

ФОРМАЛЬНАЯ МОДЕЛЬ НЕЙРОНА И НЕЙРОСЕТИ В МЕТОДОЛОГИИ АВТОНОМНОГО АДАПТИВНОГО УПРАВЛЕНИЯ

А.А.Жданов

Аннотация

В работе представлены основы нейросетевой интерпретации разработанного нами метода автономного адаптивного управления (ААУ). Метод ААУ является попыткой имитации управления в естественных нервных системах. Рассматриваются формальный нейрон, способ соединения таких нейронов в сети, реализующие функции, из которых складывается автономная адаптивная управляющая система.

1. Формальный нейрон

В [1] мы опубликовали строгое математическое описание объекта (функция n), который по нашему замыслу соответствует функциям биологического нейрона (кратко можно ознакомиться также по работе [2]). Здесь мы представим этот объект именно как формальный нейрон. Такие нейроны можно объединять в специализированные нейросети, совокупность которых представляет собой управляющую систему (УС), реализующую метод ААУ.

Структура и функция данного нейрона, как и всей управляющей системы (УС), вытекают из нашего представления о принципе действия естественных управляющих (нервных) систем. Принимались три исходных условия: а) УС есть подсистема автономного объекта управления (ОУ), б) УС есть дискретное устройство, в) в начальный момент функционирования УС обладает минимальными знаниями о свойствах ОУ и окружающей среды. Мы разработали математическое описание такой УС, оно представлено в работах [1-7] и называется методом "Автономного адаптивного управления" (ААУ).

Предлагаемый нейрон n_w (w есть индивидуальный номер нейрона в сети) графически можно изобразить следующим способом (рис. 1).

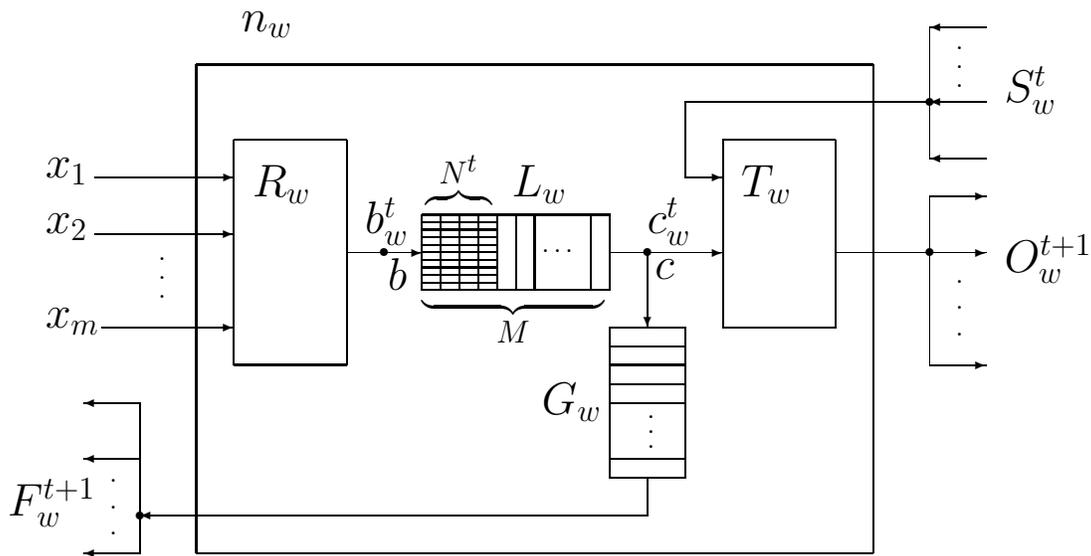


Рис. 1. Формальный нейрон.

