

ТЕХНОЛОГИЯ ГЕТЕРО-АССОЦИАТИВНОЙ ПАМЯТИ ДЛЯ РАЗРАБОТКИ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ СИСТЕМ УПРАВЛЕНИЯ АВТОНОМНЫМИ РОБОТОТЕХНИЧЕСКИМИ АППАРАТАМИ

А. М. Крот, Г. А. Прокопович

Лаборатория моделирования самоорганизующихся систем,

Объединённый институт проблем информатики Национальной академии наук Беларуси

Минск, Республика Беларусь

E-mail: {alxkrot, prakapovich}@newman.bas-net.by

Рассмотрены проблемы создания искусственного интеллекта в задачах управления робототехническими аппаратами. На основе синтеза двух перспективных технологий – искусственных нейронных сетей и ассоциативной памяти – разработана нейросетевая модель итерационной гетеро-ассоциативной памяти, предназначенная записи, хранения и обработки сенсорной и управляющей информации. Предложена нейросетевая модель иерархической интеллектуальной системы управления робототехническими аппаратами, которая способна на основе имеющихся априорных знаний функционировать и адаптироваться к изменениям внешних условий.

ВВЕДЕНИЕ

Среди основных тенденций развития исследований и разработок в области интеллектуальных систем управления робототехническими аппаратами выделяется поиск решения проблемы обеспечения их полной либо частичной (с привлечением человека в контур управления) автономности. Интеллектуальные системы управления востребованы для автоматизации тех сфер человеческой деятельности, в которых используются экстремальные, сервисные, домашние и персональные роботы. Одной из характерных задач для автономных мобильных роботов (АМР) является ограниченный по времени и запасу энергии поиск искомого объекта в неизвестной местности, а затем возвращение робота в точку старта вместе с объектом либо с некоторой информацией о нем. Зачастую искомым объектом описывается неполными, либо противоречивыми начальными данными. Однако, несмотря на свою сложность, описанная задача поиска объектов в неизвестной местности в естественной природе является типичной и имеет массу наглядных примеров своего успешного решения.

Разработка систем управления сложными динамическими объектами, действующими в условиях неопределенности внешних возмущений и среды функционирования, требует привлечения нетрадиционных подходов с использованием новейших методов знаний, новых типов обратных связей, современных интеллектуальных, информационных и телекоммуникационных технологий, объединяемых общим названием искусственный интеллект [1].

Одним из перспективных методов разработки интеллектуальных систем управления считается бионический, который основан на моделировании процессов обработки и распознавания информации в нервных системах живых организмов [2, 3]. В бионическом подходе главное

внимание уделяется изучению фундаментальных принципов функционирования естественных систем управления и механизмов их эволюции, определяющих поведение всего организма, а не отдельных аспектов их проявлений. Другими словами, бионические методы управления основаны не столько на алгоритмах классификации известных образов, сколько на поисковых алгоритмах, позволяющих адаптироваться к новым условиям. Как правило, в подобных сложных системах аналитическая модель объекта управления заранее неизвестна, а необходимые знания накапливаются эмпирически в процессе взаимодействия системы управления со средой и с самим объектом управления [1, 2].

Среди известных методов искусственного интеллекта особенно можно выделить экспертные системы, искусственные нейронные сети (ИНС), ассоциативную память и нечёткую логику [1]. Однако, на нашу точку зрения, такие технологии как экспертные системы и нечёткая логика требуют привлечения в контур управления человека-оператора (эксперта) в большей степени, чем две другие. Таким образом, для создания интеллектуальных систем управления автономными робототехническими аппаратами больше подходят ИНС и ассоциативная память.

1. ИСКУССТВЕННЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ КАК ЭЛЕМЕНТЫ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ СИСТЕМ УПРАВЛЕНИЯ

Одно из лидирующих направлений в области искусственного интеллекта связано с моделированием ИНС, способных решать широкий круг задач распознавания образов, идентификации, прогнозирования, оптимизации и управления сложными объектами [1, 2]. ИНС строятся по принципу организации и функционирования их биологических аналогов.

Преимущества ИНС перед традиционными методами искусственного интеллекта (продукционными системами, таблицами принятия решений, генетическими алгоритмами, нечеткой логикой и т.д.) проявляются при решении таких задач, когда трудно выделить правила функционирования систем, обладающих большим числом степеней свободы, зато существует возможность обучения на множестве примерах [4].

ИНС также успешно применяются для синтеза систем управления динамическими объектами [5-6]. ИНС обладают рядом уникальных свойств, которые делают их мощным инструментом для создания систем управления: способность к обучению на примерах, обобщение данных, способность адаптироваться к изменению свойств объекта управления и внешней среды, пригодность для синтеза нелинейных регуляторов, высокая устойчивость к повреждениям своих элементов (в силу изначально заложенного в ИНС параллелизма) [1-6].

Таким образом, ИНС удобно применять в тех приложениях, где отсутствует возможность получения обучающих выборок от экспертов в конкретной области. В этом случае наблюдается процесс самоорганизации, при котором ИНС без специального вмешательства извне изменяет свою функциональную структуру (см. рис. 1). Поскольку процесс самоорганизации проявляется в том, что ИНС самостоятельно отбирает из входного потока данных образцы для обучения, выбор модели ИНС должен учитывать специфику поступающей информации, средств измерения и управления.



Рис. 1 – Процесс адаптации робота к условиям внешней среды через самоорганизацию структур управляющих ИНС

Тем не менее, ИНС имеют и свои ограничения, связанные с отсутствием универсальной архитектуры и единых подходов для использования в системах управления, а также проблемами дообучения новой информации. На данный момент в разработанных системах управления ИНС используются в виде отдельных блоков и, в основном, только для реализации функций классификации или интерполяции данных, что значительно суживает их потенциал.

