



OSTIS-2013

(Open Semantic Technologies for Intelligent Systems)

УДК 681.513.6, 004.896

НЕЙРОСЕТЕВАЯ МОДЕЛЬ ДЛЯ РЕАЛИЗАЦИИ ПОИСКОВЫХ ДВИЖЕНИЙ МОБИЛЬНОГО РОБОТА

Прокопович Г.А.

*Объединённый институт проблем информатики НАН Беларуси,
г. Минск, Республика Беларусь*

rprakovich@robotics.by

Предлагается модель нейросетевого процессора, разработанного на основе принципов функционирования гетероассоциативной памяти, который способен реализовать ветвящиеся алгоритмы. В качестве примера, приводится описание реализации алгоритма поиска пути в лабиринте. Предложенную модель можно рассматривать как нейросетевой компонент более общей нейросетевой иерархической системы управления, предложенной автором ранее.

Ключевые слова: гетероассоциативная память; система управления; поисковые движения; алгоритмы с ветвлением.

ВВЕДЕНИЕ

Среди основных тенденций в области разработок интеллектуальных систем управления робототехническими аппаратами выделяется проблема обеспечения их полной либо частичной (с привлечением человека в контур управления) автономности. Таким образом, типовой задачей для автономных мобильных роботов является ограниченный по времени и запасу энергии процесс поиска в неизвестной местности искомого объекта и возвращение в точку старта вместе с ним, либо с некоторой информацией о нем. Причём, как правило, искомый объект описан неполными или противоречивыми начальными данными.

Несмотря на свою сложность, описанная задача в естественной природе является типичной и имеет массу наглядных примеров своего успешного решения. Поэтому среди перспективных методов управления интеллектуальными системами можно выделить бионический. В данном подходе большое внимание уделяется изучению фундаментальных принципов функционирования естественных систем управления и механизмов их эволюции, а не отдельным аспектам его проявления [Жданов, 2009].

Большинство бионических систем управления в той или иной степени основаны по аналогии с управляющими системами живых организмов – их нервной системой [Самарин, 2002; Жданов, 2009]. Естественные системы управления реализуют принципы адаптивного распознавания входной информации и универсальные поисковые

алгоритмы для соответствующего реагирования. Причём в качестве практической реализации подобных систем чаще всего выступают различные модели искусственных нейронных сетей [Головкин, 2001].

Искусственные нейронные сети представляют собой распределённые и параллельные вычислительные системы, способные к адаптивному обучению путём анализа положительных и отрицательных воздействий [Уоссермен, 1990]. Применительно к робототехнике они дают возможность замены традиционного программирования на процесс обучения с помощью примеров, что позволяет использовать режим постоянного дообучения при работе в изменяющихся средах [Амосов и др., 1991]

1. Постановка задачи

Как правило, в бионических методах аналитическая модель объекта управления априори неизвестна. Необходимые знания добываются эмпирически, в процессе взаимодействия со средой и самим объектом управления [Гаазе-Рапопорт и др., 1987; Самарин, 2002; Жданов, 2009]. Таким образом, приспособление системы управления к среде функционирования достигается путём последовательного извлечения информации об особенностях данной среды, что выступает как своеобразный аналог ее познания [Камшилов, 1979].

Известные модели искусственных нейронных сетей чаще всего используются в контурах

управления как отдельные управляющие элементы, обладающие некоторой необходимой переходной характеристикой, либо выполняют функции предобработки и классификации данных. Причём, такие нейронные сети не способны полноценно реализовать систему управления. Однако это противоречит биологическим аналогам, которые представляют собой набор взаимодействующих однородных нейронных структур.

В связи с этим, целью данной работы является продолжение исследований автора по развитию нейросетевой модели иерархической системы управления с распределённой обработкой информации [Прокопович, 2010а]. Указанная модель представляет собой набор семантически связанных функциональных компонентов, состоящих из гетероассоциативных нейроподобных сетей. Тогда задача будет заключаться в попытке разработать новый нейросетевой компонент, предназначенный для реализации поисковых движений мобильного робота.