Все сигналы в нейроне и сети могут принимать значения только 0 или 1. В момент t дискретного времени на вход ней-

рона n_w подается двоичный вектор

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

а также сигнал S_w^t . К моменту времени $t + 1$ нейрон вырабатывает выходные сигналы O_w^{t+1} и F_w^{t+1} , определяемые логическими выражениями

$$O_w^{t+1} =]S_w^t \&((b_w^t \& l_w^t) \vee O_w^t),$$

$$F_w^{t+1} = b_w^t \& l_w^t \& g_w^t.$$

Сигнал b_w^t в точке "b" определяется выражением

$$b_w^t = \begin{cases} 1, & \text{если } h_w/m \geq p(N^t), \\ 0 & \text{в других случаях.} \end{cases}$$

Здесь h_w есть число таких компонент x_i в векторе \mathbf{X}^t , которые в момент t имеют значения 1; N^t есть число событий $b_w = 1$ на всей предыстории от $t = 0$ до t ; $p(N)$ представляет собой сигмоидальную функцию, определенную для значений $N = 0, 1, \dots$, и убывающую от некоторого значения $p(0) = p_{max} \leq 100\%$ до значения $p_{min} < p_{max}$, при этом в точке $N = M$, где M - константа, $p(N)$ имеет значение p_M , $p_{min} < p_M < p_{max}$. Величины p_{min} , p_{max} , p_M и M заранее заданы для данного нейрона. Переменная l_w^t отражает состояние элемента L_w в момент t и может принимать значения 0 или 1, определяемые выполнением следующих условий

$$l_w^t = \begin{cases} 0, & \text{если } N^t < M, \\ 1, & \text{если } N^t \geq M. \end{cases}$$

Элемент Т, представляет собой подобие триггера, который сигналом $(b_w^t \& l_w^t) = 1$ (см. точку "с" на рис. 1) переключается

в состояние, при котором выходной сигнал O_w^{t+1} приобретает вид непрерывной серии единичных сигналов $O_w^{t+1} = 1$, а сигналом $S_w^t = 1$ переключается в состояние, при котором выходной сигнал O_w^{t+1} становится равным нулю. Переменная g_w^t определяется выполнением следующих условий

$$g_w^t = \begin{cases} 0, & \text{если } Z^t < Q, \\ 1, & \text{если } Z^t \geq Q. \end{cases}$$

где Z^t есть число единичных сигналов, наблюдаемых в точке "с" в течении всей предыстории. Константа Q задается для каждого нейрона.

Векторы \mathbf{X}^t , для которых $b_w^t = 1$, вызывают обучение нейрона (увеличение числа N). Число M для нейрона подбирается с учетом предполагаемого времени жизни нейрона таким, чтобы при действительно случайном предъявлении векторов \mathbf{X}^t число N не достигало бы величины M за время жизни нейрона. С другой стороны, число M должно быть таким, чтобы в случае, если число N достигнет значения M , то для данного нейрона можно было бы сказать, что вектор, для которого $b_w^t = 1$, является неслучайным в данной системе с соответствующей вероятностью ложной тревоги.

Если событие $N = M$ произойдет с нейроном n_w , то говорим, что с этого момента нейрон n_w является обученным и сформирован образ O_w . Необратимый процесс увеличения числа N от 0 до M в нейроне n_w есть процесс обучения нейрона n_w и тем самым - формирования образа O_w . Если образ сформирован, то он уже не может быть "расформирован". Сформированный образ может быть распознан в текущий момент ($O_w^t = 1$) и может быть не распознан ($O_w^t = 0$). Несформированный образ не может быть распознан.

Сигнал $O_w^t = 1$ имеет большое значение для УС и может быть отключен сигналом $S_w = 1$ только после того, как эта информация будет использована в сети УС.

Элемент G_w устроен аналогично элементу L_w . Он обучается сигналами 1 в точке "с". Счетчиком таких сигналов служит число Z . После обучения элемента G_w , сигнал 1 из точки "с" может беспрепятственно проходить на выход F_w нейрона.