В таких специальных задачах, как реализация алгоритмов управления автономных мобильных роботов (АМР) они часто подвергаются критике [1-2]. Во-первых, это связано с тем,

что ИНС не являются системами управления в полном смысле слова, а лишь имитируют систему распознавания [7]. Другими словами, функция «вход-выход» ищется от одних переменных, а значения целевой функции системы задаются на других переменных. Во-вторых, большинство классических алгоритмов обучения типа обратного распространения ошибки работают только в супервизорном режиме, т. е. не самообучаемы [2]. И, наконец, в-третьих, подобные ИНС не работают в условиях дообучения, когда в процессе добавления к обученной сети нового образа уничтожаются или изменяются результаты предшествующего обучения.

II. РОЛЬ АССОЦИАТИВНОЙ ПАМЯТИ В ОБРАБОТКЕ ИНФОРМАЦИИ

Множество исследователей склоняются к точке зрения, что для построения вычислительных устройств, предназначенных для управления сложными системами, наиболее перспективным является использование ассоциативных процессов анализа и синтеза информационных потоков, протекающих в головном мозге [3, 8-11].

На данный момент единственным возможным способом построения искусственной ассоциативной памяти является изучение механизмов функционирования памяти человека и процессов его мышления, заключающиеся в косвенных наблюдениях и локальных нейрофизиологических экспериментах [3, 9]. В этой связи под термином «ассоциативная память» понимается любая физическая или компьютерная система, если внешне она функционирует подобно человеческой памяти и подчиняется классическим законам ассоциаций [8]:

- В процессе записи для возникновения ассоциаций между входными образами должны наблюдаться пространственная или временная корреляции, а в процессе считывания, т.е. извлечения ассоциаций, между образами должно быть определенное сходство, или наоборот, они должны быть противоположны;
 - поиск информации в ассоциативной памяти реализуется не по конкретному адресу, а по ее содержанию и на основе некоторой меры, определяющей черты сходства с ключевым образом;
 - память способна хранить информацию не только в виде обособленных образов, но и в виде структурированных последовательностей образов, причем выборка информации из ассоциативной памяти представляет собой динамический процесс, подобный процессам, протекающим в различных физических системах непрерывного действия.
- На основе последних нейрофизиологических данных можно утверждать, что информация запоминается с помощью формирования простран-

ственных образов нейросетевой активности головного мозга на большом количестве взаимосвязанных нейронов, формирующих так называемую распределенную память [10, 11]. Отсюда следуют следующие специфические свойства ассоциативной памяти, благодаря которым, по видимому, человеческая память имеет огромную емкость и способна к селекции. При обработке внешних или внутренних стимулов происходит одновременное или почти параллельное функционирование множества различных нейронов. Между отдельными образами, хранящимися в ассоциативной памяти, могут существовать внутренние взаимосвязи. В распределенной памяти каждый запоминающий элемент или участок запоминающей среды содержит следы множества образов, т.е. имеет место пространственное наложение запоминаемых образов. С другой стороны, каждый элемент записываемой информации распределяется по большой области запоминающей среды [8]. Это приводит к тому, что, несмотря на естественное присутствие шума и искажений в выходных образах, они оптимально корректируются в объеме всей информации, хранящейся в распределенной памяти.

Так как проблема ассоциативной памяти рассматривается в современной науке с самых различных позиций, то наряду с множеством предложенных моделей ассоциативной памяти имеют место различные ее технические реализации.

В настоящее время известен ряд гипотез о роли хаоса в обработке информации живыми системами [3, 11, 12]. Так, в [12] отмечалось, что принципиальную роль в процессе распознавания запахов млекопитающими играют как регулярные, так и хаотические колебания сигналов нейронной активности. Было установлено, что если вдыхаемый запах незнаком, то активность обонятельной луковицы остается хаотической. Однако если в процессе обучения на данный запах будет выработан условный рефлекс (реакция организма), то и ответ становится периодическим. Следовательно, в состоянии покоя и при вдыхании незнакомого запаха активность обонятельной системы хаотична, что характеризуется как состояние «не знаю». При распознавании выученного образа активность системы периодична и, вероятно, определяется некоторым предельным циклом в пространстве состояний сигналов рецепторов. На основе проведенных экспериментов в [12] был сделан вывод о том, что без хаотического поведения физиологическая нейронная система не может добавить новый запах к набору уже ей известных.

На основе изложенных выше предположений в работах [13-14] была предложена простая модель детерминированной хаотической системы, которая демонстрирует способность к распознаванию образов, а также реализации ассо-

циативной памяти и ряда других базовых функций обработки информации с использованием явлений нелинейной динамики. Под детерминированными хаотическими системами подразумеваются такие нелинейные динамические системы с нерегулярным (хаотическим) поведением, для которых существуют динамические законы, однозначно определяющие эволюцию их состояний по известной предыстории [15].

Указанная модель представляет собой динамическую систему с дискретным временем - одномерное отображение \mathbf{F} единичного отрезка в себя:

$$x[n+1] = \mathbf{F}(x[n], \alpha), x[n] \in [0, 1], \quad (1)$$

где $n = 1, 2, \dots, \kappa$, κ - число состояний указанной системы; α - вектор параметров; причем последний элемент отображается в первый, т.е. $x[1] = \mathbf{F}(x[\kappa])$. Таким образом, состояния указанной системы представляют собой замкнутую траекторию - цикл $\gamma^{(\kappa)} = \{x[1], x[2], \dots, x[\kappa]\}$, каждая точка которого взаимно однозначно связана с соответствующим фрагментом информационного блока.

