

МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ И НАУКИ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
ФЕДЕРАЛЬНОЕ АГЕНТСТВО ПО АТОМНОЙ ЭНЕРГИИ
РОССИЙСКАЯ АКАДЕМИЯ НАУК
РОССИЙСКАЯ АССОЦИАЦИЯ НЕЙРОИНФОРМАТИКИ
МОСКОВСКИЙ ИНЖЕНЕРНО-ФИЗИЧЕСКИЙ ИНСТИТУТ
(ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ)

НАУЧНАЯ СЕССИЯ МИФИ–2005

НЕЙРОИНФОРМАТИКА–2005

**VII ВСЕРОССИЙСКАЯ
НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКАЯ
КОНФЕРЕНЦИЯ**

**ЛЕКЦИИ
ПО НЕЙРОИНФОРМАТИКЕ**

По материалам Школы-семинара
«Современные проблемы нейроинформатики»

Москва 2005

УДК 001 (06)+004.032.26 (06)

ББК 72я5+32.818я5

М82

НАУЧНАЯ СЕССИЯ МИФИ–2005. VII ВСЕРОССИЙСКАЯ НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКАЯ КОНФЕРЕНЦИЯ «НЕЙРОИНФОРМАТИКА–2005»: ЛЕКЦИИ ПО НЕЙРОИНФОРМАТИКЕ. – М.: МИФИ, 2005. – 214 с.

В книге публикуются тексты лекций, прочитанных на Школе-семинаре «Современные проблемы нейроинформатики», проходившей 26–28 января 2005 года в МИФИ в рамках VII Всероссийской конференции «Нейроинформатика–2005».

Материалы лекций связаны с рядом проблем, актуальных для современного этапа развития нейроинформатики, включая ее взаимодействие с другими научно-техническими областями.

Ответственный редактор

Ю. В. Тюменцев, кандидат технических наук

ISBN 5–7262–0526–X

© *Московский инженерно-физический институт
(государственный университет), 2005*

Содержание

<i>А. И. Самарин. Нейронные сети с преднастройкой</i>	13
Введение	14
Нейронные сети У.Мак-Каллока	17
Общая постановка задачи	22
Неоднозначность интерпретации сенсорной информации в условиях замыкания обратной связи через окружение	25
Нейронные сети с преднастройкой функциональных преобразований	26
Нейросетевые механизмы константности восприятия при формировании сенсомоторной координации робота	36
Заключение	38
Литература	40

А. И. САМАРИН

НИИ нейрокибернетики им. А. Б. Когана
Ростовского государственного университета,
г. Ростов-на-Дону
E-mail: samarin@krinc.ru

НЕЙРОННЫЕ СЕТИ С ПРЕДНАСТРОЙКОЙ

Аннотация

Рассматривается задача динамического предпрограммирования нейронных сетей при реализации сложных функциональных зависимостей, заданных в неявном виде. Показывается, что введение свойств локальной адаптации позволяет существенно уменьшить число итерационных циклов в процессе поиска искомой зависимости, а распределенное представление функции позволяет заменить процедуру обучения процедурой преднастройки сети путем комбинаторного вытормаживания вставочных нейронов. Описывается использование такой сети с преднастройкой при решении задач идентификации объектов управления.

A. I. SAMARIN

A.B.Kogan Research Institute for Neurocybernetics,
Rostov State University,
Rostov-on-Don
E-mail: samarin@krinc.ru

NEURAL NETWORKS WITH PRELIMINARY ADJUSTMENT

Abstract

A dynamical preliminary adjustment problem is considered in regard to neural networks intended for realization of complex implicit functional dependencies. It is shown that involving of a local adaptation allow to reduce considerably a number of iterations during searching of the dependence. Moreover, distributed representation of the function enables to replace a training of the network with a preliminary adjustment by means of combinatorial inhibition of interneurons. An application of the network with preliminary adjustment is discussed concerning identification problem for control objects.

Введение

Современное состояние нейросетевых технологий может быть охарактеризовано как кризисное. Как и в сказке, перед витязем нейроинформатики в кризисной ситуации открываются три дороги.

Чтобы нейронные сети делали что-то полезное, решали широкий класс неформализованных задач можно выбрать три пути:

- нейронные сети должны обучаться решать эти задачи и главная проблема — это эффективные алгоритмы обучения;
- нейронные сети должны наращиваться под задачу и главная проблема — алгоритмы наращивания и технологии реализации растущих информационных структур;
- нейронные сети должны динамически подстраиваться под решение текущей задачи и главная проблема — что и как подстраивается, что и как подстраивается.

Эти три направления развития нейросетевых технологий: *обучение, рост, подстройка* нейронных сетей имеют определенную и очень разную предысторию.

Наиболее богатую историю имеют нейронные сети с обучением, их становление проходило на примере решения прикладных задач, связанных с распознаванием образов. Это, прежде всего, работы *Ф. Розенблатта* 50-х годов 20-го века [1] и последующая лавина работ с 80-х годов по настоящее время, связанная с применением многослойных нейронных *сетей перцептронного типа* при решении проблемно-ориентированных задач распознавания образов, классификации и интерполяции функциональных зависимостей. Наглядным примером развития этого направления нейросетевых технологий на уровне отечественной науки могут служить проводимые ежегодно под руководством профессора *А. И. Галушкина* [2] научно-технические конференции «Нейрокомпьютеры и их применение». Рубрикация докладов этих конференций осуществлялась главным образом по области применения — от нейронных сетей в финансовых задачах до нейронных сетей в задачах химического производства.

К этому направлению — решение задач путем обучения, но уже в нейронных сетях с обратными связями, относятся нейросетевые технологии под общим названием *сети Хопфилда* [3]. Такие сети могут находиться в устойчивых и неустойчивых состояниях. Вектор входных воздействий выводит нейронную сеть из исходного состояния и она скатывается в другое

устойчивое состояние, характеризующееся локальным минимумом некоторой энергетической функции, определенной на значениях весов межнейронных связей. В зависимости от правила изменения этих весов — правила обучения, разные устойчивые состояния могут ассоциироваться с разными значениями вектора входных воздействий. Исследования этих сетей могут преследовать и другую цель, связанную с эффективной организацией динамической памяти.

Отдельной группой в задачах приложения нейронных сетей с обучением стоят исследования *семантических сетей ассоциативного типа*. В отечественных (советских) работах по нейроинформатике они представлены школой *Н. М. Амосова* [4] — это, прежде всего, работы *Л. М.* и *А. М. Касаткиных* [5] и *Т. Н. Байдык* [6].

Главные ограничения нейронных сетей с обучением:

- сеть, которая потенциально может все, в результате обучения реализует единственную функцию;
- обучение требует предварительного, достаточно трудоемкого формирования обучающей выборки;
- в силу глобальности алгоритмов обучения такие сети не могут дообучаться, а при увеличении обучающей выборки должны вновь обучаться на всей выборке.

Идея использования растущих или наращиваемых нейронных сетей связана в первую очередь с именем *С. Гроссберга*. Сети адаптивного резонанса (АРТ-сети) [7] главным образом преследовали цель снятия ограничений процедуры дообучения многослойных нейронных сетей. В такой сети, если по ходу функционирования появляются примеры, которые не укладываются в рамки функционирования уже обученной сети, то сеть наращивается новыми элементами, за счет которых и происходит дообучение без переобучения старой части сети.

Подобные же идеи растущих сетей рассматривались и академиком *А. Г. Ивахненко* [8] при анализе возможности сетевой реализации метода группового учета аргументов (МГУА) при адаптивной интерполяции функций.

Самая парадоксальная ситуация связана с проблемой динамической преднастройки нейронных сетей. Ее парадоксальность заключается в том, что в нейронных структурах мозга как нейрофизиологи, так и психологи считают наличие динамической преднастройки в реализации системных функций само собой разумеющимся. В моделях же, связанных с реализаци-

ей нейросетевых технологий, она практически не рассматривается. Идеология функциональной системы *П. К. Анохина* [9] предполагает наличие нейросетевого механизма акцептора результата действия, где ожидаемый результат сравнивается с реальным. При этом генерация модели ожидаемого результата осуществляется механизмом преднастройки. Практически все базовые положения когнитивной психологии [10] в процессе активного восприятия внешнего мира предполагают наличие такого механизма динамической преднастройки во время прогноза ожидаемого сенсорного сигнала. Одна из моделей реализации механизмов внимания [11] рассматривает внимание как некоторую процедуру адаптивной (динамически настраиваемой) фильтрации сенсорных сигналов. В электрофизиологии давно известно, что преднастройка электрографически сопровождается так называемой волной ожидания.