Способ соединения нейронов поясняется рисунком 2. Выходы O_1 и O_2 нейронов n_1 и n_2 соединены с входами x_{31} и x_{32} нейрона n_3 . Эти связи обеспечивают прохождение сигналов в прямом

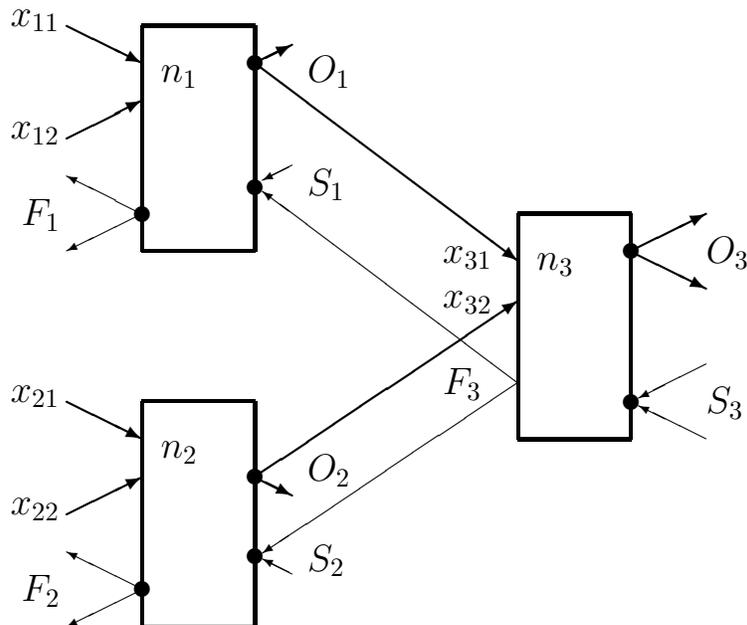


Рис. 2. Соединение нейронов.

направлении (показано толстыми стрелками) для реализации процесса формирования и распознавания образов. Тонкими стрелками показаны связи, обеспечивающие распространение

сигналов в обратном направлении от выхода F_3 нейрона n_3 к входам S_1 и S_2 нейронов n_1 и n_2 соответственно. Эти сигналы обеспечивают отключение сигналов (образов) $O_1 = 1$ и $O_2 = 1$ в случае, если будет распознан образ O_3 . Каждая пара нейронов, имеющая прямую связь, имеет и связь в обратном направлении. Совокупность образов $O_1 = 1$ и $O_2 = 1$, вызвавших распознавание образа O_3 , целесообразно называть *непосредственным прообразом* образа O_3 . Каждый из образов $O_1 = 1$ и $O_2 = 1$ будем называть *образующими* непосредственного прообраза образа O_3 .

Основные отличия предлагаемого формального нейрона от нейрона Маккалока-Питтса [8] и нейронов, обычно используемых в персептронах [9], состоят в следующем. Предлагаемый формальный нейрон (рис. 1) имеет в своем составе три необратимо обучаемых элемента R_w , L_w и G_w и один триггерный элемент T_w ; нейроны в персептронах таких элементов не имеют. Входам предлагаемого нейрона можно не приписывать весов; в персептронах входам нейрона веса приписываются. Обучение предлагаемого нейрона связано с необратимым изменением функционирования указанных подэлементов нейрона; в персептронах обучение связано с обратимым изменением весов, приписанных входам нейронов. Другие отличия касаются способа построения нейросетей и самой структуры УС.

Основное свойство предлагаемого нейрона состоит в его способности накапливать статистику относительно предъявляемых векторов и изменять свое функционирование при накоплении статистически достоверных оснований. При этом накопление статистики ведется в трех направлениях:

1. В элементе L_w набирается статистика для принятия обо-

снованного решения о неслучайности непосредственного прообраза как явления в данной системе и целесообразности формирования образа этого явления. Тем самым нейрон может быть использован для обнаружения корреляции между сигналами (образующими непосредственного прообраза);

2. В элементе R_w по мере увеличения числа наблюдений прообраза снижаются требования к полноте непосредственного прообраза при сохранении заданной вероятности ложной тревоги. Это важное свойство вызывает различные полезные следствия. Например, а) увеличение помехоустойчивости распознавания образа; б) возможность выработки идентификаторов распознаваемого образа (это позволяет вызывать распознавание образа при предъявлении не только реального прообраза, но и его прообраза-идентификатора).