2. Нейросетевая модель иерархической системы управления

Одной из главных особенностей нервной системы живых организмов, позволяющей им приспосабливаться к изменениям среды, является выработка новых форм реагирования на внешние и внутренние воздействия [Крылов, 2007]. Такие формы поведения, основная цель которых заключается в приобретении новой информации, называются обучением [Гаазе-Рапопорт и др., 1987]. Эту способность можно определить как совокупность процессов, обеспечивающих выработку и закрепление форм реагирования, адекватных физиологическим, биологическим и социальным потребностям организма.

Как правило, выделяют три различные группы способов организации поведения живых организмов: реактивное, оперантное и когнитивное [Крылов, 2007]. Под реактивным поведением подразумевается пассивное взаимодействие, когда организм на длительный или короткий промежуток времени запоминает свои индивидуальные реакции на определённые стимулы, при котором происходит трансформация нейронных цепей и формирование новых следов памяти. Среди разновидностей реактивного поведения обычно выделяют безусловные и условные рефлекссы.

Оперантное (экстремальное) поведение представляет собой закрепление таких действий, последствия которых для организма желательны, и отказ от тех действий, которые приводят к нежелательным последствиям. Для реализации новых типов поведения выделяют три метода обучения: проб и ошибок, формирование автоматизированных реакций (последовательности простейших действий) и подражание [Гаазе-Рапопорт и др., 1987].

Когнитивное поведение в эволюционном отношении является наиболее поздним и наиболее эффективным типом обучения. В полном объёме такое поведение присуще только людям, хотя какие-то его эволюционные предшественники или отдельные элементы наблюдаются и у высших животных [Симонов, 1981; Гаазе-Рапопорт и др., 1987; Крылов, 2007]. Если такое поведение присуще искусственным системам, то оно называется интеллектуальным.

Опираясь на методологию общей теории поведения естественных и искусственных систем [Гаазе-Рапопорт и др., 1987] и метод автономного адаптивного управления [Жданов, 2009] автором данной работы была предложена модель (рисунок 1) нейросетевой иерархической системы управления с распределённой обработкой информации [Прокопович, 2010а] для управления робототехническими аппаратами, в которой реализуются три контура управления:

1. $P \rightarrow \text{ФРО} \rightarrow \text{РА} \rightarrow \text{ПР} \rightarrow \text{Э}$ – реактивный,
2. $P \rightarrow \text{ФРО} \rightarrow \text{БЗ} \leftrightarrow \text{ПР} \rightarrow \text{Э}$ – экстремальный,
3. $P \rightarrow \text{ФРО} \rightarrow \text{БЗ} \leftrightarrow \text{ЭМ} \rightarrow \text{ПР} \rightarrow \text{Э}$ – когнитивный,

где P – рецепторы, ФРО – блок формирования и распознавания образов, РА – рефлексивный аппарат, БЗ – база знаний, ЭМ – блок эмоций и мотиваций, ПР – блок принятия решений и Э – эффекторы.

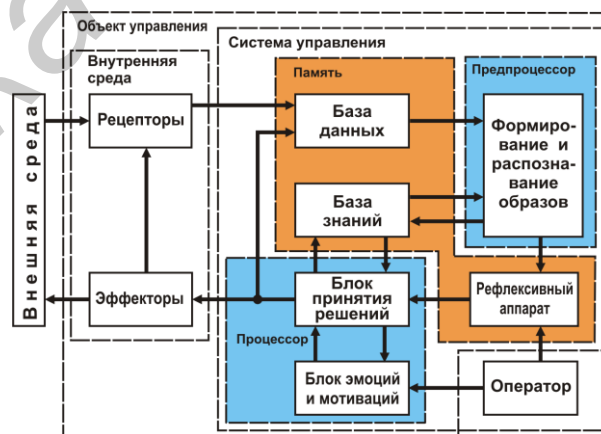


Рисунок 1 – Модель нейросетевой системы управления

В предложенной модели системы управления реактивное поведение предназначено для контроля за ответственными параметрами всего робота, которые не должны выходить за критические значения. К ним относятся напряжение и сила тока в двигателях, максимально допустимая скорость движения, а также расстояния до внешних преград. Поисковое, или экстремальное, управление предназначено для минимизации целевых функций робота путём случайных или направленных опытом действий. Причём в системе управления должны запоминаться только наиболее удачные попытки. На верхнем уровне управления находится интеллектуальный (когнитивный) контур, предназначенный для прогнозирования изменений ситуации на несколько шагов вперёд и принятия соответствующих управляющих решений.