Практически все концепции, объясняющие реализацию мозгом системных функций, полагают, что одни нейронные структуры оказывают модулирующее или настраивающее влияние на другие структуры, но специалистами в области нейроинформатики эти механизмы практически не рассматриваются.

Следует отметить, что некоторые вычислительные технологии начала семидесятых годов базировались на идеях использования перепрограммируемых или перенастраиваемых вычислительных структур.

Наиболее известные модели описаны в монографии *Э. В. Евреинова* и *И. В. Прангишвили* «Цифровые автоматы с настраиваемой структурой» [12] и представляли собой однородную среду вычислительных или логических элементов, коммутируемых под решение конкретной задачи. Авторы отмечали, что благодаря однотипности элементов и связей между ними существенно повышается технологичность при применении методов интегральной технологии, повышается надежность за счет возможности перекоммутации среды при выходе из строя части элементов, повышается скорость решения задач за счет параллельности вычислений. Идеи эти не получили достаточного развития, видимо, в связи с тем, что каждый из элементов однородной среды реализовал простейшую функцию и всю среду нужно было очень сложно программировать. В итоге все выгоды перекрывались сложностями программирования структур.

Значительные успехи были достигнуты школой *А. В. Каляева* [13] при создании многопроцессорных коммутируемых вычислительных структур. Процессоры в такой системе отличаются от стандартных, так называемых фон Неймановских, тем, что они должны иметь очень широкую систему

машинных команд и одноканальную реализацию процессорных функций, т. е. после подачи входных величин независимо от того, какая функция реализуется в данный момент — сложение, произведение или извлечение корня, через одинаковое время Δt должно быть получено выходное значение функции. Множество таких макропроцессоров образуют динамические вычислительные структуры путем использования специально разработанных коммутирующих регистровых структур. *А. В. Каляев* отмечал, что наиболее перспективной для реализации таких макропроцессоров может быть нейросетевая технология.

В плане ретроспективы развития нейрокибернетических идей можно сказать, что исходно к развитию работ, связанных с динамической настройкой нейронных сетей, ближе всего были исследования школы *У. Мак-Каллока*. Но исследования эти почему-то довольно рано оказались вытеснены прагматически более эффективными работами, связанными с процедурами обучения сети на реализацию единственной функции.

Ссылки на *У. Мак-Каллока* в нейросетевой литературе встречаются, пожалуй, столь же часто, как и ссылки на *Д. Хебба*, но в обоих случаях это ссылки на единственные работы [14, 15], а в отношении *У. Мак-Каллока* эти ссылки еще и некорректны. Поэтому прежде чем описывать класс задач, в которых без введения свойств преднастройки нейронной сети невозможно добиться эффективного решения, коротко остановимся на наследии *У. Мак-Каллока*.

Нейронные сети У. Мак-Каллока

Как упоминалось, большинство работ, в которых рассматриваются сети из формальных нейронов, ссылаются на описание свойств нейрона, данное в работе *У. Мак-Каллока* и *У. Питтса* 1943 года [14]. Главная проблема, которой посвящена эта работа, заключается в рассмотрении и доказательстве возможности реализации произвольной логической функции алгебры высказываний путем построения структуры из унифицированных элементов. Свойства этих элементов напоминают известные свойства нервных клеток. В модели такого нейрона осуществляется арифметическое суммирование возбуждающих воздействий и при превышении суммы порогового значения нейрон переходит в возбужденное состояние, если же на нейрон приходит тормозное возмущение, то оно действует абсолютно и переводит нейрон в состояние с нулевым выходом. Из таких нейронов и нужно было синтезировать (растить) сеть, которая реализовала бы любую искомую функцию.

В последующих работах, ключевой из которых является работа с подзаголовком Agathe Tuche (счастливая находка) [14], Мак-Каллок вводит другие свойства нейрона и исследует уже проблемы, в прямую не связанные с вопросами функциональной полноты нейронного базиса.

В работе [15] постулируются свойства формального нейрона Мак-Каллока. *Формальный нейрон* — элемент вычислительной машины, обладающий следующими свойствами:

1. К нему подходят нервные волокна от δ входов, а сам он имеет один выход.
2. Каждый вход и единственный выход могут находиться только в двух состояниях: возбужденном или невозбужденном.
3. Нервные волокна от некоторого входа могут разветвляться, но не могут объединяться с волокнами другого входа.
4. Волокна могут быть возбуждающими и тормозными. По возбуждающему волокну нейрон получает положительную единицу возбуждения (+1), а по тормозящему — отрицательную (–1). Волокно может также запереть сигнал, идущий по другому волокну (рис. 1).
5. Сигналы могут проходить через нейрон только в одном направлении.
6. Имеется некоторое запаздывание в передаче сигнала от входа к нейрону.
7. При правильной работе нейрон возбуждается, если алгебраическая сумма возбуждающих и тормозящих сигналов превосходит некоторый определенный порог (Θ).

Такое подробное описание свойств формального нейрона Мак-Каллока приводится для того, чтобы обратить внимание на некоторую некорректность, допускаемую в очень многих работах. Эта некорректность заключается в следующем:

- при постулировании алгебраического суммирования входных воздействий некорректно ссылаться на работу 1943 года Мак-Каллока и Питтса, так как в этой работе постулируется абсолютное торможение;
- часто встречающаяся ссылка на то, что однослойная сеть формальных нейронов Мак-Каллока реализует только линейно разделимые функции (проблема исключенного ИЛИ), также некорректна, так как при наличии запрещающих волокон единственный формальный нейрон Мак-Каллока может реализовать произвольную логическую функцию от δ переменных [16].

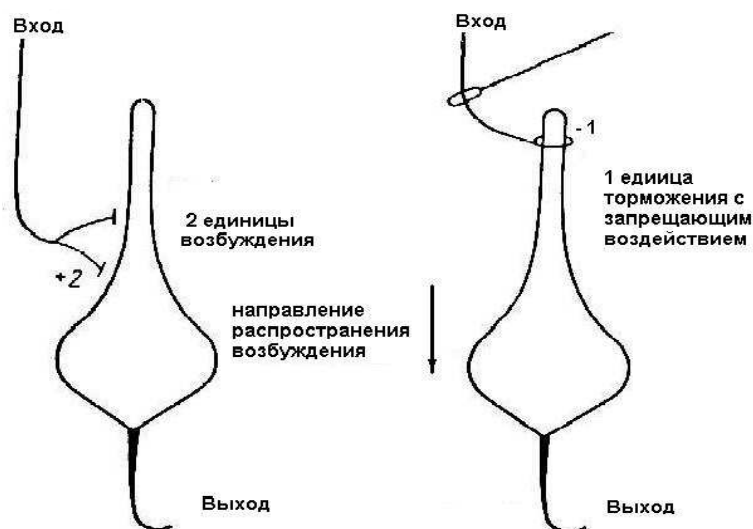


Рис. 1. Схематическое изображение формального нейрона и типы входных волокон [15]

У. Мак-Каллок рассматривал формальный нейрон прежде всего как элемент вычислительной машины. Основные его работы были посвящены проблеме надежности машины, построенной из таких элементов. Мак-Каллок и его коллеги рассматривали изменения функций нейросетевых конструкций при независимом и сопряженном изменении порогов нейронов сети при изменении сигналов, связанных с изменением синаптических коэффициентов. В общем, в исследованиях 50-х годов его интересовала не функциональная пластичность нейронной сети, а способы борьбы с этой пластичностью [17].

Для описания логических функций, реализуемых нейроном и сетью, им было введено в практику символическое изображение функций, имеющее наглядную геометрическую интерпретацию для нейронов и сетей с ограниченным числом входов ($\delta \leq 5$) (рис. 2).