3. В элементе G_w набирается статистика для принятия обоснованного решения о возможности отключения образующих распознанного образа, этим достигаются несколько механизмов адаптации управляющей системы к свойствам среды. Например, отключение образующих образа влечет формирование образов, более адекватных прообразам, предъявляемым УС, вырабатываются все более точные способы управления системой и т.д.

2. Нейросетевая автономная адаптивная управляющая система

В общем виде нейросеть из описанных нейронов образуется следующим способом. На рисунке 3 показан пример небольшой сети (как сказано выше, каждой связи между двумя нейронами в прямом направлении соответствует связь в обратном на-

правлении). На входы x_i нейрона поступают сигналы либо с выходов κ_a датчиков (выходные сигналы датчика могут иметь значения 0 или 1), либо с выходов O_w других нейронов. Выходы O_w нейронов могут подключаться к входам x_i других нейронов этой подсети и/или ко входам нейронов другой подсети УС, либо ко входам исполнительного органа. *Порядком нейрона* назовем максимальное число нейронов на пути, связывающем входы x_i данного нейрона с одним из датчиков. Нейрон получает входные сигналы по входам x_i от нейронов только меньшего порядка.

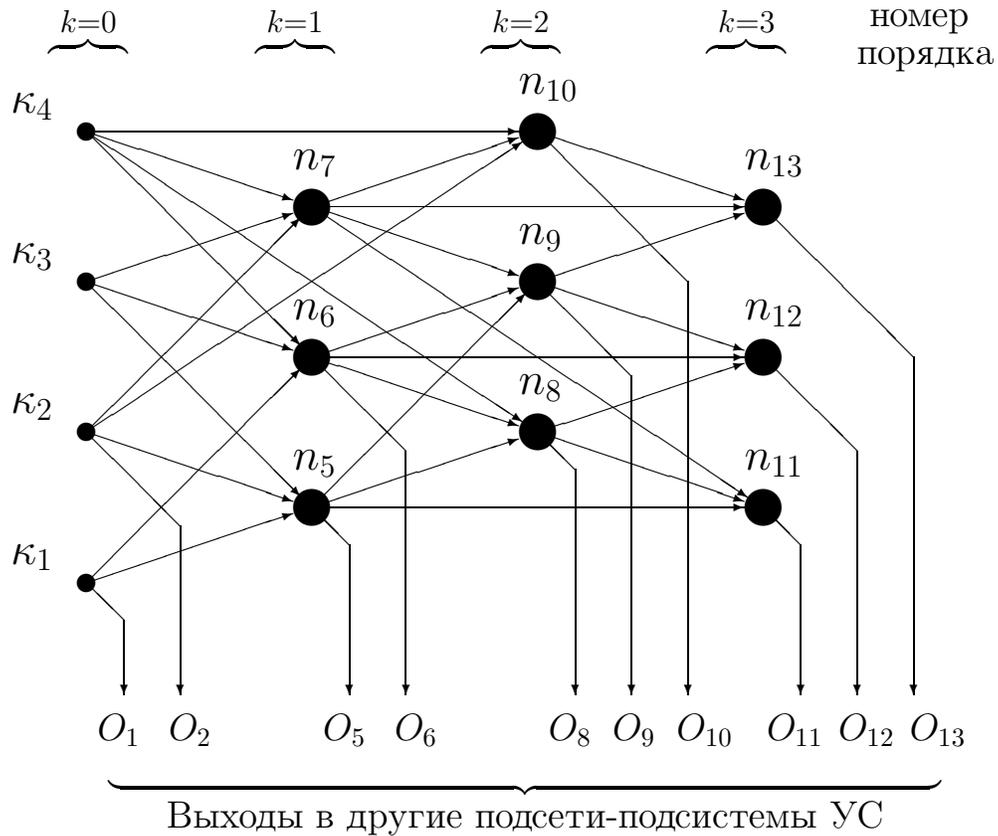


Рис. 3. Пример соединения нейронов в сеть.