Указанную систему управления можно рассматривать как универсальную масштабируемую нейросетевую вычислительную среду, состоящую из однотипных многофункциональных блоков, выполненных на базе гетероассоциативных нейронных сетей типа «двунаправленная ассоциативная память» [Kosko, 1988; Уоссермен, 1990; Прокопович, 2009]. Безусловные и условные рефлексы, задействованные в первом контуре управления, реализованы в блоке РА в виде двух различных нейроподобных сетей, которые при поступлении определённого стимула вызывают строго фиксированную реакцию [Прокопович, 2010b] или последовательность реакций [Прокопович, 2012b].

Контур экстремального управления предназначен для реализации более сложного типа поведения робототехнического аппарата, система управления которого способна не только распознавать ранее обученные ситуации и реагировать на них соответствующими действиями эффекторов, но также идентифицировать и запоминать новые. Наиболее ответственным звеном в данном контуре является БЗ, реализованная на основе системы классификаторов, которые можно рассматривать как специальный случай теории обучения с подкреплением [Джонс, 2004]. В качестве прототипа в работе [Прокопович, 2010b] был взят адаптивный нейросетевой классификатор, который благодаря наличию гетероассоциативного механизма позволяет быстро извлекать из памяти эталонные образы и обрабатывать входную информацию.

Когнитивный контур управления предназначен для отображения закономерностей реального мира в виде неформального опыта с целью достижения целей, поставленных оператором и необходимых для самосохранения самого робота [Самарин, 2002; Прокопович, 2010b]. Когнитивный контур управления предназначен для решения таких ответственных задач, как декомпозиция целевых требований на подзадачи (функция мотивации), прогнозирование и оценка состояний внешней и внутренней сред (функция эмоциональной окраски) и разработка алгоритмов принятия решений (функции планирования).

Декомпозицию целевых требований можно рассматривать как процесс кластеризации набора элементарных действий, необходимых для достижения эффекторами конечных состояний, которые указаны в мотивациях. Как положительные, так и отрицательные эмоции, определяющие величину побуждения к достижению целей, возникают в процессе рассогласования между прогнозируемыми и действительными состояниями объекта управления [Симонов, 1981]. В отличие от двух предшествующих тактических контуров управления (реактивного и экстремального), третий является стратегическим. Поэтому, процесс проектирования всегда сопряжен с выбором

оптимального по определенным критериям решения из нескольких альтернативных.

Для решения всех трех задач когнитивного управления в БЗ требуется наличие уже готовых, апробированных образов-шаблонов, которые, по-видимому, должны иметь большую размерность. В связи с этим, указанные шаблоны предлагается записывать в БЗ путем обучения в виде ассоциативных последовательностей [Прокопович, 2012a; Прокопович, 2012b].

3. Реализация поискового алгоритма с помощью нейросетевого процессора

В работе [Прокопович и др., 2010] описывается алгоритм децентрализованного управления группой роботов, который заключается в выполнении единого набора рекомендаций по выбору направлений движения для каждого члена группы. Указанный алгоритм реализуется в каждом роботе в виде жёстко выполняемой компьютерной программы, для которой требуется микроконтроллер, либо микропроцессорное устройство. Однако реализация даже несложного алгоритма с помощью классических нейронных сетей на данный момент является затруднительным. Это связано с тем, что классические нейронные сети выполняют, в основном, функцию классификатора, либо аппроксиматора. В связи с этим, в данной работе предлагается реализовать описанный алгоритм управления групповыми роботами на основе предложенного выше компонентного подхода для построения нейросетевой системы управления.

В работе [Прокопович, 2011] описывается нейросетевая ассоциативная модель достижения цели, на основе которой в работе [Прокопович, 2012b] был предложен метод гетероассоциативного управления манипулятором промышленного робота. Указанная система управления, в отличие от известных аналогов, не содержит в явном виде массивы значений углов поворота каждого из звеньев, а последовательно извлекает их из блока гетероассоциативной памяти.