Информационные блоки представляют собой конечные последовательности (слова), состоящие из символов, которые принадлежат некоторому алфавиту $A_p = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_p)$, причем каждому блоку (слову) ставится в соответствие значение переменной динамической системы по следующей формуле:

$$x[n] = \sum_{j=1}^q \frac{h_{n+j-1} - 0.5}{p^j},$$

где h_{n+j-1} - порядковый номер символов α_i алфавита A_p , состоящих в n -м слове; q - длина уникальных (неповторяющихся) слов, из которых состоят информационные блоки.

Под информационной емкостью записи понимается максимальное число образов (информационных блоков), которые можно одновременно записать в указанной одномерной динамической системе:

$$V = p^q.$$

Как видно из приведенной формулы, информационная емкость указанной системы экспоненциально зависит от параметра q (длины информационных блоков), значение которого равно размеру наиболее длинного повторяющегося набора элементов в запоминаемой последовательности. Элементами алфавита A_p могут быть ASCII-коды, ноты, элементы графических изображений и т.д. [13-14]. На рис. 2 изображен пример записи в единичном квадрате отображения $x[n+1] = \mathbf{F}(x[n])$ и соответствующего предельного цикла. Данное отображение содержит слово «copyrightable», причем элементами алфави-

та являются буквы латинского алфавита $A_{26} = (a, b, c, \dots, z)$.

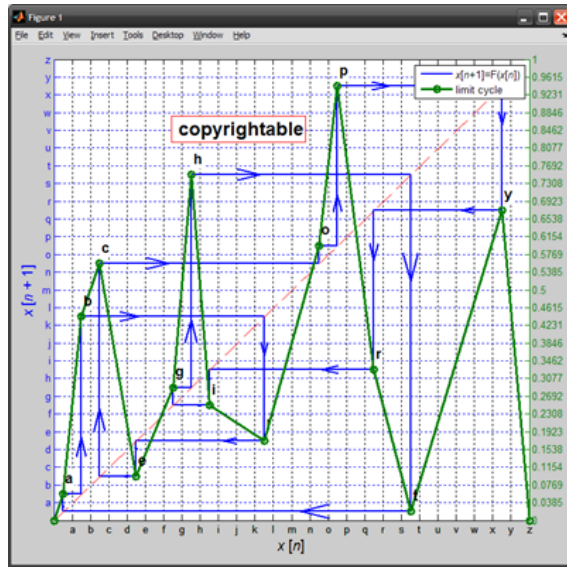


Рис. 2 – Пример записи слова «copyrightable»

Как видно из приведенного примера, $q = 1$, $\kappa = 13$, $x[1] = 'c'$, $x[2] = 'o'$, $x[3] = 'p'$, $x[4] = 'y'$, $x[5] = 'r'$, $x[6] = 'i'$, $x[7] = 'g'$, $x[8] = 'h'$, $x[9] = 't'$, $x[10] = 'a'$, $x[11] = 'b'$, $x[12] = 'l'$, и $x[13] = 'e'$. Обладая информацией о некотором фрагменте искомой последовательности и последовательно повторяя вызовы функции $F(x)$ становится возможным воспроизведение всей сохраненной последовательности целиком: $F('c') = 'o'$, $F('o') = 'p'$ и т.д.

Несмотря на то, что указанная модель детерминированной хаотической системы эффективно производит ассоциативную обработку информации [13,14], она обладает рядом недостатков. Во-первых, при добавлении в память новых образов, необходимо вычислить значения новых информационных блоков и перераспределить их в порядке возрастания между уже имеющимися, число которых пропорционально хранимой информации. Во-вторых, для получения искомой информации, закодированной значениями выходов указанной динамической системы, необходимо каждому из ее устойчивых состояний сопоставить (найти) соответствующий элемент алфавита A_p . В-третьих, значения информационных блоков представлены вещественными числами на отрезке $[0, 1]$, что влечет за собой значительные вычислительные затраты.

III. ГЕТЕРО-АССОЦИАТИВНАЯ ПАМЯТЬ КАК СРЕДА ДЛЯ ЗАПИСИ, ХРАНЕНИЯ И ОБРАБОТКИ ИНФОРМАЦИИ

С целью преодоления указанных выше недостатков классических ИНС и приведенной выше модели ассоциативной памяти была реализована попытка объединить обе технологии в единую нейросетевую модель, способную моделировать не только частичные проявления ассо-

циативных функций головного мозга, но и некоторые процессы обмена и обработки информации, а также поиск скрытых связей между имеющимися в памяти эталонами.

Как правило, в устройствах ассоциативных памяти используются две различные формы сравнения входного ключа. С одной стороны, если среди совокупности данных требуется отыскать такие, которые на основе некоторой заданной меры близости соответствуют ключевой информации, то такая постановка задачи близка к распознаванию образов. С другой стороны, задачи поиска информации по известному ключу, который сам содержит некоторую часть искомой информации, связаны с задачами оптимизации работы баз данных, а также способами ассоциативного представления данных [8].

Однако при создании кибернетических систем некоторыми исследователями [1,8,10,13,14] под термином «ассоциативная память» подразумевается более широкое понятие, чем просто устройство для организации процессов хранения и селективной выборки запоминаемой информации по отдельным ее фрагментам. Для построения высокоэффективных искусственных интеллектуальных систем требуется разработать общее описание процессов, протекающих в биологических и физических системах и характеризующихся адаптивным изменением запоминающей среды, которая была бы пригодна для запоминания некоторой априорной информации в виде упорядоченной системы отношений между ее элементами. Одними из ярких примеров могут служить детерминированные хаотические системы, позволяющие производить обработку информации [16], а также аналогия Дж. Хопфилда, которая существует между ИНС с симметричными связями и спиновыми стеклами – магнитными сплавами, между молекулами которых отсутствует дальний порядок [17].