Соединяя таким способом нейроны, можно построить для УС такие подсети (подсистемы), которые будут решать следующие задачи: формирование и распознавание образов, получение и представление знаний о функциональных свойствах предъявленного объекта управления и окружающей среды, оценивание качественных характеристик полученных знаний и состояния объекта управления, принятие решений. Целевыми функциями УС в методе ААУ являются, как следует из сказанного выше, а) сохранение ОУ и улучшение его состояния, а также б) накопление знаний [2].

Все подсистемы строятся с использованием свойства нейрона обнаруживать статистически достоверные корреляции между различными сигналами (например, сигналами x_1, x_2, \dots, x_m на рисунке 1) и последующего использования найденных корреляций. Обнаружить и зафиксировать корреляцию между двумя сигналами a_1 и a_2 можно при помощи предлагаемого нейрона, если его входы соединить так, как показано на рисунке 4а.

Если сигналы $a^t = 1$ и $b^t = 1$ совпадают достаточно часто для того, чтобы нейрон n_w обучился, то ситуация $a^t = 1$ и $b^t = 1$ будет вызывать появление сигнала $c_w^{t+1} = 1$. Когда же произойдет снижение значений функции $p(N)$ до определенной величины (в данном случае меньшей 85%), то сигнал $c_w^{t+1} = 1$ будет появляться и при ситуации $a^t = 1$ и $b^t = 0$. Это свойство нейрона позволяет не только выявить корреляцию двух сигналов и запомнить ее в величине $l_w = 1$, но и использовать знание о ней. На рисунке 4б показано, как можно выявить пары коррелирующих сигналов из двух множеств (a_1, a_2, \dots, a_6) и (b_1, b_2, \dots, b_6) , если на каждом пересечении линий a_i и b_j поставить нейрон n так, как это показано на рисунке 4а. Например,

может быть установлено, что коррелируют сигналы a_2 и b_3 , а также a_4 и b_5 (зачерненные кружки на рисунке 4б).

