

Д.Ю. ПОНОМАРЕВ, А.А. ЖДАНОВ, А.Н. ЧЕРНОДУБ

Институт системного программирования РАН, Москва

E-mail: alexander.zhdanov@ispras.ru

**ОБ ОДНОМ ПОДХОДЕ К РЕАЛИЗАЦИИ СИСТЕМ
АВТОНОМНОГО АДАПТИВНОГО УПРАВЛЕНИЯ НА БАЗЕ
ТРАДИЦИОННЫХ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ
СЕТЕЙ**

Аннотация

В данной статье описывается возможный способ реализации самообучаемых в процессе управления систем автономного адаптивного управления (ААУ) на основе традиционных ИНС.

D. Ju. PONOMARIOV, A.A. ZHDANOV, A. N. CHERNODUB

Institute for System Programming RAS, Moscow

E-mail: alexander.zhdanov@ispras.ru

**THERE ARTICLE'S NAME WILL BE PLACED (IT WILL BE
CLEAR AFTER WRITING)**

Abstract

In this article we describe the way to develop self-learning autonomous adaptive control systems with using traditional ANN.

Начиная с 50-х гг. XX века широкое распространение получил так называемый «интеллектуальный» подход к построению автономных систем управления. Одним из главных отличий такого способа построения управляющих система является отказ от априорного задания математической модели объекта управления. При этом, управление строится на основе эмпирических «знаний», полученных либо от экспертов (экспертные системы, системы на основе нечеткой логики), либо извлеченные из обучающей выборки (искусственные нейронные сети), либо автоматически получаемых самой системой управления непосредственно в процессе взаимодействия с объектом (системы с подкрепляющим обучением и др.). К этому ряду методов относится развиваемый авторами метод «Автономного адаптивного управления» (ААУ) [1], основанный на концептуальной модели нервной системы живых организмов.

Наиболее органичной реализацией системы ААУ, как модели нервной системы, является сетевая (коннекционистская) структура, состоящая из моделей нейронов, синапсов, рецепторных элементов, нервных импульсов. При построении таких систем мы опираемся на следующую гипотезу: чем более полно соответствуют оригиналу используемые модели нейрона, синапса, рецепторного элемента и других «базовых блоков» естественных нервных систем, тем более похожее на «живое» поведение должна демонстрировать программа, собираемая из подобных «базовых блоков».

Предложенные английскими учеными Мак-Каллохом и Питтсом в 40-х годах прошлого века математические модели нейронов [2], названных позднее «формальными нейронами», были первыми попытками математической формализации нервных систем на основе моделей нейронов, принятыми на тот момент у биологов. Такие искусственные нейронные сети (ИНС), составленные из формальных нейронов с регулярными связями между слоями, продемонстрировали ряд свойств, характерных для естественных нервных систем. Наиболее важным из этих свойств является способность обучаться по предварительно заданной выборке. Например, такую сеть можно обучить распознаванию графических образов. Этот результат очень заинтересовал инженеров-практиков и ученых-математиков, и подавляющая доля усилий с тех пор была направлена на расширение и закрепление именно этого свойства традиционных ИНС. Однако, в деле моделирования поведения живых организмов, успехи ИНС являются менее впечатляющими. В тех случаях, когда акты обучения должны перемежаться с актами распознавания, ИНС не может работать, т. к. при попытке дообучить ранее обученную сеть возникает эффект «катастрофического забывания». Кроме того, ИНС требует наличия некоторого внешнего наблюдателя, который а) знал бы целевой вектор б) мог бы сравнивать выходной вектор ИНС с целевым вектором, вычисляя рассогласование в) мог бы управлять весами всех межнейронных связей в функциональной зависимости от указанного рассогласования. В биологической системе такого наблюдателя нет, принимая во внимание астрономическое число выходов и межнейронных связей, которые такой наблюдатель должен проанализировать и изменить на каждом такте. Нет и «учителя», который организовал бы процесс демонстрации объектов из обучающей выборки. По нашему убеждению, нейрон должен представлять собой самообучаемый элемент, задачей которого является обнаружение закономерности во входном потоке векторов, с последующим распознаванием найденной закономерности. В

этом случае внешний наблюдатель не требуется, так как задача самообучения решается самим нейроном на основе принятия некоторых статистических решений. Роль внешнего учителя при этом играет наличие или отсутствие обратной связи всего процесса управления. Если закономерность, обнаруженная данным нейроном, правильная, то «маршрут» управления, замыкается обратной связью через среду и возвращается к данному нейрону, что и играет роль учителя или подкрепления.