Однако с помощью предложенной модели достижения цели можно реализовать гораздо больше практических приложений. Так, например, в качестве информационных блоков-образов, запоминаемых во время обучения, можно представить список рекомендаций, которым должна придерживаться система управления мобильным роботом при прохождении некоторого помещения по заранее известной местности (т.е. имеется точная карта). Таким образом, информационными блоками могут служить характерные точки на карте: повороты, лестничные проёмы, коридоры, двери и т.д. Другими словами, их можно представить как результат декомпозиции рассматриваемого пути на промежуточные участки, характеризующие некоторые точки в пространстве.

В данной работе предлагается использовать

указанную нейросетевую модель достижения цели как имитационный процессор, реализующий выполнение некоторых не сильно ветвящихся алгоритмов. В качестве примера можно рассмотреть, так называемый, алгоритм «правой руки», который предназначен для прохождения заранее неизвестного лабиринта [MYROBOT.RU, 2007]. Суть данного алгоритма заключается в том, чтобы робот всё время двигался вдоль стены, находящейся по правый борт мобильного робота. Двигаясь вдоль стены, робот должен следить, есть ли проход справа. Если проход есть, то робот должен идти по нему, чтобы не оторваться от стены справа. Если прохода нет – впереди стена, то робот должен повернуть налево. Основная часть алгоритма, не учитывающая нахождение стены и завершение самого поиска (нахождение выхода), изображена на следующей блок-схеме (рисунок 2).

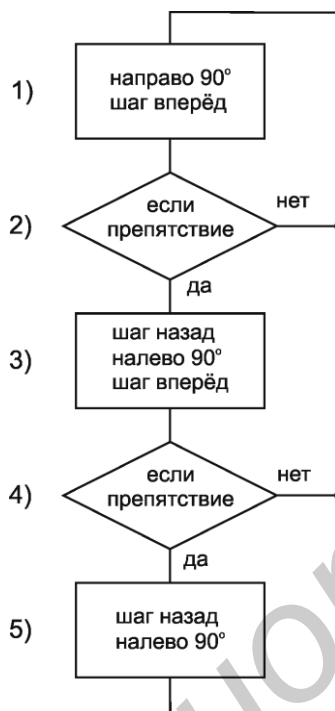


Рисунок 2 – Алгоритм движения по лабиринту по правилу «правой руки»

Анализируя приведённую выше блок-схему, можно заметить, что если логические блоки 2 и 4 будут выдавать положительные результаты, то вычислительные блоки 1, 3 и 5 (которые представляют собой наборы управляющих команд для моторов робота) будут непрерывно следовать друг за другом в строгой последовательности. Причём, после блока 5 обязательно должен следовать блок 1, т.е. должен получиться замкнутый цикл. Данный сценарий можно реализовать по примеру указанного метода управления манипулятором на основе модифицированной сети двунаправленная ассоциативная память [Прокопович, 2012b]. Однако если один из логических блоков 2 и 4 выдаст отрицательный результат, то полученная последовательность активизации блоков 1-3-5 будет нарушена. Таким образом, перед нами стала задача преобразовать

указанную модель достижения цели, чтобы она позволила реализовывать алгоритмы с ветвлениями.

В результате была получена модифицированная схема (рисунок 3) достижения цели, позволяющая реализовать приведённый выше алгоритм. Первое нововведение заключается в том, что информационные блоки должны содержать не только управляющие команды для приводов, но и значения сенсоров, соответствующие конкретным ситуациям. Второе нововведение заключается в использовании особого блока управления (БУ), включённого в контур обратной связи и выполняющего функцию коммутатора. Его задачей является селективное переключение информационных потоков. Если соответствующие участки извлечённого из ассоциативной памяти информационного блока совпадут с показаниями сенсоров, то логический элемент И выдаст положительный результат и блок управления соединит второй слой нейронной сети с первым через матрицу синаптических связей V , которая представляет собой единичную матрицу размером $N \times N$. При этом, i -й информационный блок извлечёт из гетероассоциативной памяти на втором слое нейронов $(i+1)$ -й блок.