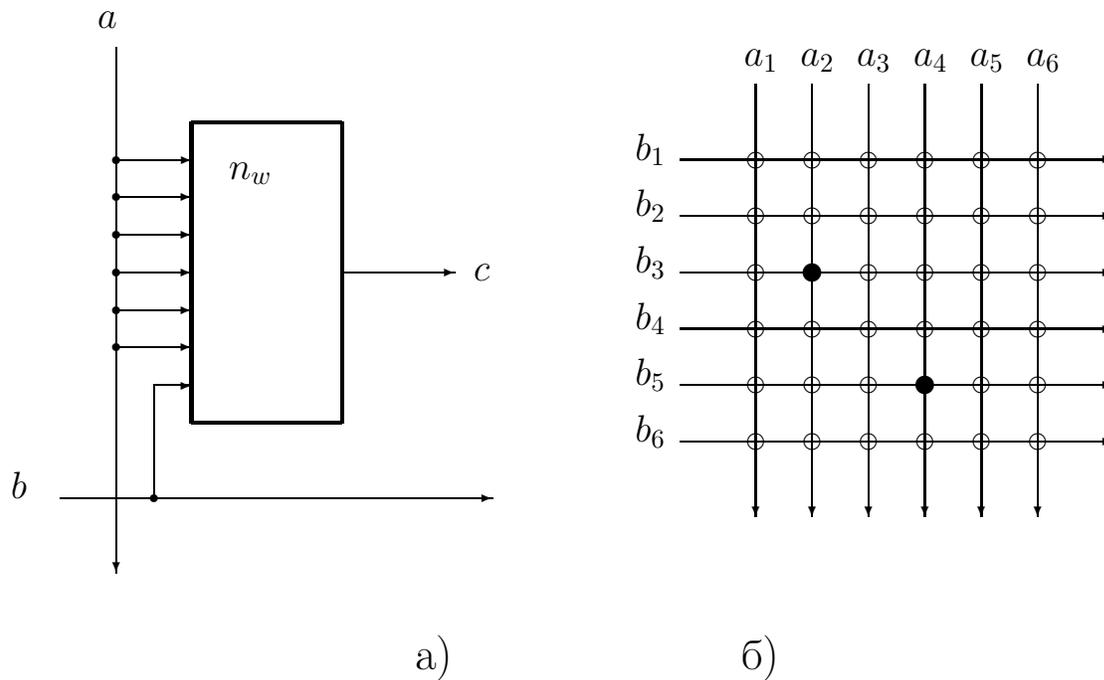


Рис. 4. Выявление корреляции сигналов.

Формирование и распознавание образов (ФРО). Пример небольшой сети, решающей задачу ФРО, показан на рисунке 3. Если некоторые входные векторы представляют собой неслучайные явления в среде, окружающей УС, (именно, наблюдаются чаще, чем случайные векторы), то сеть способна формировать образы этих явлений. Входные векторы, вызвавшие формирование и распознавание конкретного образа, назовем *истинным прообразом* этого образа. Поскольку нейрон имеет длительность срабатывания в один такт и имеет место процесс отключения образующих, то тем самым могут формироваться образы пространственно-временных явлений. Истин-

ным прообразом такого образа может быть определенная последовательность входных векторов. В процессе работы сети формируются образы все более высоких порядков, которые все более точно отображают прообразы, агрегируют и абстрагируют их. Обученные нейроны составляют *память образов*. В текущий момент может быть распознано некоторое подмножество образов. Подробно процедура ФРО описана в [1].

Оценивание состояния ОУ. Эта подсистема осуществляет то, что можно назвать "моделированием эмоций". Каждому сформированному образу O_w УС ставит в соответствие его эмпирически найденную оценку качества b_w , которая используется для выработки оценки качества текущего состояния ОУ и в процедуре принятия решений. Подход к решению этой задачи представлен в [2].

Получение и представление знаний. Сеть, нейроны которой соединены так, что способны обнаруживать корреляцию между распознанными образами, выходными воздействиями, совершенными управляющей системой, и полученными результатами, реализует построение *базы знаний* (БЗ). Способ построения БЗ для УС в методе ААУ изложен в [5,6].

Принятие решений. Процедура принятия решений на основе накопленных в БЗ знаний и распознанных в текущий момент образов, показана в [5,6]. Основными свойствами этого способа принятия решений являются а) адаптивность, б) зависимость качества принимаемых решений от текущей оценки качества состояния ОУ, а также в) наличие в принимаемых решениях как детерминированных, так и случайных компонент. Использование сформированных знаний составляет детерминированную компоненту, обеспечивающую улучшение состояния

ОУ; случайная компонента обеспечивает условия для получения новых знаний для БЗ).

В целом структуру УС в соответствии с методологией ААУ можно представить следующей схемой (рис. 5), в которой каждая подсистема в УС представляет собой специализированную нейросеть.

