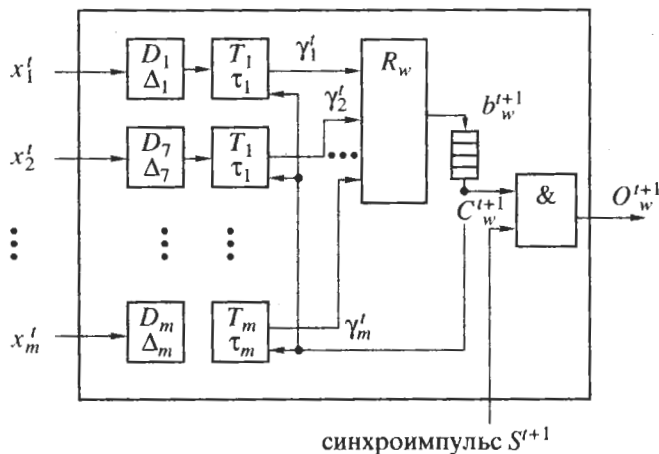


Рис. 6.

Итак, эта модель нейрона содержит три необратимо обучаемых элемента: R_w , l_w и g_w , и один триггерный элемент T_w . Выходной сигнал нейрона генерируется на следующем такте после получения входного вектора. Поскольку в общем случае нейрон может быть соединен не со всеми нейронами предыдущего слоя (рис. 5), то прообразом образа является пространственно-временная последовательность сигналов на входе нейросети. Входы данного нейрона могут не иметь весов, в этом случае нейрон различает только единичные векторы с учетом полноты их состава, задаваемой функцией $p(N)$. Нейрон обучается под воздействием единичных (с учетом функции $p(N)$) входных векторов, другими словами, нейрон способен обнаружить коррелирующие единичные сигналы, если они подаются на входы нейрона. На рис. 6 показана модификация данного нейрона (нейрон *тунга II*), учитывающая синаптические и другие возможные задержки Δ_i на отдельных синапсах, а также актуальную длительность τ_i сигнала, которая может быть связана, например, с шириной и скоростью прохождения волны деполяризации в месте аксонного холмика нейрона, и другими причинами, определяющими характерную длительность импульса, воспринимаемого элементом R_w как единичный сигнал. Будем полагать, что характерная длительность возбуждения, соответствующая единичному выходному сигналу $y_i = 1$ триггерного элемента T_i , поддерживается не дольше, чем в течение времени τ_i . Величины задержек Δ_i и τ_i задаются при синтезе УС. Обучаться будет тот нейрон, у которого величины задержек совпадают с характером входного сигнала.

Следующая модификация нейрона связана с моделированием известного факта ускорения роста тех синапсов, по которым приходят коррелирующие входные сигналы [17]. Это позволяет

нейрону реагировать не только на единичный вектор, но на любую неслучайную комбинацию единичных входных сигналов.

Итак, сеть, собранная из рассмотренных нейронов (фрагмент сети см. на рис. 5), способна решать задачу ФРО. При этом априорная информация определяет топологию сети, а неопределенность требует соответствующего избытка нейронов. В сети обучаются те нейроны, на которые отображаются пространственно-временные закономерности входного потока информации.

2. *Построение базы знаний и аппарата принятия решений.* Поскольку рассмотренный нейрон фактически обнаруживает коррелирующие сигналы, то на его основе можно построить БЗ, где отдельный нейрон фиксирует рассмотренную выше тройку “образ условия – образ действия – образ следствия” [9, 11, 12, 14–17, 20]. В элементарном случае БЗ может быть представлена трехмерной матрицей нейронов, измерения и размерности которой соответствуют образам указанной тройки множеств. Принятие решения осуществляется обученными нейронами, что становится возможным при уменьшении порога $p(N)$.

3. *Построение аппарата эмоций.* Идея определения оценок качества образов также основана на корреляционном анализе сигналов от распознанных образов и сигналов оценки S^t текущего состояния ОУ [11]. Поэтому эту задачу также можно решать с помощью сети из указанных нейронов. В целом УС, построенную по методу ААУ, в упрощенном виде можно изобразить следующей схемой (рис. 7).

Заметим, что предложенная схема допускает весьма простые решения. Так, в указанной тройке множеств “множество образов условия – множество образов действия – множество образов результатов” каждое из распознаваемых мно-

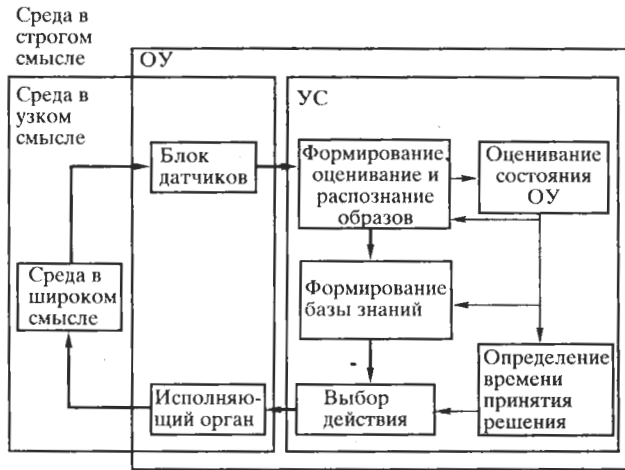


Рис. 7.

жеств может быть представлено, например, всего одним образом [20]. Даже такое простое решение позволяет строить практически полезные приложения [16]. Круг приложений систем ААУ будет расширяться по мере нахождения способов сокращения необходимого избытка нейронов. Пути решения проблемы мы видим в: а) разработке методики задания оптимальной топологии нейронных подсетей УС на основе использования априорной информации об объекте управления, б) использовании генетических алгоритмов для выращивания сетей УС, в) применении известных методов поиска для динамического построения и перестроения сетей УС, а также использования элементов других технологий.

