

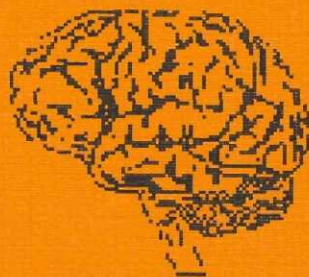
НАУЧНАЯ СЕССИЯ МИФИ-99

ВСЕРОССИЙСКАЯ НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКАЯ
КОНФЕРЕНЦИЯ

НЕЙРОИНФОРМАТИКА-99

20-22 января 1999 года

ДИСКУССИЯ
О
НЕЙРОКОМПЬЮТЕРАХ

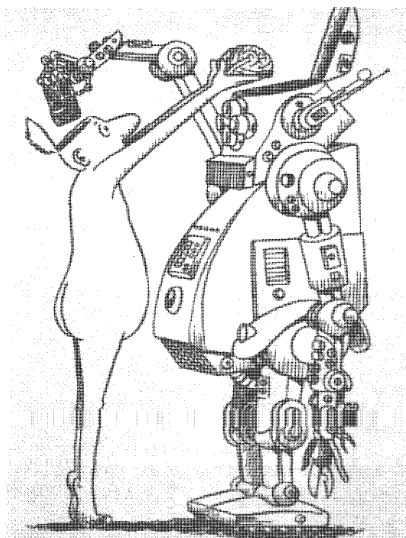


МОСКВА 2000

НАУЧНАЯ СЕССИЯ МИФИ-99
ВСЕРОССИЙСКАЯ НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКАЯ
КОНФЕРЕНЦИЯ

НЕЙРОИНФОРМАТИКА-99
20-22 января 1999 года

ДИСКУССИЯ
О
НЕЙРОКОМПЬЮТЕРАХ



Москва 2000

УДК 004.032.26
ББК 32.818я5
М82

НАУЧНАЯ СЕССИЯ МИФИ-99. ВСЕРОССИЙСКАЯ НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКАЯ КОНФЕРЕНЦИЯ НЕЙРОИНФОРМАТИКА-99.

Дискуссия о нейрокомпьютерах. М.:МИФИ, 2000. 224 с.

В книге публикуются материалы круглого стола "Дискуссия о нейрокомпьютерах – 10 лет спустя", проведенного 21 января 1999 года в МИФИ в рамках Всероссийской конференции "Нейроинформатика-99". В дискуссии приняли участие более тридцати российских и зарубежных специалистов. Обсуждались достижения последнего десятилетия в области теории нейронных сетей, моделирования мозга, приложений нейротехнологии, разработки нейрокомпьютеров, а также оценивались перспективы развития нейрокомпьютинга.

В качестве одного из приложений в книге приведены материалы предыдущей аналогичной дискуссии, состоявшейся в Пушкино в 1988г.

Ответственные редакторы:

А.А.Фролов, доктор биологических наук

А.А.Ежов, кандидат физико-математических наук

ISBN 5-7262-0311-9

© *Московский государственный инженерно-физический институт (технический университет), 2000*


СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	5
ВОПРОСЫ ДИСКУССИИ	9
ОТВЕТЫ УЧАСТНИКОВ ДИСКУССИИ	11
<i>Роман Матвеевич Борисюк</i>	13
<i>Эркки Ойа</i>	17
<i>Александр Алексеевич Фролов</i>	21
<i>Юрген Шмидхубер</i>	25
<i>Герман Хакен</i>	27
<i>Виталий Иванович Крюков</i>	29
<i>Сергей Александрович Шумский</i>	34
<i>Борис Михайлович Владимирский</i>	37
<i>Владимир Витальевич Харитонов</i>	38
<i>Маргарита Георгиевна Кузьмина</i>	40
<i>Берт Каппен</i>	43
<i>Виталий Львович Дунин-Барковский</i>	45
<i>Виктор Львович Введенский</i>	48
<i>Галина Ивановна Шульгина</i>	51
<i>Сергей Александрович Терехов</i>	55
<i>Митя Перус</i>	60
<i>Дэн Вентура</i>	64
<i>Юрген Шурманн</i>	67
<i>Ирина Игоревна Сурина</i>	69
<i>Анатолий Иванович Самарин</i>	72
<i>Юрий Владимирович Тюменцев</i>	76
<i>Александр Николаевич Горбань</i>	82
<i>Александр Иванович Галушкин</i>	84
<i>Рон Крисли</i>	90
<i>Тони Мартинец</i>	91
<i>В.Г. Капралов и Л.А. Станкевич</i>	92
<i>Сергей Петрович Романов</i>	96
<i>Владимир Романович Четчин</i>	101
<i>Светлана Владимировна Мостинская</i>	104
<i>Александр Александрович Ежов</i>	105

Приложение 1	129
Подчиняются ли квантовые нейронные сети ограничениям тезиса Черча-Тьюринга <i>Дэн Каттинг</i>	
Приложение 2	139
Кто мы, куда мы идем, как путь наш измерить? <i>А.Н.Горбань</i>	
Приложение 3	151
Катарсис <i>Ф.В.Широков</i>	
Приложение 4	163
Моделирование функциональной системы по П.К. Анохину – путь к взаимопониманию между биологами и кибернетиками <i>В.Г.Редько</i>	
Приложение 5	169
Семантические нейроподобные сети – следующий шаг нейрокомпьютинга <i>В.И.Бодякин</i>	
Приложение 6	177
ИНФОРМАЦИОННЫЙ МАТЕРИАЛ «ДИСКУССИЯ О НЕЙРОКОМПЬЮТЕРАХ» <i>г. Пущино, 11-13 мая 1988 года</i>	

ВВЕДЕНИЕ

В этой книге содержатся материалы дискуссии о реальности и перспективах нейрокомпьютинга. Эта дискуссия прошла в рамках Всероссийской конференции "Нейроинформатика-99" (Москва, 20-22 января, 1999). Публикация этих материалов в юбилейный год 150-летия со дня рождения И.П.Павлова представляется не случайной, т.к. теория нейронных сетей, лежащая в основе нейроинформатики, возникла и многие годы развивалась как математическое описание работы мозга и, в частности, его способности к ассоциативному обучению, экспериментальное исследование которого и явилось основой теории И.П.Павлова о высшей нервной деятельности. И.П. Павлов понимал высшую нервную деятельность как проявление приспособления (уравновешивания) организмом влияний внешней среды и понимал роль математики в описании и исследовании такого "уравновешивания".

 “Вся жизнь от простейших до сложнейших организмов, включая, конечно, и человека, есть длинный ряд все усложняющихся уравновешиваний внешней среды. Придет время – пусть отдаленное – когда математический анализ, опираясь на естественнонаучный, охватит величественными формулами уравнений все эти уравновешивания, включая в них, наконец, и самого себя” (И.П.Павлов. Лекции о работе больших полушарий головного мозга". Избранные произведения, 1951. стр. 192)”.

Теория нейронных сетей, как попытка математического описания работы мозга, возникла в 1943 г., начиная с работ Уоррена МакКаллока и Уолтера Питтса, хотя настоящий взрыв числа исследований в этой области произошел в 80-е годы, когда своей замечательной работой Джон Хопфилд (1982) привлек к теории нейронных сетей интерес большого числа специалистов в области теоретической физики. В 80-е годы модель Хопфилда обсуждалась на многочисленных семинарах, проводимых в СССР в Институте проблем передачи информации, НИВЦ в Пущино, Институте высшей нервной деятельности, Филиале Института атомной энергии (Троицк), МГУ и многих других научных организациях. Вопросы, которые волновали тогда нейрофизиологов, математиков инженеров и всех

тех, кто интересовался ситуацией в теории и приложениях искусственных и естественных нейронных сетей, были новы и необычны: "Что такое спиновые стекла, фрустрация, энергия состояния сети, критическая температура?" "Что же сделал Хопфилд?" Так в теорию нейронных сетей вошел язык физики. Но процесс был не односторонним. Физики, посещавшие эти семинары, узнавали, что такое синапсы, спайки, внимание, доминанта и пр. В 1988 г. по инициативе Виталия Ивановича Крюкова и Романа Матвеевича Борисюка в Пущино была организована конференция "Архитектура Нейрокомпьютеров", во время которой проводилось заседание круглого стола "Дискуссия о нейрокомпьютерах". Вопросы, вынесенные на дискуссию, в сжатом виде выражали то главное, что интересовало исследователей на протяжении уже нескольких лет. Их было всего пять: 1) "Что сделал Хопфилд?"; 2) "Коннекционизм – столбовая дорога или тупик?"; 3) "Наше отношение к нейронаукам?"; 4) "С кем идти и куда?"; 5) "Почему нас интересуют нейрокомпьютеры?" Дискуссия была жаркой и интересной. Выступления участников были опубликованы в отдельной брошюре (по-русски), и в книге *Neural networks – theory and architecture. Proceeding in nonlinear science*. A.V.Holden, V.I.Kryukov eds. Manchester University Press, UK, 1990, pp. (по-английски).