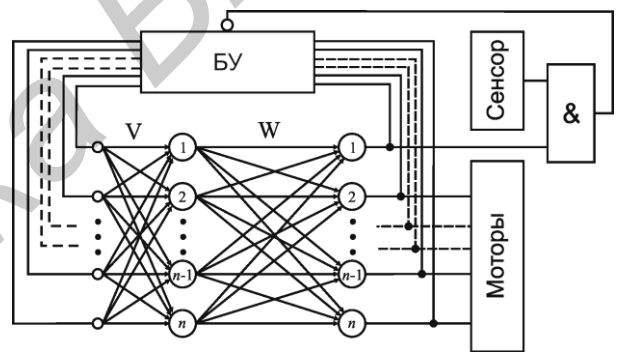


Рисунок 3 – Схема нейросетевого процессора

Если соответствующие участки вновь извлечённого информационного блока не совпадут со значениями текущих сенсорных данных, то блок управления принудительно подаст на первый слой нейронов значения k -й информационный блок, где k – число всех информационных блоков в гетероассоциативной памяти (причём, в нашем случае, $k=3$). В результате, на выходах второго слоя нейронов будет сгенерирован первый информационный блок и на входы блока моторов поступят соответствующие управляющие сигналы. Другими словами, будет реализован процесс альтернативного перехода управления от любого логического блока к 1-му вычислительному блоку (см. схему на рисунке 2). Таким образом, предложенная нейросетевая модель способна имитировать выполнение приведённого выше поискового алгоритма.

В связи с тем, что предложенный нейросетевой процессор базируется на основе модели гетероассоциативной памяти, подробно описанной в работе [Прокопович, 2012a], то на него накладываются соответствующие ограничения:

- длина всех информационных блоков должна быть одинаковой;
- информационные блоки не должны повторяться (уникальность образов);
- последний информационный блок должен быть ассоциирован с первым.

Благодаря первому ограничению первый и второй слои гетероассоциативной памяти должны иметь одинаковое число нейронов.

Покажем на конкретном примере, каким образом можно создать информационные блоки-образы. Так как робот имеет только один сенсор, установленный на переднем бампере, то его значения могут быть закодированы в бинарном виде только как 0 или 1. Поэтому для кодирования сенсорной информации достаточно одного бита. Однако, в связи с тем, что в 3-м вычислительном блоке имеется три действия, выполняемых роботом, а в 1-м и 5-м – только два, то дополним 1-й и 5-й блоки новым неактивным действием – «стоять на месте».

Таким образом, имеется уже пять типов движений: «вперёд», «назад», «поворот на право», «поворот на лево» и «стоять на месте». Тогда минимальным числом бинарных символов, с помощью которых их можно закодировать пять состояний робота является число три. Допустим, что 111 – движение вперёд, 101 – движение назад, 011 – движение налево, 110 – движение на право и 000 – стоять на месте. Тогда мы получим следующие три информационных блока:

1. **1** 110 111 000,
2. **1** 101 011 111,
3. **0** 101 011 000,

где жирным шрифтом указаны сенсорные, а остальные – моторные данные. Причём, судя по приведённой выше блок-схеме (рисунок 2), в третьем информационном блоке сенсорный бит может быть как 1, так и 0. Однако это не приводит к коллизии, так как после очередной итерации либо с помощью гетероассоциативной памяти, либо с помощью блока управления на выходе второго слоя нейронов так или иначе появится первый информационный блок.

Предложенная модель реализации поисковых движений была проверена с помощью имитационного компьютерного моделирования. Полученные результаты подтвердили работоспособность предложенной модели. В результате, на виртуальном полигоне (рисунок 4) функционировало шесть поисковых роботов, система управления каждого из которых состояла из предложенного нейросетевого процессора. На приведённом рисунке изображён фрагмент виртуального полигона с шестью роботами, изображёнными направленными треугольниками, и одним кругом – искомым объектом. Причём, при использовании указанной выше кодировки для управления виртуальным роботом понадобилась матрица синаптических связей W размером всего 10×10 элементов и один логический элемент И.

Таким образом, была доказана возможность реализации алгоритмов.