В соответствии с осознанными нами противоречиями, которые названы в перечисленных пунктах, и разработаны системы ААУ [1], а также модели нейронов, из которых такие системы можно конструировать [3].

С помощью таких моделей нейронов, можно конструировать основные подсистемы системы ААУ: подсистему формирования и распознавания образов (ФРО), базу знаний (БЗ) и другие. В целом, можно говорить, что нейроноподобная реализация системы ААУ создана и работает. В частности, она действует в качестве адаптивной системы управления компьютерной моделью мобильного робота "Гном № 8", в которой адаптивная управляющая система ААУ реализованная на нейронах, представляет собой, тем самым, некоторую простую модель нервной системы. Свойства управляющей системы робота Гном №8 состоят в том, что робот самостоятельно и постепенно находит способы взаимодействия с объектами в среде, автоматически вырабатывая стереотипы поведения, подобно новорожденному организму. В качестве априорной информации закладываются только «эмоциональные оценки», которые испытывает робот при соприкосновении с препятствиями тактильными датчиками. Обучение нейроноподобной системы управления робота происходит непосредственно в процессе управления, так что качество управления повышается постепенно в процессе «жизни» робота.

Однако, использование в качестве «базового блока» разрабатываемых систем управления нейронов из системы ААУ, существенно отличающихся от общеизвестных «формальных нейронов», часто вызывает непонимание у специалистов по искусственным нейронным сетям. Это мешает нашему стремлению объединить нейроноподобную технологию ААУ с технологией традиционных ИНС, в которой имеется множество полезных решений, глубокая теория, математический аппарат, в рамках которой работает множество специалистов.

Нами предпринимались попытки воспроизвести систему ААУ как традиционную нейросеть на базе известных алгоритмов обучения.

Однако, как и предполагалось, построить систему ААУ с помощью ИНС оказалось очень трудно, в основном из-за возникающей проблемы катастрофического забывания. Некоторых частичных результатов удалось добиться с помощью сетей адаптивного резонанса [4]. Однако в целом мы не удовлетворены полученными результатами. В настоящей работе представлено другое решение этой проблемы, состоящее в том, что с помощью ИНС воспроизводится не непосредственно функция управляющей системы ААУ в целом, а только сам нейроподобный элемент ААУ. Если, как оказалось, нейрон ААУ можно построить на базе средств ИНС, то это открывает дорогу к построению всей самообучаемой системы ААУ на базе ИНС. Нейрон ААУ удалось построить средствами ИНС в виде 7-слойной нейросети прямого распространения из 8-ми нейронов [5].

Не очень давно в направлении ИНС появился так называемый «модульный» подход, при котором архитектура нейросети задается из нескольких сетей, обрабатываемых в заранее заданном порядке. Система ААУ, составленная из множества некоторым образом соединенных 7-слойных нейросетей, на наш взгляд, соответствует «модульной» архитектуре.

Рассмотрим структуру и схему работы «нейроподобного элемента» из системы ААУ [3].

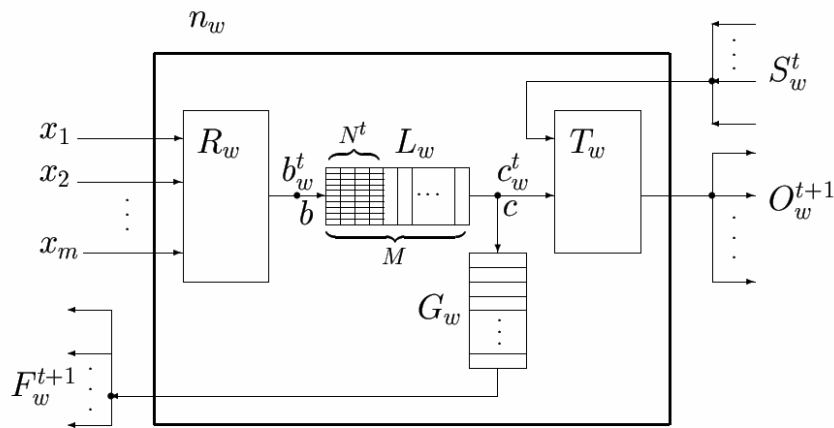


Рис. 1. Формальный нейрон, принятый в методологии ААУ.