Несмотря на то, что сети Хопфилда часто используются для изучения принципов работы ассоциативной памяти, они обладают рядом определенных недостатков, которые значительно ограничивают их практическое применение. К недостаткам можно отнести квадратичную зависимость числа элементов весовой матрицы синаптических связей от размера входного слоя ИНС, а также тот факт, что для восстановления информационного вектора $L^{(p)}$ требуется ключевой вектор, длина которого совпадает с длиной искомого вектора. Данный факт приводит к невозможности реализации ассоциативного процесса восстановления информации в полном смысле слова, т. е. по ее отдельному фрагменту. В результате недостающие участки входного вектора находятся в состоянии неопределенности.

Рассмотрим ИНС типа двунаправленной ассоциативной памяти (ДАП), разработанную

Б.Коско [18]. Сеть ДАП, как и широко известная сеть Хопфилда, способна к обобщению, выработывая правильные реакции даже на искаженные входы. Однако последняя является автоассоциативной. Это означает, что входной образ может быть завершен или исправлен, но не может быть ассоциирован с другим образом. Данный факт является результатом одноуровневой структуры ассоциативной памяти, в которой выходной вектор генерируется на тех же нейронах, на которые поступает входной вектор. В результате восстановленный образ, являющийся точечным аттрактором пространства состояний сети Хопфилда, принципиально не может быть стимулом для генерации новой информации.

В противоположность этому в двухслойной сети ДАП входной вектор поступает на один набор нейронов $\mathbf{X}^{(N)} = (x_1, x_2, \dots, x_N)^T$, а соответствующий выходной вектор с помощью матрицы весов $W_{M \times N}$ вырабатывается на другом наборе нейронов $\mathbf{Y}^{(M)} = (y_1, y_2, \dots, y_M)^T$. Таким образом, реализуется гетероассоциативная память. Поэтому обученная ИНС на поступающий двоичный ключевой вектор, обладающий общими характеристиками признаками, вырабатывает на выходе один и тот же вектор-отклик, т. е. наблюдается процесс адресации памяти по ее содержанию. Процесс обучения сети ДАП реализуется в форме суммирования внешних (матричных) произведений всех векторных пар обучающего набора согласно правилу Хебба [6].

Дополнительными преимуществами сетей данного типа являются: реализация распределенной памяти; быстрый безытерационный способ обучения; способность добавления в память ограниченного числа новых образов, не разрушая старые, и относительно простая архитектура для ее программно-аппаратной реализации [19,21].

На основе сети ДАП автором была разработана нейросетевая модель итерационной модели гетеро-ассоциативной памяти, которая была получена благодаря модификации архитектуры сети ДАП посредством введения дополнительной обратной связи с временной задержкой Δt_B (см. рис. 3) и новому способу предварительной обработки входных данных, реализующей алгоритм секционирования исходных векторов [21].

Предложенный алгоритм функционирования сети ДАП отличается от классического тем, что после того как в ИНС будет подан входной вектор и значения выходов нейронов обоих слоев будут стабилизированы, добавляется вторая обратная связь. Дополнительная обратная связь идет от второго слоя к первому напрямую через элементы задержки Δt_B (см. рис. 3), не взаимодействуя с весовой матрицей синаптических связей $W_{M \times N}^T$ [21].

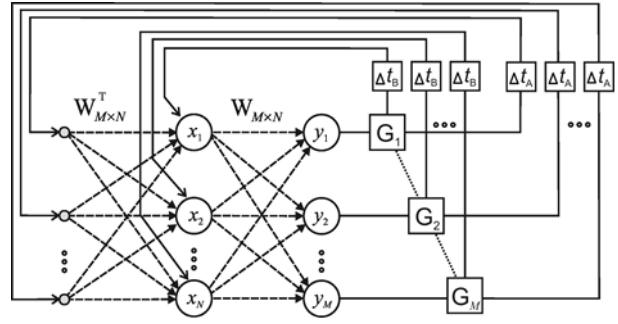


Рис. 3 – Обобщенная структура модифицированной сети ДАП

Предложенный модифицированный алгоритм функционирования сети ДАП может быть реализован путем введения после выходного слоя у дополнительного блока контрольных регистров $G_1 - G_M$, которые предназначены для контроля изменения значений состояний элементов выходного слоя [19]. Другими словами, процесс извлечения информации начинается с ввода исследуемого вектора и подключения через коммутирующие блоки $G_1 - G_M$ обратной связи Δt_A . Когда значения выходного слоя примут стационарное состояние (перестанут изменяться), то блоки $G_1 - G_M$ переключат поток данных с Δt_A на дополнительную обратную связь Δt_B .

Рассмотрим бинарный вектор-столбец $\mathbf{X}^{(p)} = (x_1, x_2, \dots, x_p)^T$ длиной p , в котором содержится некая информационная последовательность $\mathbf{L}^{(p)}$. Далее разделим вектор $\mathbf{X}^{(p)}$ на κ векторов-столбцов $\mathbf{x}_i^{(p/\kappa)} = (x_{1+(i-1)\kappa}, x_{2+(i-1)\kappa}, \dots, x_{p/\kappa+(i-1)\kappa})$ одинаковой длины (p/κ) таким образом, чтобы выполнялись следующие условия:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_i \neq \mathbf{x}_j, i \neq j, i, j = (1, 2, \dots, \kappa); \\ N = (p/\kappa); \\ p \bmod \kappa = 0. \end{cases}$$

Длину полученных векторов будем обозначать буквой N , причем для удобства записи сам верхний индекс векторов $\mathbf{x}_i^{(N)}$ здесь и далее обозначаться не будет.