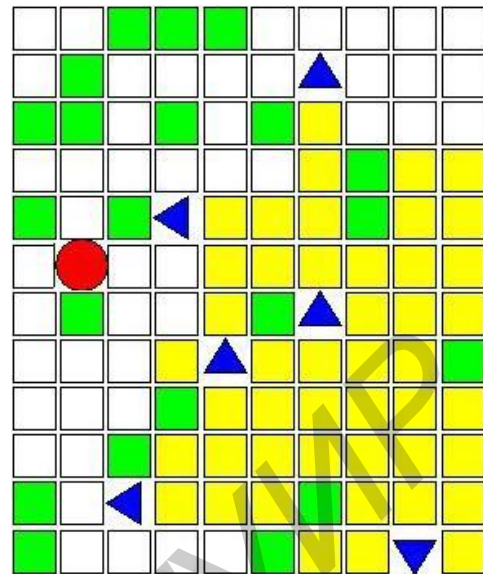


Рисунок 4 – Моделирование поискового движения

Полученная нейросетевая модель реализации поисковых движений представляет собой законченный компонент, который по своей структуре и выполняемым функциям полностью соответствует контуру экстремального управления описанной выше иерархической системы управления [Прокопович, 2010a]. Другим словами, блок моторов соответствует блоку эффекторов, блок управления и логический элемент – блоку принятия решений, блок сенсоров – блоку рецепторов, а гетероассоциативная память – базе знаний. Причём, движение информационных потоков полностью совпадает.

4. Выводы

В работе была предложена нейросетевая модель реализации поисковых движений на примере прохождения лабиринта мобильным роботом. Отличительной особенностью предложенной модели является то, что она способна реализовать выполнение ветвящихся алгоритмов и тем самым имитировать процесс управления техническими устройствами. Причём, предложенную модель можно рассматривать как нейросетевой процессор, который программируется методом обучения. Обучающая выборка представляет собой набор информационных блоков, интегрирующих в себе не только управляющие, но и сенсорные данные, необходимые для корректного выполнения заданного алгоритма.

Данная модель может интегрироваться практически без изменений в более общую, предложенную ранее автором, нейросетевую иерархическую систему управления робототехническими аппаратами, которая характеризуется наличием распределённой обработкой информации. Работоспособность предложенной модели была подтверждена

компьютерным моделированием.

Работа выполнена при частичной поддержке гранта БРФФИ-ГФФИУ Ф11К-169 «Разработка и исследование методов и алгоритмов скрытой и защищённой передачи информации в задачах группового управления мобильными роботами и подвижными системами».

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

[Kosko, 1988] Kosko B. Bidirectional associative memories / В Kosko // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1988, vol. 18, no. 1. – P. 49–60.

[MYROBOT.RU, 2007] Прохождение лабиринта: правила и алгоритмы [Электронный ресурс]. – 2007. – Режим доступа : http://myrobot.ru/articles/logo_mazesolving.php. – Дата доступа : 03.12.2012.

[Амосов и др., 1991] Амосов, Н.М. Нейрокомпьютеры и интеллектуальные роботы / Н. М. Амосов [и др.] ; под общ. ред. Н.М. Амосова. – Киев : Наукова думка, 1991. – 272 с.

[Гаазе-Рапопорт и др., 1987] Гаазе-Рапопорт, М.Г. От амёбы до робота: модели поведения / М. Г. Гаазе-Рапопорт, Д. А. Поспелов. – М. : Наука, 1987. – 288 с.

[Головко, 2001] Головко, В.А. Нейронные сети: обучение, организация и применение. Кн. 4: учеб. пособие для вузов / В. А. Головко. – Под общ. ред. Л.И. Галушкина. – М: ИПРЖР, 2001. – 256 с.

[Джонс, 2004] Джонс, М.Т. Программирование искусственного интеллекта в приложениях / М. Т. Джонс // Пер. с англ. А.И. Осипов – М.: ДМК Пресс, 2004. – 312 с.

[Жданов, 2009] Жданов, А.А. Автономный искусственный интеллект / А. А. Жданов. – 2-е изд. – М. : БИНОМ, 2009. – 359 с.