С тех пор прошло более десяти лет. Случилось многое. Многие, о чем говорилось на той дискуссии, стало реальностью и обыденностью. Появились нейрокомпьютеры. Теория нейронных сетей, как искусственных, так и естественных, не стояла на месте. Нейротехнология охватила практически все мыслимые области деятельности: финансы и медицину, космическую технику и информационные технологии, промышленность и вооружения. Последнее десятилетие 20-го века было объявлено десятилетием мозга. И вот уже снова среди специалистов, занимающихся и мозгом и нейрокомпьютерингом зазвучали слова нового непривычного языка: суперпозиция и редукция волнового пакета, унитарные преобразования и спутанные состояния.

Но нечто осталось неизблемым. Это нечто – удивительная дружба и благожелательность, сложившаяся в нейросетевом сообществе, которое постоянно собирает специалистов разных областей вместе, и они вновь и вновь обсуждают новости, пытаются понять что происходит, что сделано, что предстоит и что сейчас самое главное. Места встреч – это и Москва и Ростов-на-Дону, и Красноярск, и Снежинск. В начале 1999 года многих собрала конференция Нейроинформатика-99 в МИФИ, на которое прошло заседание круглого стола "Дискуссия и нейрокомпьютерах – 10 лет спустя", материалы которой и публикуются в настоящей книге. Вопросы, которые

были вынесены на обсуждения, были более широкими, чем на предыдущей дискуссии, но подтекст был связан не только с желанием подвести некоторые итоги на рубеже века и тысячелетия, но и с необходимостью услышать звучание нового языка – языка квантовой механики. МИФИ оказался подходящим и гостеприимным местом для этого. Чтобы не оказаться провинциальными, организаторы дискуссии обратились с просьбой заочно ответить на ее вопросы зарубежных ученых, и, к нашей радости, они живо откликнулись на это предложение. Мы чрезвычайно признательны, что свои ответы прислали Герман Хакен (и мы услышали язык синергетики), Юрген Шурманн (язык статистики), Юрген Шмидхубер (язык теории сложности), Эрки Ойа (язык теории обучения), Берт Каппен (язык теории вероятностей) и Пентти Канерва (язык моделирования мозга). Митя Перус, Рон Крисли, Дэн Вентура, Дэн Каттинг, Тони Мартинец – составили великолепный "квантовый ансамбль" (в вопросах дискуссии не было явных намеков на гуманитарные темы, столь родственные человеку и его мозгу – но не забудем, что язык математики может говорить и о красоте – и работы Юргена Шмидхубера свидетельствуют об этом). Мы надеемся, что выступления русских ученых не звучат диссонансом в этой полифонии.

В книге, помимо ответов участников работы Круглого стола на вопросы дискуссии, имеется ряд приложений, среди которых читатель найдет “неформатные” выступления ряда участников конференции, непосредственно относящиеся к обсуждаемым вопросам. Кроме того, с разрешения редактора прошлой дискуссии В.И.Крюкова, в приложение вынесены ее материалы. Сравнение предыдущего и нынешнего обсуждения безусловно окажется полезным читателю книги.

Незадолго до смерти Эдуардо Каянелло заметил, что теория нейронных сетей – это язык, на котором можно объяснить *все*. Нам кажется, что именно этот живой и развивающийся, обогащающийся новыми, взятыми из разных наук знаниями язык, может объединить нейрофизиологов, физиков, математиков, компьютерщиков, психологов и философов и помочь им вместе продвинуться вперед и в понимании мозга, и в создании систем, которые были бы умными и сообразительными, изобретательными и творческими.

В заключение мы хотим выразить благодарность всем тем, кто помог в организации Круглого стола и публикации его материалов: ректору МИФИ Б.Н.Оныкию, проректорам МИФИ В.В. Харитонову, Б.Ю. Богдановичу, преподавателям МИФИ И.М.Ядыкину, О.А.Мишулиной, аспиранту МИФИ В.В. Коржу, сотрудникам МИФИ О.А.Синицыной, сотрудникам ТРИНИТИ А.В.Нифановой, Ю.В.Раксевой, Л.А. Книжниковой, замести-

телю генерального директора Интеррос А.А. Калине, а также А.А. Дудникову и А.А. Ежовой.

Примечание. Мы заранее извиняемся перед участниками дискуссии, что нам пришлось расположить их выступления в некотором, наверное, далеко не в оптимальном порядке, который никак не связан с объемом и глубиной ответов, но показался нам все же в некотором смысле разумным. (трудность организации материалов заключалась, в частности, и в том, что выступления русских участников были живыми, а зарубежных – заочными). Кроме того, мы позволили себе смелость предварить каждое из выступления взятой из него цитатой, в сжатой форме выражающей одну из его главных мыслей. Вся ответственность за неудачный выбор этой цитаты падает на наши головы. Кроме того, некоторые из присланных ответов на вопросы дискуссии не вполне соответствовали ее формату и, поэтому, мы привели из них только некоторые места, так или иначе выражающие позицию участника по рассматриваемым вопросам.

Редакторы материалов дискуссии:

доктор биологических наук

А.А. Фролов

кандидат физико-математических наук

А.А. Ежов

Московский государственный
инженерно-физический институт
(технический университет),
21 января 1999 года

ВОПРОСЫ ДИСКУССИИ

1. Какие достижения в области *теории нейронных сетей* за последние 10 лет Вы считаете наиболее значительными?
2. Что нового получено за последнее десятилетие в *понимании работы мозга*?
3. Каковы главные достижения десятилетия в области *разработки нейрокомпьютеров*?
4. Какие *примеры практического применения нейротехнологий* представляются Вам наиболее значительными?
5. Какие *направления нейрокомпьютинга* будут важнейшими в следующем десятилетии?
6. Каковы *передовые рубежи и границы нейрокомпьютинга* и с какими иными технологиями он будет взаимодействовать наиболее плодотворно?


Пустая страница

**ОТВЕТЫ
УЧАСТНИКОВ ДИСКУССИИ**

Пустая страница

Роман Матвеевич Борисюк

*Институт Математических Проблем Биологии, Пуццино, Россия
Центр Нейронных и Адаптивных Систем, Университет Плимута,
Великобритания*

 *“К сожалению, в теории нейронных сетей не появилось новых научных результатов, сравнимых по глубине и значимости с теми результатами, которые обсуждались десять лет назад”*

1. В настоящее время в теории нейронных сетей обычно выделяют два больших подраздела: нейрокомпьютинг (или теорию искусственных нейронных сетей) и вычислительную нейронауку (или математическое и компьютерное моделирование структур и функций нервной системы). В этом пункте обсуждаются достижения нейрокомпьютинга, а моделирование нервной системы будет рассматриваться в следующем пункте.

Десять лет назад теория нейронных сетей была на подъеме и новые нейросетевые парадигмы, такие как многослойные перцептроны, теория адаптивного резонанса, самоорганизующиеся отображения и др., казались интересными и многообещающими. За прошедшие десять лет эти нейросетевые парадигмы были детально исследованы, разработаны и успешно применяются теперь для решения огромного количества различных прикладных задач. Основные научные вопросы, касающиеся этих парадигм, в основном решены и сейчас применение нейросетевых методов является скорее вопросом технологии, чем науки. Многие современные программные системы, например MATLAB, включают в себя возможность простого и легкого использования наиболее популярных нейросетевых парадигм. К сожалению, в теории нейронных сетей не появилось новых научных результатов, сравнимых по глубине и значимости с теми результатами, которые обсуждались 10 лет назад. И вообще, научная ситуация в теории нейронных сетей (нейрокомпьютинге) в настоящий момент напоминает тупик, выход из которого усиленно ищут многие исследователи. Хотя нейросетевые алгоритмы обработки информации хорошо зарекомендовали себя при решении многих практических задач, эти методы не являются универсальными, наиболее эффективными и применимыми в любой ситуации. Во многих случаях нейросетевые методы всего лишь сравнимы по эффективности с другими алгоритмами, основанными, например, на использовании статистических

подходов. По-видимому, одно из наиболее перспективных направлений выхода из кризиса теории нейронных сетей связано с использованием принципов, на которых основана обработка информации в реальных нейронных системах мозга.

Представляется, что наука вплотную приблизилась к пониманию процессов обработки информации в структурах мозга. Такой оптимистический взгляд основывается на значительных достижениях в экспериментальной нейронауке, которые были получены за последние десять лет. Кроме того, вычислительная нейронаука (*computational neuroscience*) оформилась в самостоятельное научное направление и значительно продвинулась по пути создания теории мозга. Одним из основных достижений можно считать создание теории осцилляторных нейронных сетей и демонстрацию того, что принцип синхронизации нейронной активности является важным принципом обработки информации в структурах мозга. Детальная разработка этой теории, имеющей глубокие корни в работах выдающегося физиолога А.А. Ухтомского, была начата в нашей стране В.И. Крюковым, а на Западе — в работах К. фон-дер Мальсбурга (Christoph von der Malsburg). Дальнейшее развитие теории показало, что на основе принципа синхронизации можно решать задачи распознавания образов, запоминания информации, интеграции признаков объекта в цельный образ, формирования и управления фокусом внимания и др. (см., например, статью Борисюк Р.М., Борисюк Г.Н., Казанович Я.Б. "Моделирование предвнимания и внимания на основе принципа синхронизации", Биологические мембраны, 1997, том 14, № 6, стр. 614-620).