Назовем несколько примеров прототипов практических приложений, разработанных нами на основе метода ААУ [16, 19]. Это адаптивная система "Pilot" для стабилизации углового движения космического аппарата (проект выполнен для НПО им. С.А. Лавочкина и ЦНИИ Машиностроения). Прототип системы поддержки принятия решений "Тактик" при управлении социальными объектами (проект выполнен для Аналитического Центра при Президенте РФ). Адаптивная система управления "Captain" для управления классом динамических объектов с нелинейными осциллирующими компонентами [21]. Как следует из сказанного выше, отличие предлагаемой нейросетевой реализации систем ААУ от традиционных нейросетей состоит в "управляющей парадигме" данного подхода, в комплексе решающей весь спектр задач, необходимых для адаптивного управления, тогда как традиционные нейросети решают только задачу классификации.

Значение рассмотренного подхода ААУ к построению управляющих систем состоит в том, что он позволяет строить действующие, хотя и со

сравнительно небольшим пока числом ($\sim 10^4 - 10^5$) образов, но практически полезные быстродействующие адаптивные управляющие системы для управления объектами, плохо поддающимися формализации. С другой стороны, по мере увеличения возможного числа эмулируемых нейронов, а также по мере решения проблем перехода от континуальных величин к дискретным "интеллект" системы ААУ (с какого-то момента – и систем АИИ) может возрастать в пока трудно предсказуемых пределах.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Винер Н. Кибернетика. М.: Сов. радио, 1968.
2. Cannon W.B. Bodily Changes in Pain, Hunger, Fear and Rage // Appleton-Century, 1929.
3. Анохин П.К. Теория функциональной системы // Тр. междунар. симпоз. по техническим и биологическим проблемам управления (Ереван, 24-28 сент. 1968 г.). Общие вопросы физиологических механизмов. Анализ и моделирование биологических систем. М.: Наука, 1970.
4. Ляпунов А.А., Беликова М.А. О кибернетических вопросах биологии // О некоторых вопросах кодирования и передачи информации в управляющих системах живой природы. Новосибирск, 1971.
5. Mesarovic M.D. Conceptual basic for a mathematical theory of general systems // Kybernetes. 1972. V. 1.
6. McCulloch W.S., Pitts W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity // Bull. Math. Biophys. 1943. V. 5.
7. Розенблат Ф. Принципы нейродинамики. М.: Мир, 1965.
8. Жданов А.А. О подходе к моделированию управляемых объектов // Сообщение по прикладной математике. М.: ВЦ РАН СССР, 1991.
9. Zhdanov A.A.. Application of Pattern Recognition Procedure to the Acquisition and Use of Data in Control // Pattern Recognition and Image Analysis (ISSN: 1054-6618), 1992. V. 2. № 2.
10. Zhdanov A.A. A principle of Pattern Formation and Recognition // Pattern Recognition and Image Analysis (ISSN: 1054-6618). 1992. V. 2. № 2.
11. Жданов А.А. Об одном имитационном подходе к адаптивному управлению // Вопросы кибернетики. Научный совет по комплексной проблеме "Кибернетика" РАН. Вып. 2. М., 1996.
12. Жданов А. А. Формальная модель нейрона и нейросети в методологии автономного адаптивного управления // Вопросы кибернетики. Научный совет по комплексной проблеме "Кибернетика" РАН. Вып. 3. М., 1997.
13. Жданов А.А. О понятии автономного искусственного интеллекта // Сб. научн. тр. "Искусственный интеллект в технических системах" М.: Гос.ИФТП, 1997.
14. Zhdanov A. A. About an Autonomous Adaptive Control Methodology. ISIC/CIRA/(ISAS'98), NIST, Gaithersburg, Maryland. September 14-17, 1998.

15. Zhdanov A. A. The Mathematical Models of Neuron and Neural Network in Autonomous Adaptive Control Methodology. WCCI'98(IJCNN'98) // IEEE World Congress on Computational Intelligence, Anchorage, Alaska, May 4-9, 1998.
16. Жданов А. А., Норкин Н. А., Гуриев М. А. Некоторые практические приложения метода автономного адаптивного управления // Сб. научн. тр. "Искусственный интеллект в технических системах". Вып. 19. М.: Гос.ИФТП, 1998.
17. Жданов А. А., Винокуров А. Н. Система проектирования и исследования нейронных сетей "СПИНС" в методологии автономного адаптивного управления // Сб. научн. тр. Всероссийской научн.-техн. конф. "Нейроинформатика-99". V. 1. М.: МИФИ, 1999.
18. Рябовиков А. В., Жданов А. А. О некоторых формальных моделях нейронов // Сб. научн. тр. Всероссийской научн.-техн. конф. "Нейроинформатика-99". V. 1. М.: МИФИ, 1999.
19. Жданов А. А., Арсеньев С. В. О некоторых приложениях принципа автономного адаптивного управления // Сб. научн. тр. Всероссийской научн.-техн. конференции "Нейроинформатика-99". V. 3. М.: МИФИ, 1999.
20. Жданов А. А., Винокуров А. Н. О нейросетевом методе "Автономного адаптивного управления" // Сб. докл. V Всероссийской конф. "Нейрокомпьютеры и их применение (НКП-99)". М., 17-19 февраля 1999.
21. <http://www.ispras.ru/~zhdanov/>