Фактически диаграмма Венна — это модифицированная таблица истинности, с помощью которой записывается логическая функция, заданная в совершенной дизъюнктивной нормальной форме (СДНФ). Если на комбинацию входных воздействий, соответствующей какой-то зоне диаграммы,

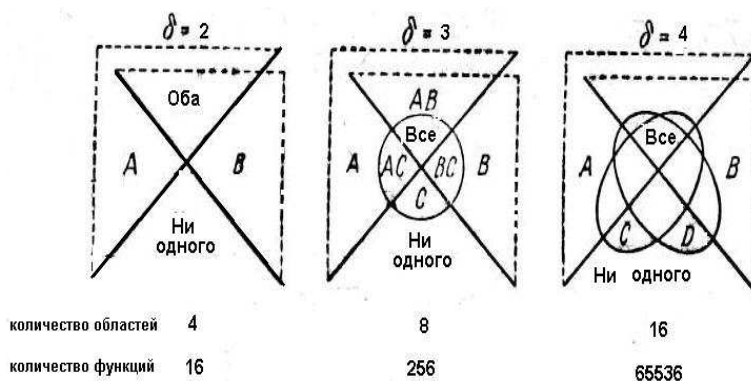


Рис. 2. Символы Венна для записи логических функций, реализуемых формальным нейроном (δ — количество входных переменных) [18]

нейрон возбуждается, то в этой зоне диаграммы ставится точка. При определенном пороге нейрон может быть возбужден при нескольких комбинациях входных воздействий, тогда на диаграмме будет проставлено несколько точек. Общее количество возможных функций δ переменных равно 2^{2^δ} .

Нейрон, который реализует максимальное число функций при изменении его порога от максимального до минимального значения, называется невырожденным нейроном. У такого нейрона при последовательном уменьшении порога на единицу в диаграмме Венна появляется новая точка. Пример двух таких нейронов для $\delta = 3$ приведен на рис. 3. Первый нейрон не имеет запрещающих волокон и при изменении порога на единицу последовательно реализует $2^\delta + 1$ линейно разделимых функций. Второй нейрон содержит запрещающие волокна, поэтому позволяет реализовать и нелинейные функции. Так, при пороге $\Theta = +1$ он реализует очень важную для функционально универсальных сетей функцию \oplus — сложение по модулю два.

Из таких невырожденных нейронов синтезировалась сеть Мак-Каллока, в которой все нейроны первого ряда получали воздействия от всех входов, нейроны второго ряда — от всех выходов первого ряда. Последний, выходной, слой сети содержал один элемент. В сети отсутствуют обратные связи. У Мак-Каллок исследовал возможность повышения надежности функционирования такой сети при использовании так называемой избыточности

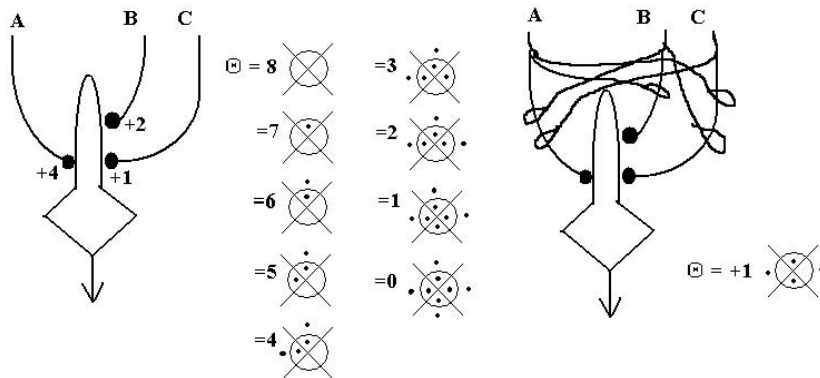


Рис. 3. Невырожденные формальные нейроны

вычислений. В нейросетевом приложении такая избыточность заключается в том, что изменение функций одних нейронов при изменении их порогов может быть скомпенсировано изменением функции других нейронов, в результате чего общая функция сети не изменится.

Учениками У.Мак-Каллока [19] было доказана важная теорема, согласно которой избыточность вычислений не сводится к избыточности кода или канала и что только избыточность вычислений приводит к достижению требуемой надежности без потери пропускной способности системы.

Таким образом, для актуальных задач того времени (надежность информационно-вычислительных систем) школой Мак-Каллока было получено казалось бы парадоксальное заключение, что стабильность вычислений в нейронных сетях может быть достигнута за счет пластичности ее элементов. В двух работах [18, 20] У.Мак-Каллок отмечал, что функциональная пластичность или функциональная универсальность может давать и другое преимущество нейросетевых технологий. Было показано [21], что при очень малой избыточности элементов только за счет изменения порогов, не переконструируя сеть и не меняя весов связей, можно настроить сеть на реализацию любой логической функции от заданного числа переменных, то есть сеть становится функционально полностью универсальной и динамически программируемой. Если же в сеть вводить обратные и перекрестные связи, то с учетом постулируемых временных задержек можно синтезировать сети каскадного типа, которые реализуют временные булевы

функции [22].

Таким образом, исследования школы У. Мак-Каллока, в общем-то косвенно, привели к постановке задачи синтеза динамически программируемых нейронных сетей. Варьируемым параметром при программировании или преднастройке таких сетей может выступать порог нейрона, являющийся аддитивным параметром в его описании. В качестве такого управляемого порога могут выступать воздействия, поступающие на данную нейронную сеть от другой сети, связанной с другими переменными. В этом случае можно говорить, что одна нейронная сеть преднастраивает другую нейронную сеть на ту или иную интерпретацию ее специфических входных сигналов.

Как интерпретировать входные сигналы в той или иной ситуации?

Почему при использовании нейронных сетей в качестве информационно-управляющих систем практически всегда возникает неоднозначность интерпретации входных воздействий в условиях замыкания обратной связи через окружение?

Общая постановка задачи

Формальная постановка задачи поведения во внешней среде системы с целеполаганием представляется следующим образом. Априорно неизвестная среда задается совокупностью m параметров:

$$E(t) = (e_1, e_2, \dots, e_m),$$

управляемая система задается совокупностью n параметров:

$$S(t) = (s_1, s_2, \dots, s_n).$$

Система оснащена сенсорными органами разной модальности и в результате взаимодействия системы S со средой E она получает разные сенсорные воздействия: визуальные $V = V(S, E)$, осязательные или силовые $F = F(S, E)$, возможно, слуховые, температурные и др. Функционирование или поведение системы определяется управляющим воздействием $U(t)$, т. е. $S(t) = S[U(t)]$. Целью управления является получение оптимального поведения системы, при котором траектория $S(t)$ доставляет оптимум некоторому критерию $Q = Q[V(t), F(t)]$. На понятийном уровне такая цель дается в виде предписания, например: двигаться так, чтобы в поле зрения попал такой-то объект, или двигаться к целевому объекту и не столкнуться

с другими объектами внешней среды. Таким образом, нужно найти управление переменными, связанными с перемещением системы в среде, как функцию от сенсорных переменных $U(t) = U(V, F)$, при котором

$$Q = Q[V(S(U), E(t)), F(S(U), E(t))] \rightarrow Q_{opt}.$$

Особенностью описанной модели взаимодействия системы со средой является то, что сенсорная информация и критерий управления существенным образом зависят как от состояния среды, так и от состояния системы. Следовательно, текущая идентификация среды, а значит и эффективное управление поведением системы в этой среде, невозможна без идентификации самой управляющей системы. Возникающая проблема идентификации собственно системы обусловлена следующими обстоятельствами. В силу относительности движения любой изменяющийся сенсорный сигнал невозможно однозначно проинтерпретировать. За счет чего вызвано это изменение — является ли оно результатом движения системы в неизменной среде, или же результатом влияния динамически меняющейся среды на неподвижную систему, или же результатом действия обоих факторов. Для однозначной интерпретации сенсорных воздействий, а, следовательно, и управляемости системы, должен существовать механизм, который позволяет определить какая часть изменения сенсорного сигнала связана с собственным движением системы, тогда оставшаяся часть изменения связана с динамическим изменением среды. Такой механизм обеспечивает свойство константности восприятия, присущее живым системам, и является пока почти неразрешимой проблемой при создании автономных систем с активным поведением во внешней среде.

Поскольку состояние среды заранее не известно, то искомое управление U не может быть найдено аналитически, более того, нельзя даже заранее определить вид требуемой функции. Закон управления может быть существенно нелинейным, включать в себя аналоговые и дискретные компоненты, а также иметь прямую зависимость от времени. Поэтому при выборе класса функциональных преобразований, в рамках которого ищется закон управления, трудно вводить какие-либо ограничения. Из работ по нейроинформатике известно [24–26], что сети динамических нейронов образуют максимально полный базис функциональных преобразований. Тогда для поиска закона управления необходимо синтезировать сеть, свойства элементов и топология связей которой заранее обеспечивают способность к очень широкому классу функциональных преобразований, а затем, путем

адаптации, подстройки или обучения сети, найти требуемое преобразование, отвечающее системному критерию поведения системы.