3. Десять лет назад казалось, что за короткий срок нейрокомпьютеры получат большое распространение и начнут вытеснять традиционные компьютеры. Но этого не случилось. На сегодняшний день рынок нейрокомпьютеров практически пуст, так например одна из основных фирм, производящих нейрокомпьютеры, за последние 5 лет продала около 30 нейрокомпьютеров. Причина проста — нейрокомпьютер слишком дорог и слишком специализирован. Выгоднее купить несколько обычных быстрых компьютеров, чтобы использовать их для нейровычислений. Тем не менее, специализированные чипы, реализующие нейровычисления для конкретной задачи, распространены довольно широко и встроены во многие устройства, от крылатой ракеты до бытового пылесоса (например, пылесос фирмы Самсунг, продающийся в

магазинах Москвы, использует Neuro-Fuzzy алгоритм для управления силой всасывания).

4. Приложений так много и они так разнообразны, эффективны и впечатляющи, что трудно выбрать лидера. Перечислим некоторые из них.

Управление и контроль. Управление производством на химических, сталеплавильных, фармацевтических и др. производствах. Управление и контроль безопасности реакторов на атомных электростанциях. Управление движениями (автомобиль, самолет, ракета, робот, конечность и пр.).

Проектирование. Проект конструкции самого высокого в мире небоскреба был разработан с использованием нейронных сетей.

Предсказания. Финансовые рынки, рынки ценных бумаг. Политические и экономические предсказания.

Телекоммуникации. Оптимальное распределение ресурсов в телефонных сетях, контроль качества сигнала в больших телефонных сетях.

Распознавание, классификация, принятие решений. Распознавание образов (банкоматы и кредитные карточки, чтение чеков написанных от руки и напечатанных, электронные замки, узнавание лиц, голосов и т.д.). Классификация медицинской информации, принятие решений в экспертных системах.


5. Одним из перспективных направлений нейрокомпьютинга представляется создание универсальной оптимальной нейронной системы, обучающейся и самоадаптирующейся, способной решать разнообразные задачи из области искусственного интеллекта (проект создания такой системы с условным названием "Разум" мы обсуждали с А.А. Фроловым и В.И. Дуниным-Барковским пару лет назад). Для каждой отдельной задачи в настоящее время разработано некоторое количество нейронных сетей, пригодных для ее решения. Так, например, для решения задачи распознавания образов можно использовать многослойный перцептрон, или неокогнитрон, или нейронную сеть адаптивного резонанса, или что-нибудь еще. Создание универсальной нейронной системы может основываться на оптимальной комбинации нейронных сетей. Для поиска такой системы может использоваться эволюционный подход. В настоящее время в нейрогенетике известно много деталей о функционировании генетических механизмов управления проращением нейронных аксонов, образованием синапсов, развитием нейронных

структур. Используя такие механизмы, можно "выращивать" универсальные нейронные сети, обладающие способностью адаптивного поведения и обучения в условиях "окружающей среды", которая ставит перед системой определенный набор задач и целей. Эволюция универсальных систем в условиях конкуренции и естественного отбора приведет к появлению оптимальной системы, способной наилучшим образом решать задачи, возникающие в "окружающей среде". Таким образом, рассматривая различные примеры "окружающей среды", можно формулировать разнообразные прикладные задачи, имеющие конкретные наборы достигаемых целей.

6. Уже сейчас наиболее интересные применения нейрокомпьютинга основаны на использовании гибридных методов: нейрокомпьютинг совместно с размытыми множествами, нейрокомпьютинг совместно с генетическими/эволюционными алгоритмами, нейрокомпьютинг с методами статистического оценивания/принятия решений. По-видимому, в дальнейшем гибридные методы будут совершенствоваться, а граница между нейрокомпьютингом и искусственным интеллектом будет становиться все более прозрачной, под натиском нового научного направления — интеллектуальных вычислений.

Эркин Ойя

Технологический Университет, Хельсинки, Финляндия

 *“На современных или завтрашних компьютерах могут воспроизводиться значительно более сложные модели. Это может привести к появлению совершенно новых вычислительных принципов и настоящих нейрокомпьютеров, о которых мы слышали, но никогда не видели“*

1. Я думаю, что в течение 90-х годов наиболее существенной тенденцией, которую мы наблюдали в теории нейронных сетей, была консолидация главной идеи и интеграция теории нейронных сетей с другими, связанными с ней областями, в особенности, статистикой и обработкой сигналов. Таким образом, были прояснены связи многослойных персептронов, сетей радиальной базиса и других сетей с прямым распространением сигнала с многопараметрической регрессией и Байесовскими моделями. Был достигнут прогресс и в значительно более трудной проблеме конкурентного обучения и обучения без учителя; таким образом, в литературе появились описания целевых функций и статистических интерпретаций самоорганизующихся карт.

Мы наблюдали также возникновение таких новых и исключительно интересных подобластей, как Анализ Независимых Компонент, и Машины Опорных Векторов¹. В будущем ожидается проведение значительно более обширных исследований в этих направлениях.

2. Наука о мозге развивалась большими шагами, но не благодаря моделированию, а скорее за счет использования значительно лучших методов получения изображений и сенсоров, таких как магнитоэнцефалографии обладающей наилучшим временным разрешением, и функционального метода магнитного резонанса, обеспечивающего высокое пространственное разрешение. Таким образом, было возможным изучать живой и работающий мозг. Моделирование возникающих сложных структур, в действительности, является необходимым, и хотя здесь была проведена большая работа, достижения являются скорее эволюционными, нежели революционными.

3. Характеристики стандартных процессоров, типа интеловских, прогрессируют в согласии с кривой Мура и специализированное аппаратное обеспечение вновь и вновь сталкивается с опасностью устареть скорее, чем вырваться вперед. Таким образом, рынок параллельных машин (как SIMD, так и MIMD) не вышел за пределы, ожидаемые в 80-х годах. Некоторое специализированное аппаратное оборудование, предназначенное для решения конкретных проблем, таких, например, как реализация машинного зрения в реальном времени, все еще высоко востребовано, но работа над нейрочипами общего назначения, кажется, замедляется.

4. Существует много приложений, как в промышленности, так и в финансовом секторе, например, европейский проект Siena и NEuroNet привели список множества успешных применений нейросетей в Европе. Часто, нейротехнология остается более или менее спрятанной, как, например, в случае систем распознавания рукописного текста, в большинстве которых существуют встроенные нейросетевые элементы. Существуют решения задач нелинейной регрессии для промышленных процессов. Бурно развивающейся областью являются приложения в бизнесе, такие как анализ временных рядов, изучение покупателей и пр.

5. Нейрокомпьютинг мог выбрать две дороги: одна из которых это путь нелинейной статистики, на которой он соединяется с современной статистикой, или же, некоторая часть современной статистики принимает имя нейрокомпьютинга. Сегодня именно это в значительной мере и происходит, о чем свидетельствуют несколько недавних учебников и энергичное внедрение Байесовских методов в область “нейронных сетей”. В этом случае нейрокомпьютинг становится областью прикладной математики с очень небольшой или вообще никакой связью с биологическими нейронами.

Другая дорога более трудна, но значительно более перспективная: заглянуть внутрь работы реальных нейронных сетей нервной системы и разработать модели нейронов и сетей, более совершенные, чем существующие и основанные на персептронах Розенблатта 40-летней давности. На современных или завтрашних компьютерах могут симулироваться значительно более сложные модели. Это может привести к появлению совершенно новых вычислительных принципов и настоящих нейрокомпьютеров, о которых мы слышали, но никогда не видели.

6. Одним из передовых рубежей, как уже говорилось, является попытка понять работу мозга. Для этого существующие нейросетевые модели чересчур просты и поэтому должны быть разработаны новые.

В области технологии, нейронные сети являются классом обучающихся систем обработки данных. В последние годы, в информатике возникла новая ситуация: распространение по всему миру мощных вычислительных и сетевых услуг вызвало неконтролируемое повлечение информации в Интернете и других системах. Поэтому становится все более важной разработка принципиально новых принципов обработки информации для того, чтобы сделать возможным для пользователя получение релевантного знания и представление его в понятной форме.

Существует несколько проблем, особенно в области взаимодействия “человек-машина”, удовлетворительное решение которых будет содействовать созданию новых видов средств обработки данных, предназначенных для широкого пользователя. Среди них, распознавание речи, уровень которого должен значительно повыситься, для того чтобы сделать возможным, например, автоматическую передачу речи в реальном времени; и распознавание рукописных букв и документов, что приведет к автоматизации большей части офисной и административной деятельности. Эти цели не будут достигнуты без проведения новых широких исследований.

Еще одним передовым рубежом являются автономные агенты, в виде как программных средств, так и мобильных роботов, у которых способности к обучению должны рассматриваться как неотъемлемые свойства, для того чтобы они могли действовать в изменяющейся и сложной среде.

Размерности подобных проблем стремятся к необъятным; априорная статистика недоступна, а параметрические функции плотности найти невозможно; наблюдения подвергаются множеству преобразований и взаимным наложениям, маскировке; их взаимные статистические зависимости обычно являются нелинейными и динамическими. Очевидно также, что подходы типа работающего с символами искусственного интеллекта, которые недавно были предложены для извлечения знаний из текстовых или структурированных баз, не легко подходят для поиска в такого типа неструктурированных частично случайных массах данных или для обработки поступающей сенсорной информации.