На вход формального нейрона n_w (см. Рис. 1) в момент t поступает двоичный вектор $\vec{X}^t = (x_1, x_2, \dots, x_m)$ и сигнал S_w^t . В момент $t+1$ нейрон производит выходные сигналы O_w^{t+1} и F_w^{t+1} согласно логическим выражениям $O_w^{t+1} = \neg S_w^t \& ((b_w^t \& l_w^t) \vee O_w^t)$ и $F_w^{t+1} = b_w^t \& l_w^t \& g_w^t$. Значение сигнала b_w^t в точке « b » определяется зависимостью $b_w^t = 1$, если $h_w / m \geq \rho(N^t)$, и $b_w^t = 0$ в других случаях. Здесь h_w – число таких компонент x_i вектора \vec{X}^t , которые имеют значение 1 в момент t ; N^t – число событий в предыстории нейрона от 0 до t ;

Функция $\rho(N)$ уменьшается от некоторого значения $\rho(0) = \rho_{MAX}$ до значения $\rho(\infty) = \rho_{MIN}$, кроме того $\rho(M) = \rho_M$. Значения ρ_{MAX} , ρ_M , ρ_{MIN} и M задаются 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 $l_w^t = 1$ в противном случае. Элемент T подобен триггеру, который сигналом в точке « c » переключается в состояние, при котором выходной сигнал O_w^{t+1} становится равным 1, а 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 $Z^t < Q$ и $g_w^t = 1$ иначе, где Z^t – число единичных сигналов, наблюдавшихся в точке « c » в течение предыстории. Постоянная Q определена для каждого нейрона.

Нейрон ААУ в своем составе имеет 3 необратимо обучающихся элемента R_w , L_w , G_w и один триггерный элемент T . Все эти 4 элемента представляют собой память предыстории функционирования нейрона, именно это свойство реализует адаптивность нейрона ААУ.

- В элементе R_w происходит фактически сравнение входящего вектора на соответствие необходимому прообразу (в данном нейроне ААУ это вектор, состоящий только из единиц), а также снижение достоверности соответствия входного вектора прообразу при сохранении заданной вероятности ошибки.

- В элементе L_w происходит накопление достоверной статистики по количеству появления прообраза (сигнал b_w^t) для формирования образа.
- В элементе G_w происходит накопление статистики по количеству распознаваний уже сформированного образа (сигнал c_w^t) для формирования обратного отключающего сигнала F_w^{t+1} .

Теперь рассмотрим нейросеть из традиционных нейронов, призванную заменить собой один принятый в методологии ААУ нейроноподобный элемент:

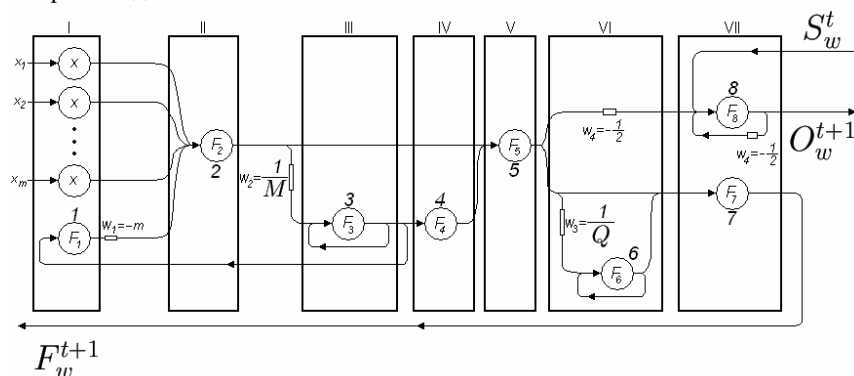


Рис. 2. Архитектура предлагаемой нейросети.

На вход нейросети подается вектор $\vec{x} = (x_1, x_2, \dots, x_m)$, компоненты которого могут принимать два значения: 0 или 1. Результатом работы является дискретное значение – либо 0, либо 1. Но на внутренние сигналы не накладываются никакие априорные ограничения.

Всего в нейросети присутствует 7 слоев, в которых находится 8 нейронов и входные нейроны, которые введены в данную модель для большей наглядности. Обработка нейронной сети происходит послойно.

Активационные функции всех нейронов и веса связей:

$$F_1(x) = \rho(x \cdot M), \quad F_2(x) = \begin{cases} 1, & \text{при } x \geq 0 \\ 0, & \text{при } x < 0 \end{cases}, \quad F_3(x) = \begin{cases} 100, & \text{при } x \geq 100 \\ x, & \text{при } x < 100 \end{cases},$$

$$F_5(x) = \begin{cases} 1, & \text{при } x \geq \frac{3}{2} \\ 0, & \text{при } x < \frac{3}{2} \end{cases}, \quad F_6(x) = \begin{cases} \frac{3}{2}, & \text{при } x \geq \frac{3}{2} \\ x, & \text{при } x < \frac{3}{2} \end{cases}, \quad F_7(x) = \begin{cases} 1, & \text{при } x > 2 \\ 0, & \text{при } x \leq 2 \end{cases},$$

$$F_8(x) = \begin{cases} 0, & \text{при } x > -\frac{1}{4}, \\ 1, & \text{при } x \leq -\frac{1}{4} \end{cases}, \quad w_1 = -m, \quad w_2 = \frac{1}{M}, \quad w_3 = \frac{1}{Q}, \quad w_4 = -\frac{1}{2}.$$