Другими словами, исходный информационный вектор $\mathbf{X}^{(p)}$ был представлен с помощью строго определенной последовательности уникальных векторов-столбцов \mathbf{x}_i меньшей, но одинаковой длины (см. рис. 4, а, б), т.е.

$$\mathbf{X}^{(p)} = \mathbf{x}_1 \oplus \mathbf{x}_2 \oplus \dots \oplus \mathbf{x}_\kappa = \bigoplus_{i=1}^{\kappa} \mathbf{x}_i. \quad (3)$$

Максимальное число κ , на которое может быть разбит исходный информационный вектор $\mathbf{X}^{(p)}$, зависит от длины повторяющихся последовательностей нулей и единиц, встречающихся в исходном бинарном векторе. Это необходимо для выполнения первого условия системы уравнений и неравенств (2). Под уникальностью векторов \mathbf{x}_i мы будем понимать то, что каждый из них

содержит только определенную часть информации об исходном бинарном векторе $\mathbf{X}^{(p)}$. Другими словами, полученные векторы \mathbf{x}_i представляют собой участки неповторяющихся последовательностей минимальной длины.

Далее, закодируем каждый из полученных векторов \mathbf{x}_i , которые здесь и далее будем называть информационными блоками, с помощью сети ДАП (см. рис. 4, в) таким образом, чтобы его собственным ключом был предшествующий ему вектор \mathbf{x}_{i-1} [21]. В результате, архитектура требуемой модифицированной сети ДАП должна состоять из N входных и N выходных нейронов.

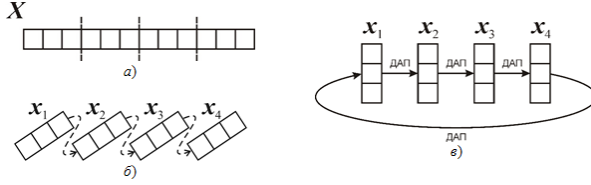


Рис. 4 – Кодирование вектора $\mathbf{x}^{(p)}$ с помощью сети ДАП по предложенному способу секционирования входных данных

Таким образом, предложенный способ секционирования входных данных заключается в ассоциативном кодировании вектора $\mathbf{X}^{(p)}$ посредством замкнутой последовательности пар уникальных векторов $\mathbf{x}_1 \Rightarrow \mathbf{x}_2, \mathbf{x}_2 \Rightarrow \mathbf{x}_3, \dots, \mathbf{x}_{k-1} \Rightarrow \mathbf{x}_k$ и $\mathbf{x}_k \Rightarrow \mathbf{x}_1$ (рис. 4, в), отвечающих условию (2). Для записи в модифицированную сеть ДАП информационной последовательности $\mathbf{X}^{(p)}$ состоящей из k информационных блоков $\{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{x}_k\}$, потребуется обучающая выборка, выходные значения $\mathbf{Y}^{(p)}$ которой получены путём циклического сдвига входного набора информационных блоков \mathbf{x}_i на одну позицию [21]:

$$\begin{cases} \mathbf{X} = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{x}_k\} \\ \mathbf{Y} = \{\mathbf{x}_2, \mathbf{x}_3, \dots, \mathbf{x}_k, \mathbf{x}_1\} \end{cases}$$

Использование предложенного способа секционирования входных данных (2) и модифицированного алгоритма функционирования сети ДАП [21] позволяет реализовать рекуррентное отображение вида (1), под k понимается количество информационных блоков, на которые был разбит первоначальный вектор $\mathbf{X}^{(p)}$ длиной p . Таким образом, после проведенного процесса обучения, сеть ДАП способна восстанавливать и идентифицировать запомненный на этапе обучения вектор $\mathbf{X}^{(p)}$ по любому известному ключевому вектору (информационному блоку) \mathbf{x}_i длиной p/κ . Поэтому процессы записи и извлечения информации, закодированной в виде (3), являются возможными только в процессе итерационного режима работы ИНС. Следует также отметить, что носителями информации являются предельные циклы в пространстве состояний сети ДАП.

В зависимости от того, какого рода данные будут содержаться в информационных бло-

ках, на основе предложенной модели гетеро-ассоциативной памяти возможно разрабатывать различные устройства и аппараты [21]. Причём для реализации классификаторов или устройств с контекстно-адресуемой памятью информационные блоки $\{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{x}_k\}$ должны содержать только сенсорные данные, например, графические образы [21]. На основе записи, хранения и извлечения управляющих данных возможно создавать системы управления по жёсткой программе [22]. А для реализации программ с ветвящимися алгоритмами информационные блоки должны содержать как сенсорные, так и управляющие данные [23].

IV. АНАЛИЗ ДИНАМИЧЕСКИХ СОСТОЯНИЙ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ХОПФИЛДА НА ОСНОВЕ МЕТОДА МАТРИЧНОЙ ДЕКОМПОЗИЦИИ

Помимо указанных выше недостатков ассоциативных ИНС типа сетей Хопфилда, на данный момент не существует достаточно надёжных методов анализа подобных сетей. В связи с этим, на основе теории матричной декомпозиции [24] в работе [25] была предпринята попытка разработать численный метод анализа сети Хопфилда, в результате чего была получена формула генерации элементов аппроксимирующей векторной функции $\vec{g}_M(\vec{\nu}, \vec{u}^*)$, которая показывает степень реакции ИНС на наличие шума $\vec{\nu}$ во входном векторе при определённом эталонном векторе u_i^* :

$$g_M^i(\nu_j, u_j^*) = -\nu_i + \sum_{j=1, j \neq i}^N w_{i,j} \sum_{\kappa=1}^M \frac{1}{\kappa!} F^{(\kappa)}(u_j^*) \nu_j^\kappa, \quad (4)$$

где $F^{(\kappa)}(u_j^*)$ обозначает k -ю производную функции активации $F(u_j)$, вычисленную в точке u_j^* , N - число нейронов в слое, M - число ядер матричного ряда [25].