Новое понимание, которое дают нейронные сети или другие типы систем машинного обучения, заключается в том, что хотя нелинейное и динамическое статистические описания в законченной форме невозмож-

но, существенные особенности наблюдений и их взаимосвязей могут быть усвоены, основываясь на входных и выходных данных, с использованием огромного числа одновременно кооперирующихся моделей.

¹⁾ В *Машинах Опорных Векторов (Support Vector Machines – SVM)*, используемых для решения задач классификации и регрессии, исходные образы нелинейно отображаются в пространство очень высокой размерности, в котором для них затем конструируется линейный дискриминатор. Это приводит к нелинейной дискриминации образов в исходном пространстве. См.: С.Cortes & V.N.Vapnik. Support vector networks, *Machine Learning*, **20**, pp.273-297, 1995; V.N.Vapnik. *The Nature of Statistical Learning Theory*, John Wiley and Sons, NY, 1996 (Прим.Ред).

Александр Алексеевич Фролов

Институт Высшей Нервной Деятельности, Москва, Россия

 *“главное достижение 90-х годов в области теории нейронных сетей – это ее нормальное устойчивое развитие “*

1. В развитии теории нейронных сетей каждое предыдущее десятилетие отмечено некоторыми ведущими направлениями исследований. В 60-е годы это был однослойный перцептрон, обучающийся по дельта-правилу (Розенблат), в 70-е – модели ассоциативной памяти (Марр, Олбус, Кохонен и др.), в 80-е – аттракторные нейронные сети (Хопфилд, Амит и др.) и многослойные перцептроны, обучающиеся по правилу обратного распространения ошибки (Руммельхарт и др.). В девяностые годы трудно выделить какие-либо ведущие направления. Это объясняется тем, что число исследований в теории нейронных сетей возросло за последние 10 лет в сотни раз, и каждое направление представлено сотнями исследователей с устойчивым научным интересом, неподверженным временной конъюнктуре. Поэтому перемещение исследователей из одного направления в другое не носило глобального характера. Не было также внешнего притока исследователей из других областей науки, как это произошло в 80-е годы с теорией аттракторных нейронных сетей, которая привлекла большое число специалистов в области физической теории спиновых стекол. Мне представляется, что главное достижение 90-х годов в области теории нейронных сетей это ее нормальное устойчивое развитие. Ее авторитет (измеряемый хотя бы количеством публикаций) достаточно велик, чтобы это развитие могло прерваться критикой отдельных работ или направлений, как это случилось в 70-е годы с перцептроном после критики Минского. Признаком нормального развития теории нейронных сетей является также исчезновение эйфории по поводу ее возможностей, а вместе с эйфорией и исчезновение раздутой рекламы и различных спекуляций, что было характерно для предыдущего десятилетия.

2. В качестве общей тенденции можно отметить, что в девяностые годы в теории нейронных сетей интерес перемещался к моделированию работы мозга. Мне это представляется совершенно закономерным. Я всегда считал, что теория нейронных сетей это не более, чем раздел

теоретической (или математической) нейрофизиологии. Сейчас приложение теории нейронных сетей к моделированию мозга называют иногда вычислительной нейронаукой. Мне представляется, что наибольшие достижения получены при моделировании двух областей мозга: гиппокампа и мозжечка. Интерес к моделированию именно этих областей мозга идет еще от работ Марра, опубликованных 30 лет назад. В настоящее время в области теории мозжечка можно отметить работы японской школы (Кавато, Фуджита и др.), опирающиеся на экспериментальные работы М. Ито, а в области теории гиппокампа — работы Роллса, Тревеса, Бужаки и др., в которых гиппокамп рассматривается как аттракторная нейронная сеть. Вместе с тем, еще достаточно далеко до создания некоторых общепринятых нейросетевых теорий работы мозга и отдельных его структур (если вообще возможно создать модель работы отдельной структуры, изолировано от модели работы мозга в целом). Мне представляется, что в 90-е годы увеличился интерес к квантово-механическому подходу к теории нейронных сетей. Это стимулировалось книгой Пенроуза "В тени сознания", в которой показаны ограничения классического подхода к пониманию работы мозга человека. Я думаю, что это определит ведущее направление в теории нейронных сетей следующего десятилетия.


3. Мне неизвестны глобальные достижения в области нейрокомпьютеров. Пока они не могут конкурировать с традиционными последовательными компьютерами. Вместе с тем имеется много примеров эффективного решения частных задач с помощью нейрочипов и нейросетевых алгоритмов. Нейрокомпьютер это фактически быстрый матричный процессор, поэтому он эффективен при решении задач, которые сводятся к умножению матриц большой размерности (включая, например, решение больших систем дифференциальных уравнений). Однако далеко не все вычислительные задачи сводятся к матричному умножению. Поэтому идея рассматривать нейрокомпьютер как универсальный параллельный компьютер кажется сомнительной. Более перспективно создание нейрочипов и соответствующего математического обеспечения для традиционных компьютеров.

4. Наиболее интересным и перспективным практическим применением нейрокомпьютинга мне представляется создание системы двигательного управления роботом на основе нейросетевой модели мозжечка. Эта работа выполнена Кавато с сотрудниками. Однако мне трудно оценить, насколько эта работа может квалифицироваться как *практическое*

применение, потому что примеры функционирования такого робота касались только демонстрации его возможностей, которая действительно была впечатляющей.


5. Мне всегда представлялось, что наиболее естественным приложением нейрокомпьютинга является создание универсального *антропоморфного* робота. Я подчеркиваю, что речь идет об антропоморфном роботе, а не о роботах, выполняющих отдельные технологические операции (например, завинчивание гаек) на производственных автоматизированных линиях. Антропоморфный робот наиболее полезен при выполнении обычных бытовых операций, характерных для человека: взять со стола хрупкий стакан с водой и перенести его в другую комнату, переключить телевизионный канал с помощью дистанционного пульта, открыть банку консервов и т.д. Такой робот полезен, например, как слуга или нянька при уходе за больными с различными двигательными нарушениями. Больные вынуждены жить в мире вещей, предназначенных для здоровых людей, и робот-нянька должен уметь обращаться именно с такими вещами. Задача создания таких роботов намного сложнее, чем создание технологических специализированных роботов, однако, мне кажется, что в следующем десятилетии ее решение будет как необходимо, так и возможно.

6. Мне представляется, что в следующее десятилетие нейрокомпьютинг как техническое направление станет просто одним из направлений традиционной вычислительной техники и сведется к разработке быстрых матричных процессоров (см. п. 3) для традиционных компьютеров. Мне вообще кажется искусственным выделение проблемы создания матричных процессоров и математического обеспечения под них в особое научное направление. Как самостоятельное направление нейрокомпьютинг может рассматриваться только в связи с созданием специализированных чипов, реализующих различные нейросетевые алгоритмы. Потребность в массовом производстве таких чипов возникнет, если оправдается мой прогноз относительно потребности в антропоморфных роботах (см. п. 5). Мне кажется, что для создания нейросетевых устройств наиболее адекватны оптоэлектронные технологии.

 **Горбань А.Н.** Хочу высказать гипотезу, почему не произошло спада в развития нейрокомпьютинга. После предыдущего подъема не было технологической возможности для прикладного освоения. А сейчас теоретический всплеск закончился, но пошли приложения.

Юрген Шмидхубер

*Институт Искусственного Интеллекта Далле Молле (IDSIA),
Лугано, Швейцария*

 *“В то время как теория сетей с прямым распространением сигнала может рассматриваться как одна из ветвей статистики, теория рекуррентных сетей таковой не является.”*

1. Я думаю, что таким достижением является недавний прогресс в разработке рекуррентных нейронных сетей с нестационарным входом. В то время как теория сетей с прямым распространением сигнала может рассматриваться как одна из ветвей статистики, теория рекуррентных сетей таковой не является. Эти сети обучаются осуществлять отображения последовательностей входов на последовательности выходов: они вырабатывают внутреннее состояние и временную краткосрочную память важных недавних событий; они показывают примеры того, как ценностные функции могут быть сделаны дифференцированными по отношению к алгоритмам и программам. Это делает подобные сети близкими формализму Колмогоровской теории сложности (в противоположность традиционному формализму шенноновской теории информации, максимально используемому в теории сетей с прямым распространением сигнала).

Например, некоторые задачи классификации образов, имеющие простое последовательное решение, очень трудно решать с помощью статических средств, таких как сети прямого распространения сигнала. Например, задача распознавания четности требует различения битовых строк длины $n > 0$ (n целое) и имеющих нечетное число нулей от других. В принципе, эта задача решается 3-слойным перцептроном с n входами. Но если $n > 20$, то вследствие большого числа настраиваемых параметров сети обучение становится трудной задачей. С другой стороны очень простой конечный автомат, имеющий однобитное внутреннее состояние, может корректно классифицировать любые строки последовательным способом, обрабатывая на каждом временном шаге один бит в строке, и включая или выключая бит внутреннего состояния в зависимости от того, равняется ли обрабатываемый бит 1 или 0. Подобное простое наблюдение мотивирует некоторый интерес к рекуррентным сетям, которые способны реализовывать поведение, последовательное запоминающее события. Более сложными задачами являются при этом распознавание речи, реальное управление роботом и пр.