[Камшилов, 1979] Камшилов, М.М. Эволюция биосферы / М. М. Камшилов. – М. : Наука, 1979. – 256 с.

[Крылов, 2007] Психология: учебник / под общ. ред. А.А. Крылова. – М. : Проспект, 2007. – 752 с.

[Прокопович и др., 2010] Прокопович, Г.А. Моделирование коллективного поведения роботов для поисково-исследовательских задач / Г. А. Прокопович, В. А. Сычёв // Экстремальная робототехника: материалы междунар. науч.-техн. конференции (Москва, 18-20 мая 2010 г.). – СПб : Политехника-сервис, 2010. – С. 237-243.

[Прокопович, 2009] Прокопович Г.А. Адаптивный нейросетевой классификатор / Г. А. Прокопович // Информатика, 2009, №3(23). – С. 68-81.

[Прокопович, 2010а] Прокопович, Г.А. Иерархическая система управления с распределённой обработкой информации для интеллектуальных автономных систем / Г. А. Прокопович // Робототехника. Взгляд в будущее: материалы международного семинара. – СПб : Политехника-сервис, 2010. – С. 195-198.

[Прокопович, 2010б] 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.

[Прокопович, 2011] Прокопович, Г.А. Нейросетевая ассоциативная модель достижения цели / Г. А. Прокопович // Сборник тезисов XVIII Международной научной конференции студентов, аспирантов и молодых учёных «Ломоносов-2011», секция «Вычислительная математика и кибернетика». – М. : МАКС Пресс, 2011. – С. 91-93.

[Прокопович, 2012а] Прокопович, Г.А. Применение гетероассоциативных нейронных сетей для записи и восстановления информации / Г. А. Прокопович // Информатика, 2012, №2(34). – С. 38-49.

[Прокопович, 2012б] Прокопович, Г.А. Модель нейросетевой ассоциативной памяти для управления манипулятором / Г. А. Прокопович // Информатика, 2012, №3(35). – С. 16–25.

[Самарин, 2002] 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". Мат-лы дискуссии "Проблемы интеллектуального управления – общесистемные, эволюционные и нейросетевые аспекты". – М.: МИФИ, 2003. – С. 106-120.

[Симонов, 1981] Симонов, П.В. Эмоциональный мозг /

П. В. Симонов. – М. : Наука, 1981. – 140 с.

[Уоссермен, 1990] Уоссермен, Ф. Нейрокомпьютерная техника: теория и практика / Ф. Уоссермен. – М.: Мир, 1990. – 240 с.

NEURAL NETWORK MODEL FOR MOBILE ROBOT SEARCH MOVEMENTS

Prakapovich R.A.

United Institute of Informatics Problems of NAS of Belarus

rprakapovich@robotics.by

A model of a neural network processor, which is based on the principles of functioning of heteroassociative memory and which is able to implement branching algorithms, is suggested here. The description of a search algorithm for maze solving is taken as an example. The offered model can be considered as a neural network component within a more general hierarchical neural network control system, suggested by the author earlier.

INTRODUCTION

Among the main trends in the intelligent robot control systems development is the problem of maintenance of their full or partial autonomy. Among advanced methods for management of intelligent systems an important role belongs to the bionic method. Such an approach pays much attention to studying of fundamental principles of functioning of natural control systems. It is to note, artificial neural networks are most often implementations of various models of practical bionic systems.

MAIN PART

In the earlier paper [Прокопович, 2010а] a neural network model of a hierarchical control system with distributed information processing for autonomous mobile robots has been presented. This system includes three control circuit as follows: reactive (safety function), optimal (search function) and cognitive (planning function). A model of a neural network processor, which is able to implement branching algorithms represents in this paper. Proposed neural mobile robot control system on the base of «the right-hand rule» is able to path find of maze.

CONCLUSION

The neural network model of realization of search movements on the example of maze solving for the mobile robot is described in this paper. A distinctive feature of this model is that it can implement branching algorithms and, as a result, imitate the process of control and management of technical devices. The presented model can be integrated almost without any changes into a more general hierarchical neural network control system, suggested by the author earlier. Functionality of the suggested model is proved by the computer simulation.