В [25] было предложено следующее обозначение: \vec{u}^* – эталонный графический образ, $\vec{\nu}$ – наложенный шум (флуктуации), а $\vec{u} = \vec{u}^* + \vec{\nu}$ – исследуемое изображение. Тогда имея набор эталонов \vec{u}^* , записанных в обученную сеть Хопфилда, для каждого исследуемого графического изображения \vec{u} можно найти значения вектора $\vec{\nu}$. С другой стороны, имея значения эталонного вектора \vec{u}^* и вектора $\vec{\nu}$ искажений можно получить значения \vec{u} выходного слоя обученной сети Хопфилда с конкретной весовой матрицей $W_{N \times N}$:

$$\vec{f}(\vec{u}) \approx \vec{g}_M(\vec{\nu}, \vec{u}^*) + \vec{f}(\vec{u}^*), \quad (5)$$

где M – число используемых ядер матричного ряда [24, 25].

Таким образом, с помощью формулы (5) можно численно определить, каким образом обученная сеть Хопфилда будет реагировать на конкретные значения вектора шума $\vec{\nu}$.

V. НЕЙРОСЕТЕВАЯ МОДЕЛЬ
ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ ИЕРАРХИЧЕСКОЙ
СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ АВТОНОМНЫМИ
МОБИЛЬНЫМИ РОБОТОТЕХНИЧЕСКИМИ
АППАРАТАМИ НА ОСНОВЕ
ГЕТЕРО-АССОЦИАТИВНЫХ ИНС

Рассмотрим следующим практический пример. Сгенерируем матрицу $W_{1024 \times 1024}$ весовых коэффициентов для сети на основе трех обучающих эталонных векторов – графических изображений размером пикселя (рис. 5, а, б). После этого подадим на входы обученной сети Хопфилда вектор, представляющий собой первый из представленных эталонов, искаженных 10%-м шумом (рис. 5, з).



Рис. 5 – Первый набор экспериментальных данных

Далее сгенерируем несколько итераций по определению значений состояний выходного слоя рассматриваемой ИНС (рис. 6, а). Причем, в качестве активационной функции был выбран гиперболический тангенс. Как видно из примера, после первых итераций весьма трудно подобрать значение пороговой функции для перевода полученных значений в бинарное изображение, так как большинство элементов имеют значения выше 0,75. Только после 7-й итерации отчетливо видно, что искомая буква «А» извлеклась из памяти сети Хопфилда корректно.



Рис. 6 – Сравнение скорости распознавания образов обычным способом и с помощью аппроксимационного метод

Однако если воспользоваться формулами (4) и (5), то можно получить довольно контрастные значения элементов выходного слоя сети Хопфилда даже с помощью только первого ядра матричного разложения [25]. Другими словами, отчетливо видно, что полученная сеть Хопфилда, в которую были записаны три графических образа (рис. 5, а, б), способна качественно распознать (извлечь) первый эталон даже при наличии 10%-го шума.

Таким образом, предложенный способ, основанный на аппроксимационной формуле (4) с использованием матричного ряда, позволяет сделать заключение о том, способна ли обученная сеть Хопфилда распознавать входные изображения с наперед заданными искажениями.

Опираясь на методологию общей теории поведения естественных и искусственных систем Д.А. Поспелова [26, 27] и метод автономного адаптивного управления А.А. Жданова [2], автором была предложена оригинальная нейросетевая модель интеллектуальной иерархической системы управления автономными мобильными роботами [28]. Данная ИСУ состоит из условных блоков процессора и памяти (рис. 7, закрашенные блоки), которые сами состоят из распределенных подблоков, реализованных на основе гетероассоциативных ИНС. Причем тонкими стрелками указаны информационные потоки, а жирными – управляющие сигналы.

На борту объекта управления (ОУ), в рассматриваемом примере это АМР, находятся исполнительная (эффекторы – E) и сенсорная (рецепторы – R) системы, а также сама ИСУ, в контур управления которой входит блок оператора. Как правило, оператор должен взаимодействовать с ИСУ только до начала функционирования АМР (во время ввода целевых указаний и необходимых начальных данных) либо в критических ситуациях. ИСУ получает информацию от внешней и внутренней сред посредством блока рецепторов и воздействует на первую с помощью блока эффекторов.

Из предложенной схемы (рис. 7) видно, что блоки процессора и памяти, наподобие естественных ИСУ, имеют распределенную структуру. Одной из самых важных частей процессора является блок предобработки данных - предпроцессор, представленный блоком формирования и распознавания образов (FIR), в котором из поступающих данных извлекается необходимая другим блокам информация. Следующая часть процессора представлена блоком принятия решений (DM), который контролирует иерархию последовательностей выполнения подцелей.

Распределенная память в предлагаемой модели ИСУ представлена базой данных (DB), базой знаний (NB), блоком рефлексивного аппарата (RA) и блоком оценки и прогнозирования (EP), который отвечает за когнитивные функции ИСУ. Задачами базы данных являются не только сбор и передача сенсорных данных в блоке формирования и распознавания образов, но также их регистрация (параллельно записывая значения управляющих сигналов от эффекторов), чтобы после выполнения АМР задания оператор мог провести полный анализ принятых ИСУ управляющих решений.