Как научиться последовательному поведению исходя из обучающих примеров? Если существуют большие промежутки времени между существенными событиями и последующими сигналами об ошибке, тогда большинство аналоговых градиентных алгоритмов обучения рекуррентных сетей, таких как Back-Propagation Through Time Real-Time Recurrent Learning (см обзоры Williams, 1989, Pearlmutter, 1995) не будут работать. Их главной проблемой является то, что как было показано Hochreiter (1991) сигналы ошибки, “распространяющиеся обратно во времени”, имеют тенденцию к экспоненциальному затуханию. Это понимание было ударом для сетей с прямым распространением сигнала. Однако теперь будущее вновь выглядит светлым, поскольку появился новый градиентный метод, названный Long Short-Term Memory (LSTM – Hochreiter and Schmidhuber, Neural Computation, 9, 1735-1780, 1997). Этот метод устраняет трудности предыдущих подходов и может использоваться для решения трудных задач с большими временными лагами, включающими распределенные высокоточные и непрерывные представления.

LSTM выглядит как важный прорыв – в настоящее время он смотрится лучшим из того, что мы имеем для градиентного обучения сложным алгоритмам (в отличие от простых статических отображений). Текущая работа направлена на установление его практических ограничений (например, при обработке речи)

2. Я оставляю ответ на этот вопрос специалистам в области нейробиологии.

3. Среди них чип Майка Мозера и простые, но эффективные распознаватели речи для игрушек. Но я не эксперт по хардвэру.


4. Все виды систем распознавания образов, например, OCR, лучшие гибридные НММ/нейронные системы распознавания речи, мирового класса игроки в триктрак, использующие обучение с поощрением с нейросетевым аппроксиматором функций, алгоритмы предсказания рынка акций, используемые многими ведущими банками.

5. Рекуррентные нейронные сети, машины опорных векторов, теория регуляризации.

6. Границы: рекуррентные нейронные сети, реализующие последовательные алгоритмы, как противоположность статическим отображениям входов на выходы, комбинации с обучением, с поощрением.

Герман Хакен

Университет в Штуттгарте, Германия

 “хотелось бы... обратить внимание на концепцию синергетического компьютера, которая не так известна нейросетевому сообществу. Этот тип компьютеров удаляет ложные состояния (“состояния-призраки”), которые, как известно, присущи спин-стекольным нейронным сетям...”

1. Важным инструментом стали карты Кохонена. Кроме прочего, стало возможным и качественное понимание происхождения карт мозга. Более того, хотелось бы использовать предоставленную мне возможность для того, чтобы обратить внимание на концепцию синергетического компьютера¹, которая не так широко известна нейросетевому сообществу. Этот тип компьютеров удаляет ложные состояния (“состояния-призраки”), которые, как известно, присущи спин-стекольным нейронным сетям, так что симулированный отжиг для них не является необходимым. Дальнейшее развитие этой концепции привело к разработке новых подходов к решению таких известных проблем дискретной оптимизации, какими являются двух- и трехмерных задач о назначениях.

2. Со времени появления фундаментальной работы Сейновского по обучению трехслойной сети языку, в этом направлении не наблюдалось существенного прогресса. Я скорее являюсь пропагандистом синергетического подхода, идущего сверху вниз, но это выходит за рамки обсуждаемых здесь вопросов.

3. И вновь мой ответ находится под сильным влиянием нашей собственной работы над синергетическим компьютером. Мой сотрудник Schindel и я предложили использовать конкуренцию токовых нитей в легированных полупроводниках для реализации схемы “победитель получает все”. Это явление обнаружено экспериментально. Конечно, могут существовать гораздо более важные разработки в области аппаратной реализации, в частности те, в которых схемы могут изменять синаптические связи за счет использования соответствующих элементов, связанных с синапсами. Другим интересным направлением развития является продемонстрированная Fromherz связь между нейронами и


электрическими сетями, хотя это исследование находится в самом начале пути.

4. *Распознавание* лиц, объектов и языка речи, хотя следовало бы лучше произносить слова и предложения, поскольку речь в ее полноте все еще является проблемой для нейрокомпьютеров. В этом смысле я хочу также упомянуть наш собственный вклад в разработку синергетического компьютера, позволившую ему распознавать лица и объекты.

5. Очень большое значение приобретут аппаратные реализации, использующие параллелизм нейровычислений, и здесь чрезвычайно многообещающим выглядит *применение микролазеров*.

6. Передовые рубежи нейрокомпьютинга лежат в области его реализаций, о которых упоминалось в пункте 5. Очень важной станет также *широкополосная волоконная передача данных с использованием мультиплексных методов*.


¹⁾ О синергетическом компьютере можно прочесть в книге Г. Хакен. *Информация и самоорганизация. Макроскопический подход к сложным системам*. М. Мир, 1991, 240с. (H.Haken. Information and self-organization. A macroscopic approach to complex systems. Springer-Verlag), а также в статье Н.Хакен. Synergetic computers for pattern recognition and their control by attention parameter. In *Neurocomputers and attention - II: connectionism and neurocomputers*. A.V.Holden and V.I.Kryukov, Eds. Manchester University Press, 1991.

 “Нейронные сети интересуют меня потому, что они могли бы помочь нам понять механизмы мышления. Смешно, что по мере того как нейронные сети достигли успеха, о них также стало трудно говорить вне связи с такими традиционными областями, как статистика, обработка сигналов и теория управления, а отношение их к мозгу стало вторичным. Это прекрасно, за исключением того, что это не слишком помогает мне в решении проблем, над которыми я работаю. Эти проблемы столь же философские, сколь и технические. Например, как так получается, что вы и я можем общаться на не родном для нас обоих языке, используя значки на дисплее и приходя к взаимопониманию? Как нужно правильно рассуждать о системах, которые мы могли бы назвать обладающими сознанием?”

Пентти Канерва(Шведский Институт Компьютерной Науки, Стокгольм, Швеция) – из письма редактору

Виталий Иванович Крюков

Свято-Данилов монастырь Москва, Россия

 “...теории нейронных сетей потребовалось около десятилетия чтобы решить, точнее обойти две главные проблемы распознавания образов: комбинаторную проблему и проблему инвариантного распознавания образов”.

1,2,5. Не будучи в состоянии ответить на все предложенные вопросы, коснусь в основном тех, которые связаны с моделированием реальных нейронных сетей. Ключевым вопросом нашей первой дискуссии в Пушкино был вопрос: “Что сделал Хопфилд?” Несколько лет назад Хопфилд опубликовал новую работу [1], по отношению к которой полезно задать тот же самый вопрос. На мой взгляд, значение этой работы не менее важное, чем его пионерской работы 1982 года. Дело в том, что серьезное развитие теории нейронных сетей началось с демонстрации Хопфилдом принципиально новых возможностей распознавания образов

на основе современных моделей статистической физики. Нейронные модели этого типа состояли из сравнительно небольшого количества модельных нейронов с амплитудно-частотным кодированием и решали так называемые игрушечные проблемы (*toy-problems*), в увлекательной форме демонстрировавшие основные идеи нового подхода и открывавшие новые приложения. Однако, сразу же было обнаружено, что при переходе к реальным проблемам возникают серьезные трудности, которые и были собственно предметом нашей первой дискуссии [2]. Среди многих проблем, которые там возникали, я упомяну только три. Это проблема *внимания*, — грубо говоря, сегментации — выделения частей для анализа, проблема *комбинаторного взрыва* и проблема *инвариантного распознавания образов*. Эти проблемы были обсуждены на прошлой дискуссии, и было предсказано развитие колебательных нейронных моделей, свободных от этих трудностей. Все это в значительной мере стимулировало интерес к изучению *реальных* нейронных сетей. Тогда Пушкино было одним из немногих мест в мире, которое призывало заниматься *реальными* нейронными сетями. Не столько увлекаться моделированием на основе статистической физики, а посмотреть, какие существуют возможности для понимания реальных нейронных сетей, призывали читать нейробиологическую литературу.

И вот теперь на этот путь вступил и сам Хопфилд. Но прежде чем ответить на вопрос что же он теперь сделал, мне хотелось бы отметить наиболее заметные достижения в теории обработки информации за последние десять лет. Я выделил три пункта.

1. Развитие новых неинвазивных методов наблюдений и регистрации активности мозга, а также нейрокомпьютерной технологии привели к тому, что прежде чисто философская *проблема сознания* стала в значительной мере *научной проблемой*. Обзор фактов, теорий и философских позиций по проблеме сознания приведен во многих статьях и монографиях, но наиболее компактно представлен в работах [3,4]. В своей концептуальной части проблема сознания тесно связана с упомянутой выше проблемой внимания, почти совпадая с ней в эксперименте. Возможно, поэтому появилось в последнее время большое количество работ по вниманию. Однако понимание добытых здесь очень интересных фактов (в основном по зрительной системе) далеко не удовлетворительное, как отмечают сами авторы. Чувствуется, что необходим глобальный модельный взгляд на всю проблему, в особенности с точки зрения колебательных нейронных сетей.