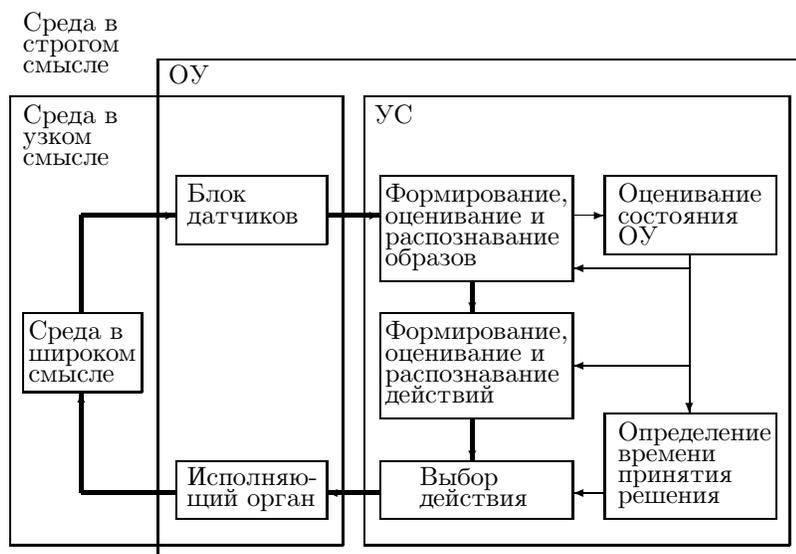


Рис. 5. Структура УС

Функционирование УС ААУ представляет собой саморазвивающийся адаптивный процесс взаимосвязанного обучения и управления в реальном времени. Адаптация УС к свойствам системы осуществляется в процессе обучения нейронов. Однако формально здесь можно видеть развивающийся во времени процесс получения и формирования все более сложных элементов знаний, именно: образов все более высоких порядков, связей в БЗ образов с возможными выходными воздействиями, уточнение этих воздействий, оценок качества элементов БЗ и

т.д. Вследствие адаптации УС выбирает более точные способы воздействия на окружающую среду, вызывая тем самым более предсказуемые реакции среды (подробно со свойствами УС можно ознакомиться по работам [1-7]). В целом на работу УС ААУ можно смотреть как на процесс эмпирического получения новых более точно определенных знаний об окружающей УС среде и одновременного использования уже полученных знаний для управления ОУ.

Сравнивая нейросеть УС ААУ с персептроном, можно видеть, что УС, состоящая из специализированных нейросетей, собранных из описанных нейронов, решает не только задачу распознавания, что делают персептроны, но решает весь комплекс задач, обеспечивающих автономное адаптивное управление.

3. Система

Описанный выше формальный нейрон и кратко очерченный способ построения УС на базе таких нейронов исходят из уже названных исходных условий, целевых функций и представления о системе.

Исходными условиями являются следующие условия: а) УС есть подсистема автономного ОУ, б) УС есть дискретное устройство, в) УС в начальный момент функционирования обладает минимальными знаниями о свойствах ОУ и окружающей среды.

Целевыми функциями УС являются: а) сохранение ОУ и улучшение его состояния, а также б) накопление знаний.

Система представляется как совокупность трех основных вложенных друг в друга объектов: а) УС как подсистемы ОУ,

б) ОУ как подсистемы среды и в) среды. Подробно такое представление о системе описано в [4]. Система "УС - ОУ - среда" показана на рисунке 6. На рисунке стрелками показаны также все возможные пути распространения воздействий и информации в системе, с учетом, что воздействия инициируются в одном из *истоков* (на рисунке помечены буквой "и") и заканчиваются в одном из *стоков* (помечены буквой "с"). Описанная выше УС реализует маршрут α , однако УС в своей работе учитывает и все остальные маршруты.