Знак « \Leftrightarrow » указывает на процесс двунаправленного обмена информацией, который возникает

ет во 2-м и 3-ем контурах в результате наличия итерационного способа извлечения информации из базы знаний [21], а также благодаря наличию обратной связи корректировки памяти – процесс дообучения [20].

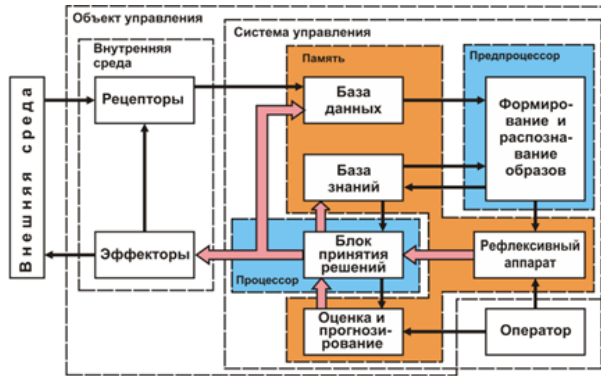


Рис. 7 – Структура предлагаемой ИСУ

Таким образом, в предлагаемой ИСУ реализуются три типа управления по [7] (реактивный, экстремальный, когнитивный):

1. $R \rightarrow FIR \rightarrow RA \rightarrow DM \rightarrow E$;
2. $R \rightarrow FIR \rightarrow NB \Leftrightarrow DM \rightarrow E$;
3. $R \rightarrow FIR \rightarrow NB \Leftrightarrow EP \rightarrow DM \rightarrow E$.

Безусловные и условные рефлексы, задействованные в первом контуре предложенной ИСУ, реализованы в блоке рефлективного аппарата в виде двух различных гетероассоциативных ИНС, которые при поступлении определенного стимула вызывают строго фиксированную реакцию [20]. Реактивный контур управления может быть реализован на основе предложенного в [29] адаптивного нейросетевого контроллера, реализованного в виде системы правил. Благодаря наличию гетероассоциативных ИНС данный контроллер позволяет быстро извлекать из памяти эталонные образы и обрабатывать входную информацию, а также добавлять в память новые.

Таким образом, безусловные рефлексы (т. е. обучающие пары «стимул-реакция») должны записываться оператором в ИНС до начала функционирования АМР [29]. Условные рефлексы, которые обеспечивают механизм индивидуального приспособления ОУ к небольшим изменениям среды, должны запоминаться в процессе периодических внешних воздействий на ОУ с помощью процессов обучения ИНС мотонейронов. Причем, если синаптические связи первой ИНС содержат информацию о критических значениях показателей энергетической и транспортной систем и должны быть строго фиксированы, то у второй – синаптические связи должны обладать способностью к запоминанию результатов обучения только на конечное время (т.е. их можно будет переучить). Если сигналы на выходе гетеро-ассоциативной ИНС безусловных рефлексов являются пассивными (вливают только на управление блока принятия решений), то сигналами от ИНС условных рефлексов (мотонейроны) являются активными, т. е. они непосредственно управляют движением эффекторов.

Второй контур (экстремальное управление) предназначен для реализации более сложного типа поведения ОУ, который способен распознавать ранее обученные ситуации и реагировать на них соответствующей последовательностью действий эффекторов. В контуре экстремального управления должна быть реализована управляющая система, которая с помощью направленного опыта действий стремится минимизировать некоторые целевые функции ОУ. Другими словами, данный контур должен реализовывать выполнение некоторых наперед заданных поисковых алгоритмов с ветвлениями [23].

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Была реализована попытка объединить технологию классических ИНС и модель ассоциативной памяти на основе детерминированной хаотической системы в единую нейросетевую модель памяти, способную моделировать не только частичные проявления ассоциативных функций головного мозга, но и некоторые процессы обмена и обработки информации, а также поиск скрытых связей между имеющимися в памяти эталонами.

Среди основных положительных свойств полученной модели памяти можно выделить реализацию поиска информации по ее содержанию и хранение информации в виде структурированных бинарных последовательностей. Также можно отметить, что процесс выборки информации представляет собой динамический процесс, подобный процессам, протекающим в различных физических системах непрерывного действия.

Разработана модульная нейросетевая модель интеллектуальной иерархической системы управления автономными мобильными роботами, модули которой представляют собой отдельные контуры управления: реактивный, экстремальный и когнитивный. С одной стороны, данная система имеет строгую иерархическую структуру, состоящую из трех контуров управления. С другой стороны, все вычисления производятся параллельно и распределено в соответствующих функциональных блоках, реализованных с помощью предложенных гетероассоциативных ИНС. На данный момент в модельной среде созданы и протестированы отдельные контуры разработанной системы управления для различных практических приложений: система позиционного управления манипулятором, нейросетевая модель для реализации поисковых движений автономного мобильного робота и реактивный контур безусловных и условных рефлексов.