2. Возрастание роли колебательных моделей в обработке информации мозгом демонстрируют два обзора. Один, чисто нейробиологический, написанный мировым лидером в этой области Вольфом Зингером [5], другой модельный, достаточно полный, — моим бывшим коллегой Романом Борисюком и его соавторами [6] .. Лет десять назад у нас и за рубежом созывались специальные симпозиумы, посвященные колебательным нейронным сетям, но, судя по литературе активная деятельность в этой области в настоящее время не продолжается — колебательные нейронные сети заглохли, хотя это направление представляется очень перспективным и важным. Именно, с помощью колебательных моделей принципиально возможна разработка большой компьютерной системы в том числе так называемого Внимательного Нейрокомпьютера², — системы, которая объясняла бы побольше экспериментальных данных, и решала крупномасштабные практические задачи (похожие на те, что есть сейчас только в игрушечном варианте). Так вот, авторами обзора, Борисюком и коллегами утверждается, что теперь возможна разработка большой компьютерной системы для совместного решения проблем инвариантного распознавания, внимания, памяти, синхронизации и некоторых других. Одним из начальных вариантов такой системы можно рассматривать вычислительную систему, описанную в уже упомянутой выше работе Хопфилда [1] . В ней он обращает наше внимание на три важнейшие проблемы модельных и реальных нейронных сетей: проблему эффективного нейронного кода, проблему инвариантного распознавания образов и, частично, проблему биологической памяти. Эти проблемы оказываются тесно связанными, и Хопфилд приводит простейшее, но очень эффективное их решение на основе временного кодирования без обратных связей (feed-forward system). Введение обратных связей по типу авторегулирования (feed-back system) и переход, таким образом, к колебательным нейронным сетям, очевидно, еще более увеличит эффективность и гибкость подобных систем.

Замечателен отзыв одного из ведущих специалистов в этой области [7], который сказал, что хотя предложенный Хопфилдом способ кодирования очень хитроумный, “нам нужно не забывать, что Природа, которая давно занимается делом кодирования, умнее нас”. Действительно, из физиологической литературы известно, что наиболее общим принципом функционирования мозга является принцип доминанты А.А.Ухтомского, из которого непосредственно вытекает связь колебательных процессов, фазо-частотного кодирования, инвариантного распознавания, внимания и биологической памяти, как это было подробно

описано в нашей работе [8]. В ней также описана следящая фазо-частотная система регулирования, реализующая в принципе решение всех упомянутых выше проблем и новая работа Хопфилда, среди других результатов, непосредственно подтверждает наши предсказания.

3. Наконец я хочу отметить два взаимосвязанных *отрицательных* результата, которые тем не менее могут иметь серьезные последствия для понимания, по крайней мере, внимания. 1) Имеется развитие новой концепции памяти [9], но уже не как точной, полной и объективной записи внешних событий, а как более реалистического биологического феномена, напоминающего больше не магнитофонную запись, а скорее *движущиеся пески*. В частности, многими психологическими опытами обнаружено, что воспоминание не есть в буквальном смысле воспроизведение прошлого, а есть сжатая, фрагментарная, не вполне точная реконструкция-фантазия, зависящая от текущих ключевых условий. Фантазия, реконструкция – вот что такое биологическая память. Отметим, что именно такой род памяти предсказывается, исходя из принципа доминанты [8]. Связанный с этим другой отрицательный результат изложен в книге Стивена Роуза [10]. В этой книге впервые доказывается то, что давно нам в Пушино казалось более-менее очевидным, а именно, что Хеббовский принцип не помогает решить проблему биологической памяти; более точно, в книге [10] утверждается *дегенеративный характер* Хеббовской программы.

Вот те три пункта, которые показались мне интересными и в какой-то мере *предсказанными* нашими пушинскими занятиями.

В целом, огрубляя ситуацию, можно сказать, что *теории нейронных сетей потребовалось около десятилетия чтобы решить, точнее, обойти две главные проблемы распознавания образов: комбинаторную проблему и проблему инвариантного распознавания образов.*


И, учитывая всеобщее очарование принципом Хебба, потребуется, по-видимому, не менее десяти лет, чтобы осознать, что материальным носителем биологической памяти, если таковой существует, является не синаптическая система, а скорее целостная нервная ткань, как это предсказывается исходя из принципа доминанты и экспериментов С.Роуза. Так что даже теперь, спустя десять лет после начала нашего движения, все еще имеет смысл попытаться обогнать западный нейрокомпьютинг и одновременно лучше понять проблему внимания и сознания.

1. J.Hopfield. Pattern recognition computation using action potential timing for stimulus representation. *Nature*, v.**376**, №6, 33-36, 1995
2. *Neurocomputers and attention(I-Neurobiology, synchronisation and chaos; II-Connectionism and neurocomputers) Proceeding in nonlinear science*. A.V.Holden, V.I.Kryukov eds. Manchester University Press, UK, 1991.
3. J.Horgan. Can science explain consciousness? *Scientific American*, July, 1994, pp.72-78.
4. A.Scott. *Stairway to the mind. The controversial new science of consciousness*, Springer-Verlag, NY, 1995
5. W.Singer and C.M.Gray. Visual feature integration and the temporal correlation hypothesis. *Ann. Rev.Neurosci.*, 1995, **18**, pp. 555-86. .
6. G.N.Borisyuk, R.M.Borisyuk, Ya.B.Kazanovich. Temporal structure of neural activity and models of information processing in the brain (to be presented).
7. T.J.Sejnowski. Time for a new neural code? *Nature* **376**, pp.21-22..
8. V.I. Kryukov. An attention model based on the principle of dominanta. In: *Neurocomputers and attention(I-Neurobiology, synchronisation and chaos) Proceeding in nonlinear science*. A.V.Holden, V.I.Kryukov eds. Manchester University Press, UK, 1991, pp.319-351.
9. M.A.Conway. Shifting sands. *Nature*, **380**, p.214
10. С.Роуз. *Устройство памяти. От молекул к сознанию*. М., Мир, 1995.379с.

📁 **Шумский С.А.** Десять лет назад была дискуссия и было решено, что главная проблема – это проблема внимания. Теперь опять говорим, что проблема внимания не решена. Значит она не главная, значит она пока не востребована. Кто мне докажет, что понимание того как человек мыслит и воспринимает мир именно сейчас позарез нужно мировой экономике?

📁 **Самарин А.И.** Совершенно точно, если это было бы не так, то все было бы по-другому.

Сергей Александрович Шумский
ФИАН им. Лебедева, РАН

 *“Понимание механизмов мышления является «философским камнем» науки на протяжении столетий. Но мне представляется, что не эта задача является главной движущей силой современного нейрокомпьютинга, не она определяет его ближайшие перспективы”*

Наиболее значительное достижение нейрокомпьютинга за прошедшее десятилетие, на мой взгляд, лежит не в области теории, а связано с выходом нейрокомпьютинга из стен лабораторий в реальный мир. Нейросети стали основой многих продуктов и услуг, доказывая на практике свою конкурентоспособность. Таким образом, споры относительно того, что нового по сравнению с другими математическими методами несет в себе нейрокомпьютинг, переходят в разряд схоластических. (Вопрос 1)

Понимание механизмов мышления является «философским камнем» науки на протяжении столетий. Но мне представляется, что не эта задача является главной движущей силой современного нейрокомпьютинга, не она определяет его ближайшие перспективы. (Вопрос 2)

Действительно, большинство применений нейросетевых технологий за прошедшее десятилетие связано не с моделированием интеллекта или робототехникой, а с эксплуатацией способности сетей к обучению, оказавшейся актуальной в современных информационных системах. Сами же нейросети, использующиеся на практике, как правило, достаточно просты как по конфигурации, так и по числу нейронов – по биологическим меркам являясь аналогами скорее нервных систем насекомых, чем человека. Действительно, основная масса применений лежит в области *data mining*, т.е. анализа баз данных – преимущественно в сфере финансов и управления (Вопрос 4). Соответственно, информационные образы, подлежащие распознаванию или прогнозированию, еще относительно малоразмерны по сравнению с сенсорной информацией, которую вынуждены обрабатывать высшие организмы. В задачах *data mining* не столь остра проблема выделения инвариантных к геометрическим преобразованиям и искажениям признаков, оптимальным образом снижающих избыточность сенсорной информации. Данные уже в значи-


тельной степени подготовлены к нейросетевой обработке. В этом, по-видимому, причина особой популярности многослойных перцептронов и вообще парадигмы обучения «с учителем» в современных приложениях. Здесь же кроется причина относительной невостребованности специализированного нейросетевого *hardware*: большинство задач *data mining* вполне доступны для обычных компьютеров (Вопрос 3).

Прогнозируя развитие нейрокомпьютинга в ближайшем будущем, следует опираться на наиболее значимые тенденции развития компьютерной индустрии. Надо распознать основные запросы, адресованные нейрокомпьютингу в контексте современного момента технологической эволюции. А момент этот характеризуется, прежде всего, слиянием средств вычислительной техники и коммуникации, формированием глобальной информационной среды (Internet), доступ к которой, а также возможности общения людей и электронных устройств, становятся все более легкими и прозрачными (беспроводная связь). Именно эта ситуация определит сценарии вхождения нейрокомпьютинга в мир ближайшего будущего.