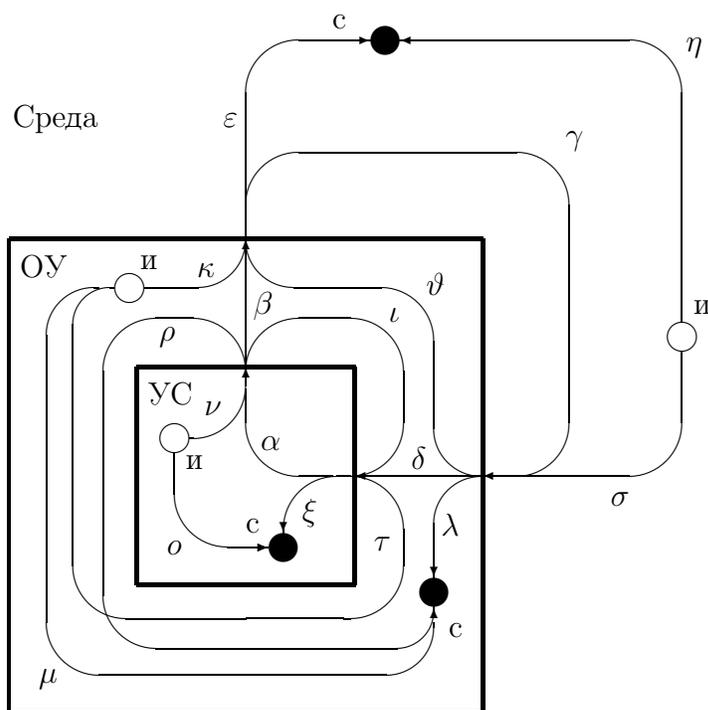


Рис. 6. Система "УС - ОУ - среда".

4. Практические применения и направления развития

Метод ААУ основан, подобно естественным нервным системам, на наличии определенного избытка аппаратных средств (нейронов), что согласуется с возможностями и перспективами развития современных компьютеров. Чем больше запас нейронов в сетях УС, тем меньше априорной информации о свойствах ОУ и среды требуется для синтеза УС. В этом смысле можно говорить, что в УС не закладывается математическая модель ОУ, что важно для случая плохоформализуемых ОУ. Поскольку принцип действия УС воспроизводит (по нашему убеждению) принцип действия нервных систем, то области применения УС ААУ совпадают с областями, в которых человек может найти, использовать и развивать способ управления ОУ. Это могут быть автономные роботы, космические и подводные аппараты, вредные, а также слишком быстро- или медленно протекающие технологические процессы, и т.п. В настоящее время на основе метода ААУ мы разработали прототип адаптивной системы управления угловым движением космического аппарата [10] и прототип системы поддержки принятия решений при управлении социальной системой.

Мы планируем реализовать описанную УС ААУ на компьютерах параллельного действия, поскольку органичной для метода ААУ реализацией является такая реализация, в которой все нейроны УС работали бы параллельно.

Благодарности

Автор выражает благодарность всем, кто оказывал содействие в проведении работы, и особую признательность ака-

демику РАН Ю.И.Журавлеву за внимание к данному исследованию, большую теоретическую и организационную помощь. Основные программные реализации метода ААУ, обеспечившие возможность его дальнейшего развития, выполнили В.А.Половников, С.В.Яговкин, В.Н.Полунин, Н.А.Норкин и Б.В.Решетов.

Литература

1. Zhdanov A.A. A principle of Pattern Formation and Recognition. //Pattern Recognition and Image Analysis vol.2, N3,1992, 249-264.

2. 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.

3. Жданов А.А., Г.Я.Кантор, А.Б.Эфрон, И.Г.Новикова. Построение гомеостазисного автомата с конечным количеством входных переменных. (депонированная работа) ВИНТИ "Депонирован-е научные работы", 1984, N2, стр.108, 336. 17 стр.

4. Жданов А.А. О подходе к моделированию управляемых объектов. Препринт ВЦ РАН СССР, М., 1991.

5. 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.

6. 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.

7. Жданов А.А. Об одном подходе к адаптивному управлению. Сборник "Анализ и оптимизация кибернетических систем" (под ред. акад. Лупичева Л.Н.), Изд-во ГосИФТП, М., 1996, С. 42-64.

8. McCulloch W.W., Pitts W. 1943. A logical calculus of the ideas imminent in nervous activiti. Bulletinn of Mathematical Biophhysics 5: 115-33. (Русский перевод: Маккалок У.С., Питтс У. логическое исчисление идей, относящихся к нервной деятельности. Автоматы. - М.: ИЛ. - 1956.

9. Rosenblatt F. 1962. Principles of Neurodynamics. New York: Spartan Books. (Русский перевод: Розенблатт Ф. принципы нейродинамики. - М.: Мир. - 1965.)

10. 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.