В силу изменчивости окружающей среды, характерным для решения поведенческих задач становятся непрерывные цепи изменяющихся целей поведения, что требует от системы управления обеспечения динамической смены функций, необходимых для осуществления процессов управления на разных этапах поведения системы, с использованием одной и той же структуры.

В условиях не полностью известной среды модели сенсоров, системы в целом и ее окружения будут содержать множество неизвестных параметров. В этом случае реализация управления на основе программных алгоритмов не представляется возможной. Поэтому при создании объектов с целенаправленным поведением – роботов, существенное значение приобретают структуры и алгоритмы, которые обеспечивают адаптивные свойства системы управления. Вся необходимая информация, которая недоступна в форме априорных знаний, должна быть приобретена управляющей системой робота в процессе активного взаимодействия со средой, т. е. такая система с необходимостью должна быть обучающейся.

Важное место среди обучающихся структур занимают искусственные нейронные сети [24]. Однако накопленный к настоящему времени опыт решения задач, связанных с организацией поведения роботов, использующих информацию об окружении, показывает, что проблема координированного управления многоразовными роботами не имеет удовлетворительного решения в рамках существующих нейросетевых парадигм. Такая ситуация заставляет исследователей искать другие пути, но предлагаемые при этом структуры не позволяют решать сколько-нибудь приближенные к реальности задачи. Это относится, например, к создаваемым системам управления для наиболее продвинутых гуманоидных роботов. Используемые в них различные нечеткие (fuzzy) алгоритмы основаны на простых, интуитивно понятных правилах обучения, но сценарии поведения жестко ограничиваются этим набором правил [27].

Существуют устоявшиеся рецепты решения задач управления поведением в условиях неполной или противоречивой информации:

- неполная информация об объекте управления и среде – применение алгоритмов адаптации [28],
- противоречивая или неоднозначно интерпретируемая информация – применение алгоритмов нечеткой логики [29].

В то же время многообразие алгоритмов адаптации достаточно велико и не всегда эффективно, а условия противоречивости и неопределенности имеют в приложении к роботам и другую альтернативу — активное действие в среде, направленное на снятие этого противоречия или неопределенности [25].

При управлении поведением робота адаптация, как правило, достигается путем подстройки параметров, заранее выбранных алгоритмов. В силу функциональных ограничений этих алгоритмов невозможно выйти за их пределы и найти принципиально иное решение задачи, а от интеллектуальной системы ожидаются именно такие решения.

Адекватность задачам сенсомоторного поведения именно нейросетевых реализаций не вызывает сомнения, так как мозг человека и животных успешно их решает, но эффективного решения таких задач пока не было предложено. Поэтому построение адаптивных структур на основе нейроподобных элементов остается наиболее актуальным аспектом при реализации информационно-управляющей системы робота.

Неоднозначность интерпретации сенсорной информации в условиях замыкания обратной связи через окружение

Так как в процессе поведения робота происходит замыкание обратной связи через окружение, то само перемещение робота в пространстве приводит к изменению сенсорных воздействий. Одновременно к изменению сенсорных воздействий могут приводить и воздействия внешней среды. В таких условиях вероятно возникновение ситуаций, когда сенсорная информация не может интерпретироваться системой однозначно, а значит и управление роботом не может быть однозначно организовано.

Для снятия этой неоднозначности в интерпретации сенсорных сигналов используется поисковая стратегия как основной способ организации управления подобными системами с обратной связью. В процессе активного взаимодействия робота с внешней средой система управления обучается распознавать, какая часть сенсорного сигнала связана, например, с изменением позы манипулятора в поле тяготения, а какая с действием внешних факторов (рис. 4). На рис. 4-а и 4-с объект в схвате находится под действием только силы тяжести, определенной конфигурации манипулятора (θ_1, θ_2). Каждой позе соответствует определенное разложение вектора силы тяжести схвата с нагрузкой на компоненты (F_1, F_2) датчика силы. На рис. 4-б, объект в схвате находится под действием силы тяжести и внешней силы,

при этом сенсорный сигнал такой, что соответствует конфигурации случая 4-с, а реальный вектор состояния соответствует 4-а. В данной ситуации без правильной идентификации управляемой системы подходящее управляющее воздействие $U(\Theta, F)$, обеспечивающее решение поставленной задачи, не может быть найдено.

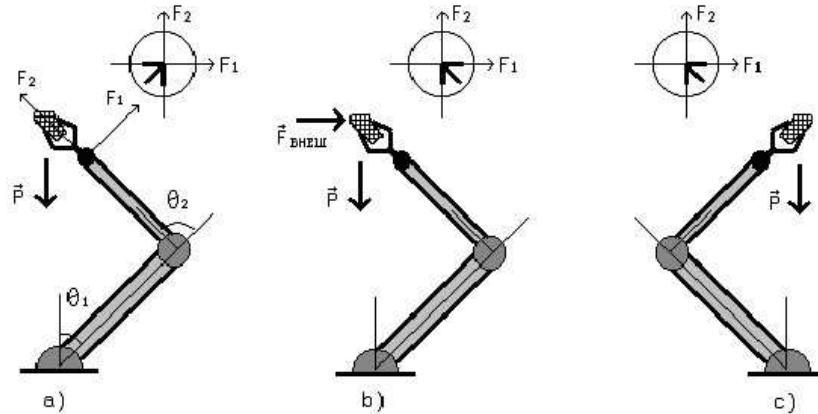


Рис. 4. Неопределенность ситуации в случае действия внешней силы

Следовательно, текущая идентификация среды, а значит, и эффективное управление поведением системы в этой среде, невозможны без идентификации самой управляемой системы.

Нейронные сети с преднастройкой функциональных преобразований

Предлагаемый подход является, в некотором смысле, развитием идей У. МакКаллока о полифункциональных нейронных сетях логических функций, когда путем изменения порогов элементов можно динамически преднастроить сеть на реализацию любой из них. В данной работе также рассматриваются полифункциональные нейронные сети, в которых те или иные функциональные преобразования реализуются преднастройкой некоторых управляемых параметров.

Если синтезировать нейронную сеть с очень широким диапазоном функциональных преобразований, то решение поставленной задачи будет за-

ключаться в поиске преднастраивающего воздействия на управляемые параметры сети для получения конкретной требуемой функции. В этом случае в процессе адаптации, реализуемой посредством процедуры преднастройки, не происходит потеря функциональной универсальности в отличие от традиционных нейронных сетей, в которых обучение приводит к реализации единственной функции.

Процедура преднастройки, как и процедура обучения, нейронной сети на реализацию требуемой функции может достигаться двумя путями. Первый путь связан с подстройкой или обучением параметров, влияющих на вид функциональной зависимости в целом. Такие алгоритмы используются в многослойных сетях перцептронного типа и определяют единые (не меняющиеся) значения параметров на всей области определения функции. Главным недостатком, ограничивающим применение этих сетей, как отмечалось во введении, является именно глобальность адаптации, которая при обучении требует многократного возвращения к одним и тем же примерам обучающей выборки, а при дообучении в локальной области требует фактически нового обучения с доступом ко всем ранее использованным примерам. Как также отмечалось во введении, в качестве пути устранения этого недостатка *С. Гроссбергом* и *Д. Карпенгер* [7] были предложены сети адаптивного резонанса (ART-сети). Особенности алгоритмов, реализуемых такими сетями, заключается в использовании процедур локальной адаптации. Суть такой локальной адаптации заключается в наращивании нейронной сети для каждого нового примера, не относящегося к ранее тестированным областям определения искомой функции. Такие сети растут, при появлении новых примеров не перестраиваются, а достраиваются. В итоге же, как и для сетей перцептронного типа, в результате обучения сеть реализует единственную функцию и не обладает способностью динамически преднастраиваться на реализацию той или иной функции, но все же при обучении новому, старое не забывает, и при этом не требует обязательного сохранения всей обучающей выборки.

По *У. Мак-Каллоку* [18] именно функциональная универсальность при относительно небольшой избыточности сети наиболее привлекательна в биологически правдоподобных нейронных сетях. Только такие функционально универсальные, динамически перенастраиваемые, «программируемые» на реализацию текущей функции нейронные сети на самом деле могут считаться нейрокомпьютерами.