Огромные массивы информации, доступные в Сети, требуют создания новых средств анализа смыслового содержания текстов, автоматической рубрикации, аннотирования и навигации в больших текстовых массивах. В частности, становится актуальной задача фильтрации информации с помощью электронных агентов, представляющей интересы пользователей в Сети. Обучаемое *agentware*, как называют этот нарождающийся вид *software*, вполне возможно будет способствовать широкому распространению нейросетевых подходов. Вслед за появлением электронных агентов возникнет проблема их коллективного взаимодействия и самообучения, проблема организации и регулирования автономной эволюции сообщества агентов в Сети. Такого рода постановки задач – о взаимообучении коллективов сетей – пока что нечасто встретишь в литературе. Так что не исключено, что нейрокомпьютинг «породнится» вскоре с коллективной психологией. (Вопрос 5, 6)

Развитие беспроводной связи, с другой стороны, позволит связать между собой множество сенсорных датчиков для создания «интеллектуальной» среды обитания, распознающей ситуации и адекватно реагирующей на запросы пользователей. На роль этих «интеллектуальных» сенсоров – прототипов искусственных органов чувств и претендуют нейрочипы. Это – другой сценарий распространения нейротехнологий, дополняющий первый. Естественно, имеются и другие «точки роста»


нейротехнологии. Но, даже упомянутых выше достаточно для оптимизма относительно будущего нейрокомпьютинга. (Вопрос 5)

 **Горбань А.Н.** Одна вещь мне здесь страшно нравится, а другая столь же страшно не нравится. Есть наука Эйнштейна и наука Эдисона. Наука Эйнштейна никогда не жила за счет того, что она шла за стадом и кормила стадо¹. И чудо мышления совершается там. Наука Эдисона – это торговля чудом в розницу, путем нарезания его на кусочки. Конечно, один и тот же человек может работать и тут и там. Но определяет все не экономика. Квантовая механика, Резерфорд, Гейзенберг и Бор – все было до бомбы. Все происходит в обратном порядке. Мышление создает будущее и крупные этапы мышления были опережающими. Но есть сфера услуг, и здесь предлагается совершенно замечательный путь и оказания услуг, и удовлетворение и любопытства и честолюбия, самого глобального честолюбия, путем создания искусственных личностей в Internet. И здесь я солидарен с С.А. Шумским.

¹Этот взгляд подробно представлен в книге М.И.Каганова *Школа Ландау: что я о ней думаю*. Тривант, Троицк, 1998, его обсуждению посвящена также великолепная статья А.И. Ахиезера *Природа*, 1989. (Прим. Ред.)

Борис Михайлович Владимирский


*НИИ нейрокибернетики им. А.Б. Козана Ростовского
государственного университета, Россия*

 “Мы должны получить конструкцию, которая как протей будет принимать любую форму”

Я ознакомился с размещенными на стенде выступлениями наших зарубежных коллег. С чем-то я согласен, с чем-то — нет. Несколько лет назад у нас в Ростове-на-Дону был Роберт Хехт-Нильсон и обсуждал следующую задачу. Оказывается, проведенный в США опрос общественного мнения показал, что американцы к 2008 году были бы готовы купить около 5 миллионов домашних роботов, которые могли бы, например, в нужное время открыть холодильник, найти нужную банку, открыть ее и покормить кошку, или же собрать и рассортировать разбросанные по полу предметы туалета. Этот рынок имел бы объем 5 миллионов штук в год. И покупать этих роботов будут, если их цена не превысит 10000 долларов. Рынок этот будет сопоставим с рынком автомобилей. И в чем проблема? Относительно механики — никакой. Все исполнительные системы можно сделать. Нужен чип, способный отличить женское белье от мужского. Таких работ нет. Мы по-прежнему хотим узнавать картинки, а это очень сложный вид интеллектуальной деятельности в реальной среде. Главное, что мы до сих пор не преуспели в инвариантном распознавании. В начале исследований было ключевое слово — самоорганизация. Сейчас его практически не слышно. Поэтому, то чего *не было сделано* в это десятилетие, так это то, что не было уделено большего внимания поиску нейробиологических аналогий и их формализации. Мы должны получить конструкцию, которая как *протей* будет принимать любую форму. И еще одна проблема, про которую говорили А.А.Фролов и А.И.Самарин. Мы видим глазами, а берем рукой. Если нам написать на спине какое-либо слово, то мы все его непременно узнаем. Хотя спиной распознавать буквы нас никто не учил. Есть области, где существуют совместное знание анализаторов и способы кодирования, которые они используют, отличаются принципиально от тех, что реализуются в проекционных областях. И эти универсальные коды, где модальность и специфичность потеряны, должны стать объектом углубленного изучения. Такие работы ведутся и их нужно продолжать.

Владимир Витальевич Харитонов

МИФИ - Московский Государственный инженерно-физический институт (Технический университет)

 “Нейрокомпьютинг не может выжить, если он не будет опираться на прикладные задачи”

5. Как бы мы не были духовно богаты, нельзя все-таки жить в черной материальной дыре. Нейрокомпьютинг не может жить без того, чтобы, по крайней мере, не самоокупаться. Когда Ньютон открывал свои законы, ученых в мире было, раз-два и обчелся. Ньютон, Кеплер... А после, Ньютон провел колоссальную экономическую реформу в Англии, бросил кафедру физики в Кембридже и стал директором Монетного Двора Великобритании. Знаменитый математик Лейбниц по поручению Петра Первого организовал группу, составившую программу образования и промышленного развития России, и мы 200, даже почти 300 лет жили по этой программе, пока ее не развалили несколько лет назад. Поэтому, нейрокомпьютинг не может выжить, если он не будет опираться на прикладные задачи. Вот одна из них. Она имеет отношение к применению нейрокомпьютинга для работы с базами данных. В чем проблема, специфическая для России (в отличие от проблемы создания робота для кормления кошек в США). Представьте себе аналитический центр ФАПСИ, который готовит документы для принятия решений в Совете безопасности президентом. У них 15 колоссальных баз данных, которые ежеминутно пополняются. Но ни одной цифре сотрудники не верят — все врут! Спрашивается, как принять решения на основе данных, которые неверны?¹ Объективная картина есть, но ее интерпретация оказывается совершенно ложной. Как же, пользуясь ложной информацией, обрести истинное знание, чтобы принять правильное решение. У нас недавно выступал математик, который рассказывал об анализе работы коммерческих банков. Так вот, им удалось показать, (с помощью, в том числе, и нейросетей) путем анализа потоков пассажиров, грузов и пр., что реальный оборот через коммерческие банки в 5 раз превышает декларированный Центробанку. Это реалии нашей жизни. В одном из докладов происшедшее с Россией объясняется так называемой *профессиональной революцией* — власть захватили непрофессионалы. В послевоенный период весь мир развивается благодаря профессионализации всякой деятельности, в первую очередь

менеджмента. Так вот мне кажется, что самое ценное, что могут сделать нейронные сети в следующем десятилетии, это *научить управлять*. Необходимо, используя знания о естественных нейронных сетях, каким-то образом научить людей управлять, работать с большими массивами данных, выискивать в них нужную информацию, классифицировать ее, чтобы, наконец, выбраться из той ужасной ситуации, которая не была предсказана ни одним из экономистов мира. Лет 20 назад Василий Леонтьев² и команда крупнейших экспертов прогнозировали экономическое развитие мира. Все до единого экономиста верили в марксизм больше, чем наши марксисты. Они рисовали графики развития стран мира, на которых СССР неумолимо догонял капиталистические страны. Но с 1985-1990гг. кривая валового национального продукта на душу населения в СССР пошла вниз, и на сегодня разница превышает 20 раз. Т.е. ошибка крупнейших экономистов мира исчисляется сегодня тысячами процентов. И вот то, что мы находимся в МИФИ³, кажется мне важным предзнаменованием, потому что физики, памятуя о Ньюtone и Лейбнице должны ради развития нейронных сетей не забывать о Монетном Дворе.


¹⁾ Информация – это то, что используется для управления. Дезинформация делает управление и принятие полезных решений невозможным. (*Прим. Ред.*)

²⁾ Нобелевский лауреат Василий Леонтьев скончался в Нью-Йорке 5 февраля 1999 года в то время, когда мы готовили материалы Круглого стола к публикации (*Прим. Ред.*)

³⁾ В.В.Харитонов – директор Экономико-аналитического института МИФИ (*Прим. Ред.*)

Маргарита Георгиевна Кузьмина

*ИПМ им. М.В.Келдыша – Институт Прикладной Математики
РАН*

 “...созданные к настоящему времени нейрокомпьютеры оказываются практически невостребованными: они не содержат почти никакого знания, извлеченного из понимания работы мозга”

1-2. Задумываясь о достижениях в области теории нейронных сетей за последние десять лет, хочется отметить несколько циклов работ, которые содержат важные продвижения в следующих направленных:

- а) моделирование нейронных сетей мозга;
- б) строгие результаты в нейросетевом подходе и связь с другими методами.

Выбор и направлений, и самих работ связан, конечно, с собственными интересами и не претендует на какую-либо полноту.

А) Изучение и математическое моделирование нейронных сетей мозга.

1) *Изучение и моделирование зрительной коры.*

- Работы по экспериментальному открытию синхронизированных колебаний в зрительной коре (R.Eckhorn, 1988; W.Zinger, C.M.Gray, 1989);
- работы, содержащие попытки выяснения роли синхронизации в зрительном восприятии. (работы группы В.Зингера (W.Singer, Lab. of Biol. Cyb., Max-Plank-Institute, Frankfurt); К. фон дер Мальсбурга с соавторами (C. von der Malsburg)).
- Осцилляторная сеть LEGION, созданная на основе изучения зрительной коры (D.Wang, D.Terman, 1995-1998) была успешно использована в задачах распознавания реальных черно-белых образов (карт, рисунков).
- Цикл работ по моделированию структуры зрительной коры (формирование рецептивных полей, изучение роли колончатой структуры и пр.) – работы группы Т. Гайзеля (T.Geisel, Max-Plank-Institute, Göttingen).