Первые три слоя моделируют работу элемента R_w . При обработке 1-го слоя входные нейроны принимают входной сигнал, в то же время нейрон 1 принимает обратный сигнал от нейрона 3, который является взвешенным числом $\frac{N^t}{M}$, числом появления прообраза в предыдущие такты работы. Нейрон 1 генерирует значение пороговой функции $\rho(N^t)$, а входные нейроны передают сигнал без изменения. При обработке 2-го слоя нейрон 2, в соответствии со своей активационной функцией, генерирует сигнал b_w^t . При обработке 3-го слоя происходит увеличение числа N^t . Благодаря обратным связям от нейрона 3 к самому себе и к нейрону 1 происходит уменьшение порога активации нейрона ААУ и накопление статистики (числа N^t).

Слои 3 и 4 моделируют элемент L_w в силу активационной функции нейрона 4. Выход нейрона 4 – это сигнал l_w^t .

Задача нейрона 5 на 5-ом слое заключается в генерации сигнала $c_w^t = b_w^t \& l_w^t$.

На слое 6 находится нейрон 6, исполняющий роль счетчика. Выход нейрона отражает предысторию появления сигнала 1 в точке «с» и является аналогом сигнала g_w^t в модели нейрона ААУ.

Нейрон 7 по своему функционированию полностью совпадает с нейроном 4. Он выполняет логическую функцию «И». Нейрон 7 передает «отключающий» сигнал F_w^{t+1} предшествующим нейронам ААУ.

В силу специфической активационной функции и обратной связи к самому себе нейрон 8 выполняет функцию триггера T . Единичным сигналом от нейрона 5 нейрон 8 попадает в состояние, в котором его выход всегда равен 1. Вывести нейрон 8 из этого состояния может только отключающий сигнал $S_w^t = 1$ от другого нейрона ААУ.

В результате видно, что вся созданная нейросеть в своей работе полностью повторяет те процессы, что проходят в нейроне ААУ, при обработке сигнала, такие как: проверка структуры входного сигнала

(элемент R_w и нейроны 1, 2, 3), проверка статистики входного сигнала (элементы L_w и G_w). А также в нейросети реализован триггер T_w . Таким образом, данная нейросеть является моделью нейроподобного элемента ААУ.

Описанная нейросеть была программно смоделирована и испытана на соответствие требованиям, предъявляемым к нейрону ААУ [3]. В качестве эталона корректно работающего нейрона ААУ была взята прагматическая реализация нейрона ААУ, входящая в базовую библиотеку среды разработки интеллектуальных систем 4GN. Эта реализация нейрона была опробована в качестве базового строительного элемента в работающих системах ААУ. При проведении экспериментов на обе реализации нейрона ААУ синхронно подавались одинаковые входные сигналы и велось протоколирование соответствующих выходных сигналов. В ходе ряда экспериментов с различными параметрами нейронов отличий между моделями в выходных сигналах выявлено не было.

Замена нейроподобных элементов в системе ААУ на предлагаемые нейросети из формальных нейронов приведет к тому, что мы получим реализацию системы ААУ на основе традиционных ИНС. Мы надеемся, что это даст серьезный толчок в деле интеграции технологий ААУ и традиционных искусственных нейронных сетей.

Список литературы

1. Жданов А.А. Метод автономного адаптивного управления. – Известия академии наук. Теория и системы управления №5, 1999, – с. 127-134. http://www.aac-lab.com/files/TSC_Base_1999.pdf
2. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика. Перевод на русский язык, Ю. А. Зуев, В. А. Точенов, 1992.
3. 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. http://www.aac-lab.com/files/NEUR_SB.pdf
4. Сычко А.В. Система управления автономным мобильным роботом на основе адаптивного резонанса. Материалы XXIX Академических чтений по космонавтике, 2005 год. М.: 2005. с. 93. http://www.aac-lab.com/files/sbornic_sytsko.pdf
5. Пономарев Д. Ю., Жданов А. А., Чернодуб А. Н. Нейросетевая реализация формальной модели нейрона в методологии автономного адаптивного управления: Нейрокомпьютеры: разработка, применение No. 1, 2007.