Разработанные в НИИ нейрокибернетики им. А. Б. Когана для робототехнических приложений нейронные сети с преднастройкой свободны от

недостатков изложенных нейросетевых парадигм [30]. Они могут дообучаться по ходу функционирования в составе реальной системы управления, используют алгоритмы локальной адаптации и при некоторой распределенной избыточности элементов позволяют менять параметры аппроксимируемой функции не за счет обучения или наращивания этой сети, а за счет комбинаторного вытормаживания «вставочных» нейронов другой сетью. Идеи, использованные при разработке такой нейронной сети, базировались на нейрофизиологически непротиворечивых соображениях и имели достаточно выраженный инженерный характер с позиций возможной аппаратной реализуемости без использования компьютерных эмуляций.

В качестве базового элемента нейронной сети выбран нейрон со следующей активационной функцией:

$$u = x + \sum_j w_j y_j - h,$$

$$y = Q(u),$$

где u — мембранный потенциал нейрона; x — внешнее входное воздействие на нейрон; w_j — весовой коэффициент связи от нейрона j ; y_j — выходная функция нейрона j , имеющая смысл частоты импульсной активности; h — порог нейрона; k — коэффициент усиления; $Q(u)$ — нелинейная активационная функция мембранного потенциала:

$$Q(u) = \begin{cases} 1, & \text{если } ku \geq 1; \\ ku, & \text{если } 0 < ku < 1; \\ 0, & \text{если } ku \leq 0. \end{cases}$$

Для реализации кусочно-непрерывной аппроксимации предложена ячейка нейронной сети, составленная из скрытого нейрона 3, вставочных нейронов 1 и 2 (рис. 5).

Различные веса тормозных связей со вставочных нейронов позволяют получать произвольные выходные функции из выбранного класса. В данном случае этот класс ограничен линейными функциями, что было определено при выборе кусочно-линейной активационной функции нейронов сети.

Если для каждого интервала области определения кусочно-линейной

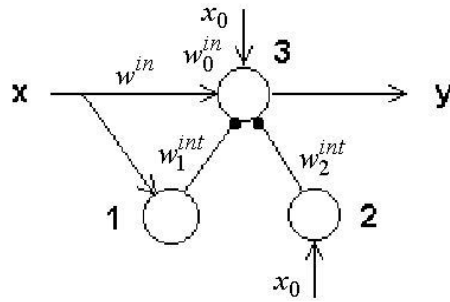


Рис. 5. Элементарная функциональная ячейка нейронной сети

аппроксимации функции

$$y = (w^{in} - w_1^{int})x + (w_0^{in} - w_2^{int})x_0;$$

$$K = w^{in} - w_1^{int}; \quad c = w_0^{in} - w_2^{int};$$

$$\hat{y} = Kx + c$$

выбирать свое значение K и c и переключать эти значения при переходе в разные участки области определения, то таким образом может быть реализована любая функция. Значения этих коэффициентов определяются в свою очередь значениями весовых коэффициентов нейронов элементарной базовой ячейки и весь вопрос заключается в том, каким образом эти значения находить для каждого интервала области определения.

Предлагается, за счет введения некоторой избыточности вставочных нейронов в базовую ячейку, получать требуемые значения коэффициентов путем комбинаторного их вытормаживания.

Система уравнений, описывающих нейронную сеть кусочно-линейной аппроксимации, может быть представлена в следующем виде:

$$u^{hid} = \sum_{j=0}^{n_{int}} w_j^{in} x_j - \sum_{j=1}^{n_{in}} w_j^{int} y_j^{int},$$

$$u_i^{int} = \sum_{j=0}^{n_{in}} w_{ij}^{in} x_j - p_i, \quad i = 1, \dots, n_{int},$$

$$y = Q(u),$$

где u^{hid} — мембранный потенциал нейрона скрытого слоя; u^{int} и y^{int} — мембранный потенциал и активность вставочных нейронов; $n_{int} = n_{int}^1 + n_{int}^2$ — общее количество вставочных нейронов; $p = P(x) = (p_1, p_2, \dots, p_n)$ — вектор преднастройки.

Для выделенной группы нейронов определяются возбуждающие связи с соответствующего входа сети для получения необходимого коэффициента крутизны. Следует заметить, что аппроксимация величины смещения, реализуемой в нейросети линейной функцией, осуществляется весами тормозных связей фоновоактивных вставочных нейронов.

Активационная функция нейронов сети с кусочно-линейным поведением позволяет переводить вставочные нейроны в состояние с нулевой активностью посредством сильного внешнего вытормаживающего сигнала — «выключать» их. Введение комбинаторики «включенных» и «выключенных» вставочных нейронов при увеличении количества вставочных нейронов с некоторым образом определенными величинами тормозных воздействий приводит к распределенному представлению выходных функций в структуре нейронной сети.

Множество комбинаций $P(x)$ вытормаживания вставочных нейронов позволяет реализовать множество различных кусочно-линейных функций. При этом разные комбинации «выключения» вставочных нейронов на различных участках области определения приводят к тому, что суммирование по коэффициентам весов тормозных связей активных вставочных нейронов, выполняемое скрытым нейроном сети, будет давать параметры прямой, являющейся аппроксимацией исходной функции для некоторого участка (рис. 6).

Как видно из рис. 6, вставочные нейроны условно группируются для аппроксимации коэффициентов крутизны (1) и величины смещения (2) аппроксимирующей линейной функцией. Для данной сети, которую мы будем называть *нейронной сетью адаптивной фильтрации*, предполагается, что веса тормозных связей выбраны так, что всегда можно найти комбинацию активных вставочных нейронов, суммирование по весам тормозных связей которых дает необходимые параметры для получения аппроксимирующей кусочно-линейной функции, удовлетворяющей заданному условию точности аппроксимации на текущем участке исходной функциональной зависимости.

Для каждого следующего участка аппроксимации ищется своя комбинация вставочных нейронов; при этом нейроны, не задействованные в данной комбинации, полностью вытормаживаются. Процедура вытормажива-

ния вставочных нейронов сети адаптивной фильтрации называется преднастройкой. Следовательно, можно говорить о преднастройке нейронной сети на каждом локальном участке на требуемое функциональное преобразование.

Нейронная сеть способна работать с функциями нескольких переменных посредством увеличения количества вставочных нейронов (рис. 7).

Основная идея состоит том, что построение требуемого отображения происходит без изменения топологии и весов связей сети, выбранных в процессе ее реализации. Поэтому структура и параметры нейронной сети выбираются так, чтобы гарантировать необходимую широту производимых этой сетью функциональных преобразований.

Таким образом, предполагается существование второй нейронной сети — *сети преднастройки (состояний)*, которая реализует поиск вытормаживающей комбинации p на вставочные нейроны сети адаптивной фильтрации и ее запоминание для данного участка аппроксимации. Фактически, нейронная сеть преднастройки реализует функцию $p = P(x)$, где вход x может в общем случае и не совпадать с входным сигналом нейросети адаптивной фильтрации, что является важным для решения задач сенсомоторной координации, требующих взаимодействия сенсорных потоков разной модальности.

В данной работе конкретная реализация нейронной сети преднастройки не рассматривается. Каждый выход этой сети заканчивается на отдельном вставочном нейроне первой сети и при своей активности полностью тормозит связанный с ним вставочный нейрон. Комбинаторное вытормаживающее воздействие на вставочные нейроны может быть представлено вектором-столбцом $P(x) = (p_1, p_2, \dots, p_n)^T$. Тогда матрица весовых коэффициентов нейронной сети адаптивной фильтрации $W' = W'(P, W)$ определяется текущим выходом сети преднастройки $p = P(x)$ и весовой матрицей W , составленной из весов тормозных связей между скрытым слоем и слоем вставочных нейронов сети. Таким образом, преднастраивающая функция сети состояний осуществляется реализацией набора матриц весовых коэффициентов W' .

Повышение размерности задачи требует введения соответствующего количества дополнительных эквивалентных нейронных сетей, работающих в параллельном режиме, что согласуется с известными принципами параллельности вычислений в нейронных сетях.