1. Новые методы управления сложными системами / Под общ. ред. В. М. Лохина и И. М. Макаров. – М. : Наука, 2004. – 333 с.
2. Жданов, А. А. Автономный искусственный интеллект / А. А. Жданов; 2-е изд. – М. : БИНОМ, 2009. – 359 с.
3. Хакен, Г. Принципы работы головного мозга: Синергетический подход к активности мозга, поведению и когнитивной деятельности / Г. Хакен. – М. : Изд. Per Se, 2001. – 353 с.
4. Амосов, Н. М. Нейрокомпьютеры и интеллектуальные роботы / Н. М. Амосов [и др.] ; под общ. ред. Н. М. Амосова. – Киев : Наукова думка, 1991. – 272 с.
5. Омату, С. Нейроуправление и его приложения. Кн. 2 / С. Омату; Перевод с англ. Н. В. Батина. Под общ. ред. Л. И. Галушкина и В. А. Птичкина. – М. : ИПРЖР, 2000. – 272 с.
6. Головкин, В. А. Нейронные сети: обучение, организация и применение. Кн. 4: учеб. пособие для вузов / Общ. ред. Л. И. Галушкина. – М. : ИПРЖР, 2001. – 256 с.
7. Самарин, А. И. Модель адаптивного поведения мобильного робота, реализованная с использованием идей самоорганизации нейронных структур / А. И. Самарин // IV Всероссийская научно-техническая конференция "Нейроинформатика-2002". Материалы дискуссии "Проблемы интеллектуального управления – общесистемные, эволюционные и нейросетевые аспекты". – М. : МИФИ, 2003. – С. 106-120.
8. Кохонен, Т. Ассоциативная память / Т. Кохонен. – М. : Мир, 1980. – 240 с.
9. Эделмен, Дж. Разумный мозг / Дж. Эделмен, В. Маунткасл. – М. : Мир, 1981. – 135 с.
10. Фролов, А. А. Нейронные модели ассоциативной памяти / А. А. Фролов, И.П. Муравьев. – М. : Наука, 1987. – 160 с.
11. Балкарей, Ю. И. Коллективные возбуждения в нейронных сетях / Ю. И. Балкарей, М. Г. Евтихов, М. И. Елинсон и др. // Радиотехника и электроника, 1996. – Т. 41. № 1. – С. 5-16.
12. Freeman, W. J. Spatial properties of an EEG in the olfactory bulb and olfactory cortex. *Electroenceph / W. J. Freeman // Clin. Neurophys.*, 1978, Vol. 44. – Pp. 586-605.
13. Andreyev, Yu. V. Associative and random access memory using one-dimensional maps / Yu. V. Andreev [and etc] // *Int. Journal of Bifurcation and Chaos*, 1992, Vol. 3. – Pp.483-504.
14. Андреев, Ю. В. Хаотические процессоры / Ю. В. Андреев, А. С. Дмитриев, Д. А. Куминов // *Успехи современной радиоэлектроники*, 1997, №10. – С. 50-79.
15. Шустер, Г. Детерминированный хаос: Введение / Г. Шустер. – М. : Мир, 1989. – 240с.
16. Prakupovich, R. A. Device for a mobile robot for associative recognition of obstacles based on chaotic oscillator / R. A. Prakupovich, V. A. Sychyov // *Proceedings of the 7th International Conference Neural networks and artificial intelligence (ICNNAI'2012)*. – 2012. – Minsk. – P. 65-68.
17. Hopfield, J. J. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities / J. Hopfield // *Proceedings of National Academy of Sciences*. 1982. Vol. 79, No8. – Pp. 2554-2558.
18. Kosko, B. Bi-directional associative memories / B. Kosko // *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*. – 1988, Vol. 18, №1. Pp. – 49-60.
19. Прокопович, Г. А. Адаптивный нейросетевой классификатор / Г. А. Прокопович // *Информатика*. – 2009. – №3(23). – С. 68-81.
20. Прокопович, Г. А. Нейросетевой блок памяти для адаптивной работы сложных технических систем в динамической среде / Г. А. Прокопович // *Информатика*. – 2010. – №2(26). – С. 54-65.
21. Прокопович, Г. А. Применение гетероассоциативных нейронных сетей для записи и восстановления информации / Г. А. Прокопович // *Информатика*. – 2012. – №2(34). – С. 38-49.
22. Прокопович, Г. А. Модель нейросетевой ассоциативной памяти для управления манипулятором / Г. А. Прокопович // *Информатика*. – 2012. – №3(35). – С. 16-25.
23. Прокопович, Г. А. Нейросетевая модель для реализации поисковых движений мобильного робота / Г. А. Прокопович // *Открытые семантические технологии проектирования интеллектуальных систем: материалы III Междунар. науч.-техн. конф. (Минск, 21–23 февраля 2013 года)* / редкол. : В.В. Голенков (отв. ред.) [и др.]. – Минск : БГУИР. – 2013 г. – С. 483-488.
24. Krot, A. M. Matrix decompositions of vector functions and shift operators on the trajectories of a nonlinear dynamical system / A. M. Krot // *Nonlinear Phenomena in Complex Systems*. – 2001. – Vol. 4, №2. – P. 106-115.
25. Крот, А. М. Нелинейный анализ динамических состояний искусственной нейронной сети Хопфилда на основе матричной декомпозиции / А. М. Крот, Г. А. Прокопович // *Весті НАН Беларусі. Сер. фіз.-тэх. навук*. – 2012. – №3. – С. 98-107.
26. Поспелов, Д. А. Ситуационное управление: теория и практика / Д. А. Поспелов. – М.: Наука, 1986. – 288 с.
27. Гаазе-Рапопорт, М. Г. От амёбы до робота: модели поведения / М. Г. Гаазе-Рапопорт, Д. А. Поспелов. – М. : Наука, 1987. – 288 с.
28. Прокопович, Г. А. Бионическая структура иерархической распределенной системы управления автономными мобильными роботами / Г. А. Прокопович // *Искусственный интеллект*. – 2013. – №1. – С. 181-190.
29. Прокопович, Г. А. Адаптивный нейросетевой контроллер безопасного движения автономного мобильного робота / Г. А. Прокопович // *Сборник трудов V Всероссийской научно-технической конференции с международным участием «Робототехника и искусственный интеллект» (г. Железногорск, РФ, 15 ноября 2013 г.)* / под науч. ред. В. А. Углева ; Сиб. федер. ун-т ; Железногорский филиал СФУ. – Красноярск : Центр информации, ЦНИ «Монография», 2013. – С. 125-127.