Инициализация весовых коэффициентов случайными равномерно распределенными значениями является наиболее простой и не требующей до-

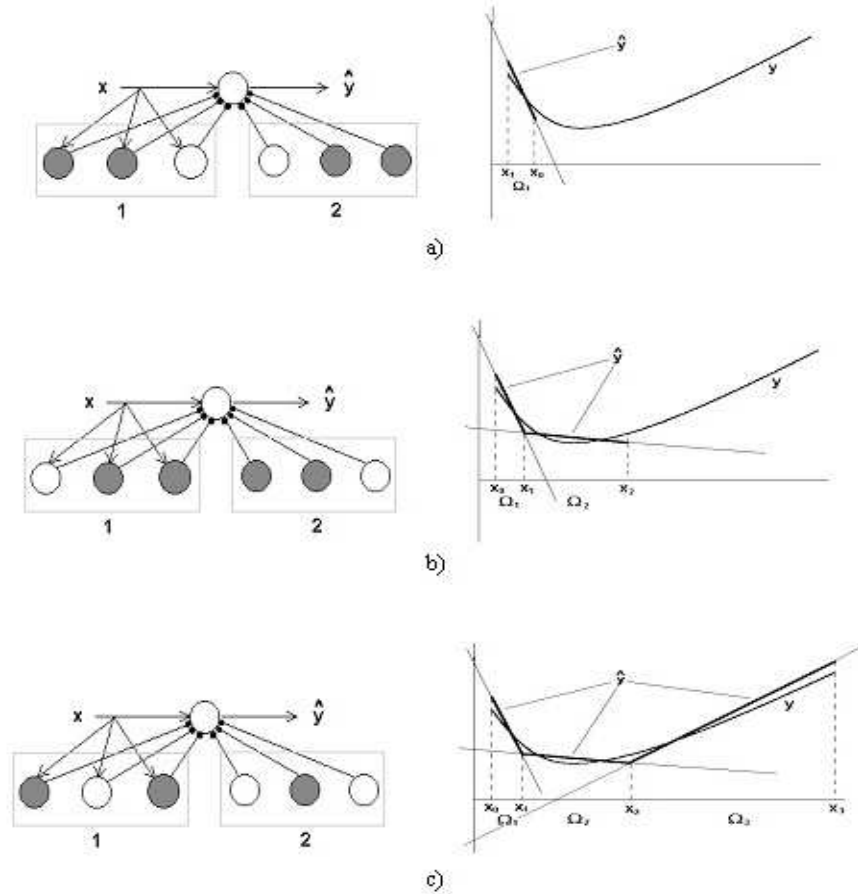


Рис. 6. Кусочно-линейная аппроксимация в нейронной сети реализуется нахождением комбинаций включенных и выключенных вставочных нейронов для разных подобластей. Серым цветом обозначены выключенные нейроны.

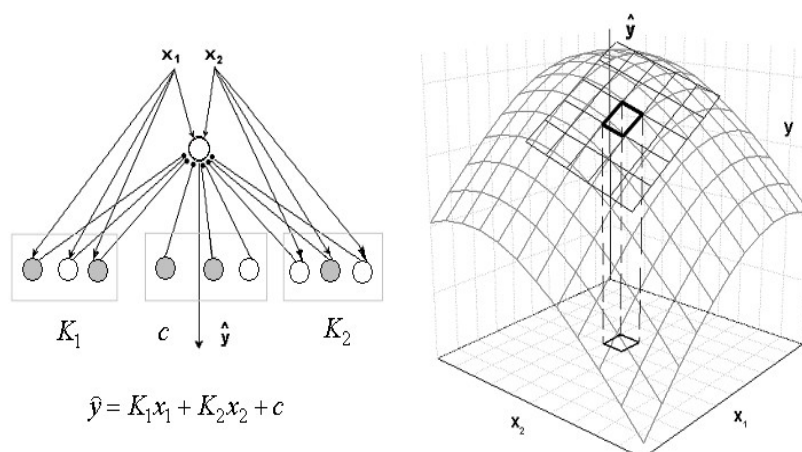


Рис. 7. Архитектура нейронной сети при аппроксимации функций двух переменных

полнительных вычислительных процедур. Кроме того, получаемая небольшая избыточность в реализуемых функциях обеспечивает надежность при поиске необходимой вытормаживающей комбинации.

Вычислительные эксперименты показывают, что нейронная сеть небольших размеров демонстрирует достаточно высокую точность аппроксимации. Так, например, 256 градаций значений коэффициента аппроксимирующей функции при инициализации случайными значениями получается при 12–13 вставочных нейронах, тогда как для расчетных значений — это 8 вставочных нейронов, а для одинаковых значений — 256.

Простота и эффективность реализации нейронной сети со случайными весами связей позволила выбрать этот вариант в качестве рабочего и использовать его далее в проводимых исследованиях.

Процедура преднастройки в разработанной сети заключается в поиске вытормаживающих комбинаций вставочных нейронов для построения необходимой функциональной зависимости. Общее предположение состояло в том, что никакая априорная информация для реализации алгоритмизированного поиска недоступна. В таких случаях обращаются к методам перебора, как наиболее универсальным методам поиска решений. Среди рассмотренных эволюционного, последовательного и случайного методов

выбран последний метод перебора, как наиболее эффективный при поиске комбинаций вытормаживания вставочных нейронов.

Исследования зависимости точности аппроксимации в нейронной сети с преднастройкой со случайным поиском вытормаживающих комбинаций от количества вставочных нейронов проведены на тестовых функциях $y(x)$, представляющих собой синусоиды с различными фазовыми сдвигами.

Построение аппроксимации $\hat{y}(x)$ данных функций позволяет протестировать нейронную сеть в широком диапазоне реализуемых коэффициентов крутизны и смещений аппроксимируемых функций. В результате тестирования получена зависимость точности аппроксимации от количества итераций для нахождения требуемого вектора преднастройки при разном числе вставочных нейронов (рис. 8).

В экспериментах показано, что время поиска нужной комбинации намного меньше общего количества возможных их вариантов и, кроме того, с увеличением количества вставочных нейронов число итераций преднастройки для поиска очередной вытормаживающей комбинации имеет тенденцию уменьшаться за счет большей избыточности в реализуемых функциях.

Выбранный алгоритм преднастройки выступает в качестве адаптивной процедуры построения функциональной зависимости в сети. Комбинация вытормаживания вставочных нейронов для получения аппроксимирующей функции \hat{y}_p некоторого участка исходной зависимости y ищется случайным образом. Как только находится комбинация, которая удовлетворяет условию точности аппроксимации ε , она запоминается. Для каждого следующего участка аппроксимации Ω_p ищется своя вытормаживающая комбинация \mathbf{P}_p :

$$\mathbf{P}_p \in \Omega_p : |y - \hat{y}_p| < \varepsilon, \Omega = \bigcup_p \Omega_p.$$

Однако пока текущая аппроксимирующая функция удовлетворяет условию точности аппроксимации, смена вектора преднастройки не происходит.

В этом заключается один из ключевых моментов аппроксимации в модели. Так как дискретизацию области определения нельзя провести заранее из-за недоступности данных в рассматриваемых задачах, то нейронная сеть преднастройки реализует таковую непосредственно в процессе построения аппроксимации и каждый участок кодирует распределением активности своих выходных нейронов.

Результаты моделирования подтвердили предположение о том, что раз-

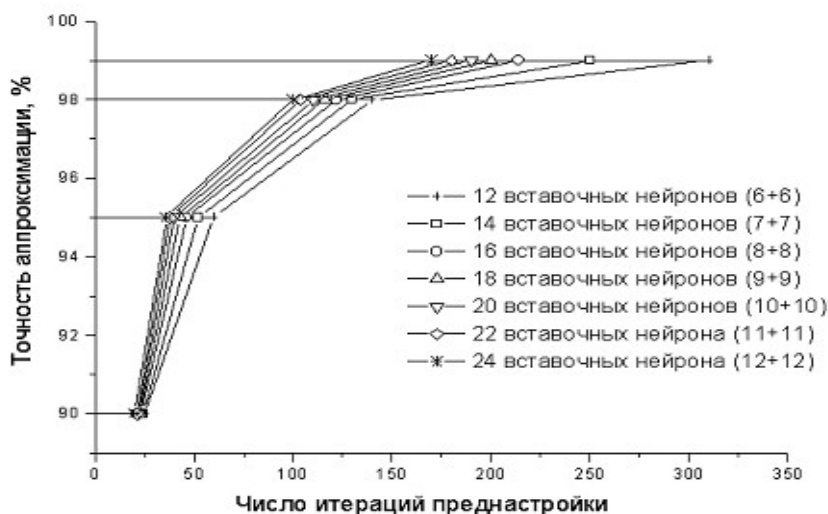


Рис. 8. Зависимость точности аппроксимации от числа итераций (поискowych шагов) для нахождения очередного вектора преднастройки. Запись $(n + n)$ означает, что для приближения каждого параметра аппроксимирующей функции выбраны по n вставочных нейронов.

рабочая модель нейронной сети является состоятельной для решения задач отображения произвольных функциональных зависимостей.

Следует отметить, что для сети с преднастройкой характерны, как и для всех сетей с локальной аппроксимацией, слабые обобщающие свойства, если обучающих примеров недостаточно много. Однако эффективность решения рассматриваемых в данной работе задач не сводится только к формированию обучающей выборки. Оценка правильности функционирования нейронной сети производится некоторым критерием в каждый момент времени. Например, если данный критерий задан на сенсорных переменных, то обратная связь обеспечивает поток этих данных непрерывно. Следовательно, в общем случае можно говорить, что для нейросети с преднастройкой, реализованной для решения такого рода задач, проблема обобщающих свойств не является принципиальной.

Среди ключевых моментов, выявленных при исследовании нейронных сетей с преднастройкой, можно выделить следующие:

- локальные аппроксимирующие свойства нейронной сети позволяют осуществлять процедуры перенастройки на частично измененную исходную функциональную зависимость только на требуемых участках;
- распределенный характер представления реализуемых функций способствует достижению высокой точности аппроксимации сложных зависимостей при небольших размерах нейронной сети;
- другой, чем в существующих нейросетевых парадигмах, механизм построения необходимого функционального преобразования позволяет добиться независимости структуры нейронной сети и ее параметров от вида конкретной аппроксимируемой функции.

Нейросетевые механизмы константности восприятия при формировании сенсомоторной координации робота

Описываемая модель нейронной сети с преднастройкой в прикладном плане тестировалась на примере реализации функции константности восприятия в системе управления робота-манипулятора. Суть проблемы и ее решение демонстрируются на программной модели двухзвенного плоского манипулятора, оснащенного двухкомпонентным датчиком силы в запястье схвата (рис. 9).

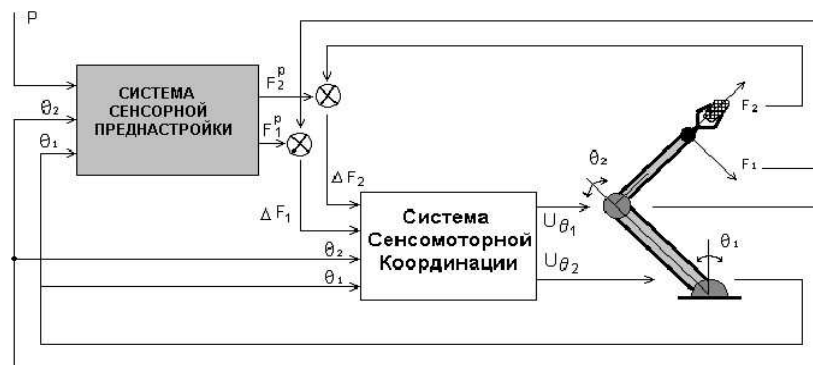


Рис. 9. Структурная схема системы «манипулятор-среда-управление»

Предполагается, что существуют или уже найдены алгоритмы управления манипулятором, реализующими функции реагирования манипулятора

на внешнее воздействие (на блок-схеме рис. 9 эти алгоритмы реализуются системой сенсомоторной координации). В зависимости от целей управления это может быть управление, обеспечивающее уход манипулятора от внешних действующих сил (так называемая искусственная податливость), или же управление, обеспечивающее воздействие внешней силы строго по нормали к поверхности, с которой взаимодействует объект манипулирования (задача вставления стержня в отверстие с малым зазором).

Кроме силы, вызванной взаимодействием объекта манипулирования с объектами внешней среды, силоизмерительными сенсорами регистрируются еще и гравитационные составляющие, зависящие от массы объекта в схвате и позы манипулятора. Причем по абсолютной величине эти воздействия могут на порядок превосходить значения внешних сил, относительно которых строится закон управления. Для выделения этих малых сигналов на высоком уровне фоновых воздействий используется дополнительный блок системы управления (на рис. 9 выделен серым цветом) — система сенсорной преднастройки. Именно эта система и являлась предметом тестирования.

Система сенсорной преднастройки реализована в виде нейронной сети преднастройки с выделением нейросетевого блока адаптивной фильтрации, входными величинами которого являются величины суставных углов Θ_1 , Θ_2 и измеряемый вес объекта манипулирования P . Выходными величинами являлись прогнозируемые значения показаний датчика силы F_1 и F_2 в условиях произвольного движения манипулятора без взаимодействия с внешними объектами.

Найденная зависимость $F_i = \Psi(\Theta_1, \Theta_2, P)$, при которых

$$\Sigma \text{mod} [F_i(\text{прогн.}) - F_i(\text{измер.})] < \varepsilon,$$

где ε — требуемая точность выделения внешнего силового воздействия, означает, что нейронная сеть адаптивной фильтрации построила модель объекта управления в условиях его свободного произвольного движения во внешней среде. После того как это условие выполняется, поиск преднастраивающих воздействий прекращается и считается, что в системе управления реализован механизм константности восприятия. Теперь любое рассогласование измеряемых сенсорами и прогнозируемых системой сенсорной преднастройки значений силы расценивается системой как действие внешнего фактора, на который нужно реагировать в соответствии с целями управления.

На рис. 10 представлены измеряемые значения датчиков силы в условиях движения манипулятора по сложной траектории. В процессе этого движения на объект в схвате производилось четыре кратковременных воздействия.

Из осциллограмм видно, что по форме и характеристикам только сенсорного сигнала определить величину, направленность и силу этих воздействий невозможно. При наличии же сенсорной преднастройки внешний силовой фактор четко выделяется. Следует отметить, что если по каким-то причинам модель объекта управления изменилась и прогнозируемые величины уже не соответствуют реально измеряемым, то может быть включен режим дообучения и модель объекта управления в нейронной сети сенсорной преднастройки будет скорректирована.

Заключение

Представленная модель адаптивной нейронной сети с преднастройкой разрабатывалась под задачи использования ее в информационно-управляющих системах роботов. Пожалуй, это наиболее перспективная область применения нейронных сетей, так как именно в этой области – управление поведением в сложной динамически меняющейся среде, естественные нейронные сети демонстрируют максимальную эффективность, а реально используемые технические решения – максимальную примитивность.

Как любое новое направление, изложенная модель вызывает больше вопросов, чем ответов. Модель должна содержать две сети: сеть, которую преднастраивают, и сеть, которая преднастраивает. Если предложенная модель преднастраиваемой нейронной сети – сети адаптивной фильтрации, может считаться адекватной и задаче и средствам, то вторая сеть – сеть преднастройки или сеть состояний, прописана более чем концептивно и заменена некоторой поисковой вычислительной процедурой.

Второй, не менее важный вопрос, связан с отображением в нейронной сети при построении модели объекта управления его динамики. Например, при резкой остановке манипулятора будут наблюдаться переходные процессы с некоторым затуханием во времени, причем характеристики этих переходных процессов зависят от параметров объекта управления (массы, люфты, выбег, гибкость звеньев и т. д.) Как все это отображать в нейронной сети?

Именно эти две проблемы – нейронная сеть преднастройки и отображе-

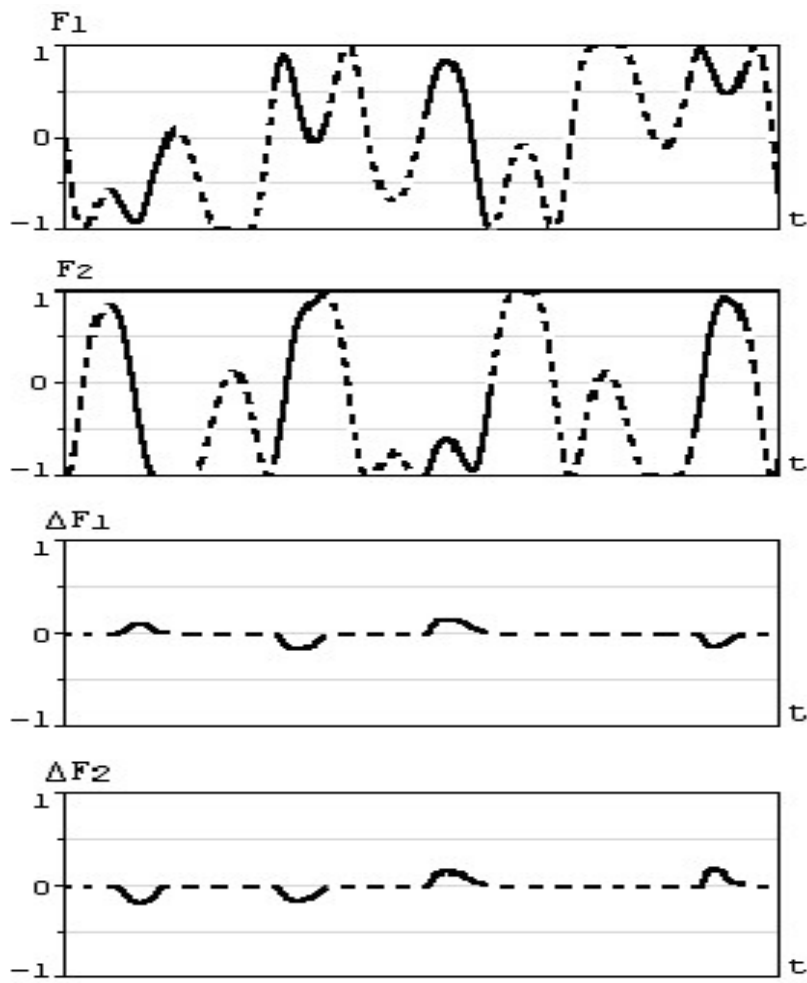


Рис. 10. Выделение внешних силовых возмущений. Показания силового датчика отражены на верхних двух графиках. Периоды действия возмущений отмечены сплошной линией. Выделенные амплитуды силовых возмущений показаны на двух нижних графиках.

ние динамики объекта в активности нейронной сети являются предметом планируемых исследований.

Литература

1. *Розенблатт Ф.* Принципы нейродинамики. – М.: Мир, 1965. – 480 с.
2. *Галушкин А. И.* Теория нейронных сетей. – М.: ИПРЖР. – Сер. «Нейрокомпьютеры и их применение». Кн. 1. – 2000.
3. *Hopfield J. J.* Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities // *Proc. of the National Academy of Sciences*. – 1982. – v. 79. – pp. 2554–2558.
4. *Амосов Н. М.* Алгоритмы разума. – Киев: Наукова думка, 1979. – 223 с.
5. *Амосов Н. М., Касаткин А. М., Касаткина Л. М., Талаев С. А.* Автоматы и разумное поведение: Опыт моделирования. – Киев: Наукова думка, 1973. – 357 с.
6. *Байдик Т. Н.* Нейронные сети и задачи искусственного интеллекта. – Киев: Наукова думка, 2001. – 263с.
7. *Carpenter G. A., Grossberg S., Markuzon N., Reynolds J. H., Rosen D. B.* Fuzzy ARTMAP: A neural network architecture for incremental supervised learning of analog multidimensional maps // *IEEE Trans. on Neural Networks*. – 1992. – v. 3, No. 5. – pp. 698–714.
8. *Ивахненко А. Г.* Теория самоорганизации — основа прямого моделирования сложных систем по экспериментальным данным // В кн.: *Проблемы адаптивного управления*. – НТОРЭС им. А. С. Попова. – Ростов-на-Дону, 1974. – с.192–210.
9. *Анохин П. К.* Биология и нейрофизиология условного рефлекса. – М.: Медицина, 1968.
10. *Найссер У.* Познание и реальность. Смысл и принципы когнитивной психологии. – М.: Прогресс, 1981. – 230 с.
11. *Линдсней П., Норман Д.* Переработка информации у человека. – М.: Мир, 1974. – 550с.
12. *Евреинов Э. В., Грангивили И. В.* Цифровые автоматы с настраиваемой структурой. – М.: Энергия, 1974. – 240с.
13. *Каляев А. В.* Многопроцессорные системы с программируемой архитектурой. – М.: Радио и связь, 1984. – 240 с.
14. *Мак-Каллок У. С., Питтс В.* Логическое исчисление идей, относящихся к нервной активности // В кн.: *Автоматы*. – М.: ИЛ, 1956. – с. 362–384.

15. *Hebb D. O.* The Organization of Behavior. – New York: Wiley, 1949.
16. *McCulloch W.S.* Agathe Tyche of nervous nets — the lucky reckoners // *Proc. Symposium on Mechanization of Thought Prozesses*, N. P. L., Teddington, 1958.
17. *Блюм М.* Свойства нейронов со многими входами / В кн.: *Принципы самоорганизации*. – М.: Мир, 1966. – с. 136–162.
18. *Мак-Каллок У.* Символическое изображение нейрона в виде некоторой логической функции // В кн.: *Принципы самоорганизации*. – М.: Мир, 1966. – с. 131–135.
19. *Мак-Каллок У.* Надежность биологических систем // В кн.: *Самоорганизующиеся системы*. – М.: Мир, 1964. – с. 358–378.
20. *Виноград С., Коуэн Дж. Д.* Надежные вычисления при наличии шумов. – М.: Наука, 1968. – 112 с.
21. *Мак-Каллок У.* Нервные сети, устойчивые к шуму // В кн.: *Концепция информации и биологические системы*. – М.: Мир, 1966. – с. 265–276.
22. *Самарин А. И., Соколенко П. Т.* Функциональная универсальность и надежность нейронных сетей // В сб.: *Кибернетика и теория организации*. – НТОРЭС им. А.С. Попова. Ростов-на-Дону, 1972. – с. 124–126.
23. *Самарин А. И., Финкельштейн Б. А.* Синтез сетей, реализующих временные булевы функции // В сб.: *Кибернетика и теория организации*. – НТОРЭС им. А. С. Попова. Ростов-на-Дону, 1972. – с. 121–124.
24. *Самарин А. И.* Формирование сенсомоторных отношений при активном взаимодействии автономной системы с внешней средой. // В сб. научных трудов Всероссийской научно-технической конференции «*Нейроинформатика-99*». – Ч.2. – М.: МИФИ, 1999. – с. 172–180.
25. *Горбань А. Н., Россиев Д. А.* Нейронные сети на персональном компьютере. – Новосибирск: Наука, 1996. – 276 с.
26. *Гаврилей Ю. К., Самарин А. И., Шепелев И. Е.* Преднастройка нейронных сетей в задачах зрительного анализа. // Докл. 2-ой Всероссийской научно-технической конференции «*Нейроинформатика-2000*». – М.: МИФИ, 2000. – с. 161–166.
27. *Миркес Е. М.* Функциональные модели универсального нейрокомпьютера. Дисс. на соискание ученой степени докт. техн. наук. – Красноярск, 2000.
28. *Bezdek J.* Fuzzy models — what are they, and why? // *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*. – 1993, **1**(1), pp. 1–6.
29. *Расстригин Л. А.* Системы экстремального управления. – М.: Наука, 1974. – 632 с.

30. *Zadeh L. A. A fuzzy logic and its application to approximate reasoning // Information Processing.* – 1974. – Vol. 3.
31. *Шенелев И. Е. Модель нейронной сети с преднастройкой для решения задач формирования сенсомоторной координации робота-манипулятора. Автореферат дисс. на соискание ученой степени канд. техн. наук. Ростов-на-Дону, 2004.* – 22 с.

Анатолий Иванович САМАРИН — заведующий отделом моделирования нервных механизмов и робототехники НИИ нейрокибернетики им. А. Б. Когана Ростовского университета. Работу в области нейронных наук начал в 1965 году с изучения свойств функциональной универсальности нейронных сетей. Практически все последующие исследования в этой области носили прикладной характер: от задач адаптивного управления с помощью нейронных сетей, до задач создания систем технического зрения и адаптивного управления поведением мобильного робота. По тематике исследования опубликовано более 120 работ. Работа по созданию системы «Глаз–рука» в 1982 году отмечена золотой медалью ВДНХ. Серия работ по созданию комплексной системы идентификации личности погибших при массовых катастрофах с использованием нейросетевых технологий отмечена правительственной наградой. Главная мечта всей жизни — познать «как мозг делает мысль». Путь для воплощения этой мечты автор видит в реализации постулата: «Только создав робота, познаешь, как работает мозг».