2) *Создание автономных роботов с адаптивным поведением.*

- Создание и усовершенствование подвижного автономного робота Khepera (Laboratory of Microelectronics, EPFL, Lausanne);
- Создание серии автономных роботов (включая прекрасно работающий робот, имитирующий поведение муравья в пустыне, который ориентируется по поляризованному солнечному излучению, а также (еще незавершенная работа) летающий робот) – работы лаборатории Р.Пфайфера (R.Pfeifer, Lab of AI, University of Zurich).
- Стоит отметить международную конференцию "From Animals to Animats", в которой группа принимает активное участие. В 1998 году состоялась пятая конференция.

Б) Теоретические исследования, посвященные выяснению возможностей нейронных сетей; связи с другими подходами.

1) *Теоретические результаты по общей теории обучения*

Работы S.Amari, N.Murata (1993-1995), в которых выяснены предельные возможности любых видов нейросетевого обучения градиентного типа (теорема о так называемой универсальной кривой обучения).

2) *Цикл результатов по статистическому методу "blind separation"*, – эффективному методу разделения наложенных образов. Метод является альтернативой нейросетевым методам распознавания образов. Существенные результаты получены: в группе S.Amari (Brain Information Processing Group, RIKEN, Tokyo), в группе E. Oja (Laboratory of Computer Information Science,

Helsinki Institute of Technology). В частности, опубликована новая книга Т.Kohonen "Self-Organizing Map", 1995) в группе Т. Sejnowsky (Computational Neurobiology Laboratory, The Salk Institute for Biological Studies).

3) *Теоретические результаты, связанные с развитием строгого подхода, альтернативного теории нейронных вычислений.* Подход основан на тихоновской регуляризации. Группа К.Бишопа (С.Bishop, Neural Computing Research Group, Aston) В частности, опубликована книга: С.Bishop "Neural Networks for Pattern Recognition", 1995.

5. Важнейшие будущие направления исследований в области нейронных сетей и нейрокомпьютинга.


Мне кажется, что нейросетевые исследования дальше займут свое достойное место — одной из областей математического моделирования. При этом под нейронной (или нейроподобной) сетью было бы естественным понимать систему нелинейно связанных активных элементов с любой внутренней нелинейной динамикой.

Понимание работы биологических нейронных сетей и особенно нейронных структур мозга представляются важнейшими задачами, стоящими на повестке дня. Кажется неудивительным, что созданные к настоящему времени нейрокомпьютеры оказываются практически невостребованными: они не содержат почти никакого знания, извлеченного из понимания работы мозга. Таким образом, изучение нейронных структур мозга (любое, включая методы математического моделирования) кажется наиболее актуальным. Сюда примыкают разработки в области робототехники. Чрезвычайно многообещающим выглядит также направление квантового нейрокомпьютинга.

P.S. Специально для А.А. Ежова. Мне не кажется, что развитие квантового нейрокомпьютинга сведет, когда-либо, на нет роль классического нейросетевого подхода. У каждого из подходов останется своя сфера. Так же, как в физике успешное развитие квантовой теории поля не помешало дальнейшему развитию классических областей, в которых были получены удивительные и замечательные результаты.

Берт Каппен

Университет Нимегена, Голландия

 *“Убеждение в том, что необходимо выйти за пределы скоростей импульсации и формулировать модели “на границе хаоса” хорошо осознано и ему нужно следовать и далее “*

1.1. Формулировка проблемы обучения в вероятностной форме. При рассмотрении обучения как проблемы вероятностного вывода была достигнута интеграция нейронных подходов с одной стороны с методами статистики, а с другой стороны с вероятностными методами искусственного интеллекта (графическими моделями). Большим достижением является то, что в искусственном интеллекте, нейронных сетях и статистике существует общий взгляд на то, что обучение и представление знаний должны использовать (Байесовские) вероятностные методы. Появился общий взгляд на то, что будущие системы искусственного интереса требуют комбинации различных методов и подходов. Например, разработка хорошей модели требует в общем случае как использование экспертных знаний в конкретной области, так и данных. Робастное предсказание требует оценок достоверности. Таким образом, необходима комбинация методов искусственного интеллекта (извлечение знаний), нейронных сетей (обучение) и статистики (оценка достоверности).

1.2. Недостатком вероятностного подхода является то, что вычисления практически нельзя осуществить, если число переменных становится большим. Это не артефакт вероятностного подхода, а фундаментальная трудность процедуры вывода. Поэтому важна разработка приближенных методов. В этом смысле важнейшей оказалась разработка методами теории среднего поля границ для графических моделей и использование преобразования Лапласа для оценки Байесовских апостериорных вероятностей. Ясно, что дальнейший прогресс в разработке этих методов в высшей степени важен для того, чтобы сделать вероятностный подход годным для многопараметрических приложений.

1.3. Интеграция нейросетевого обучения и статистической теории обучения, пропагандируемая Вапником.

2.1. По этому вопросу я имею лишь очень ограниченную информацию, связанную с моими собственными исследованиями. Поэтому,

отсутствие обсуждения какой-то темы не означает, что я не считаю ее важной. Уже с 60-х годов было осознано, что кодирование информации последовательностями спайков должно выходить далеко за рамки скоростей импульсации. В последние 5 лет этот взгляд опять активно обсуждался, и было предложено много вычислительных моделей нейронов, генерирующих спайки. Эти исследования частично мотивировались экспериментально обнаруженным подтверждением того, что коррелированная импульсация могла бы представлять часть стимула, независимо от индивидуальных скоростей импульсации. Важной находкой была та, что в спектре моделей, простирающемся от полностью детерминистских до полностью случайных, должен быть найден компромисс, который был бы одновременно достаточно детерминистским и достаточно случайным, чтобы облегчить реализацию богатого потенциала корреляционных структур, что необходимо для выхода за пределы кодирования средней скоростью импульсации.


3. Нет комментариев.

4. Исходя из нашего исследования промышленных приложений нейронных сетей, был сделан вывод о том, что только очень небольшое число приложений достаточно успешно для того, чтобы действительно быть полезными на практике (в смысле доходности). Обычно, эти приложения дают небольшое, но значительное улучшение ошибки предсказания. В этом смысле ни одно из них не может быть названо впечатляющим (но они действительно реальны!)

5. Солидной концептуальной основой сотрудничества в разработке искусственных интеллектуальных систем является интеграция нейрокомпьютинга с более традиционным искусственным интеллектом и статистикой. Догматические различия в принципах становятся все менее существенными. Как я уже говорил ранее, подобное взаимодействие необходимо, поскольку оно дает одновременно релевантную и дополнительную проверку. В направлении понимания мозга ситуация менее ясна. Убеждение в том, что необходимо выйти за пределы скоростей импульсации и формулировать модели “на границе хаоса” хорошо осознано, и ему нужно следовать и далее. Однако также ясно, что короткого пути к успеху не существует.

Виталий Львович Дунин-Барковский

*Институт проблем передачи информации, Москва, Россия
Техасский Технический Университет, США*

 *“Мы сейчас так же далеки от понимания мозга, как и в начале нейронного бума...”*

Нейрокомпьютеры: А был ли мальчик? Две точки зрения.

(1) Нейрокомпьютерный бум закончился, оставив после себя тома непрочитанной макулатуры и горы невостребованного программного продукта. Завышенные авансы и воздушные замки, обещающие во мгновение ока построить компьютеры "по принципам живого мозга" не дали ничего, кроме разговоров и валютных миллиардов, истраченных впустую. Честолюбивые замыслы разгадать тайны нейронных сетей, обеспечивающих человеческий интеллект, не кончились ничем. Мы сейчас также далеки от понимания мозга, как и в начале нейронного бума: пик нейронной эйфории пришелся, повидимому на 1987 — First Annual IEEE Conference on Neural Networks, San Diego, July, 1987. Было много чего после... Собирались по две огромные ежегодные конференции, проводимые двумя конкурирующими международными (де факто — USA) нейросетевыми профессиональными обществами. Если же непредвзято посмотреть на то, что докладывалось на этих конференциях, то с удивлением можно обнаружить, что содержание по существу исчерпывалось сборником, содержавшим около 70 расширенных тезисов, опубликованных American Institute of Physics в 1985 г. по материалам второй конференции Neural Networks for Computing в местечке Снегири (Snowbird), штат Юта.

Пожалуй, там не были представлены (если я не ошибаюсь) только три крупных направления: самоорганизующиеся отображения Кохонена, теория размерности Вапника-Червоненкиса и кластер работ Сун-ичи Амари. Таким образом, мыльный пузырь нейросетевых надежд снова лопнул, как это уже было однажды после отрезвляющей книги Минского и Пейперта *“Перцептроны”*.

(2) Да, прогресс вычислительной техники ни в коей мере не опирался в последнее десятилетие (как, впрочем, и ранее) на использование принципов работы мозга. Однако за эти годы сформировалось несколько при-

кладных направлений в значительной степени основанных на идеях нейрокомпьютинга.

Практически все эти направления стали составной частью соответствующих профессиональных работ (автоматическое управление, финансовый прогноз, медицинская диагностика, мониторинг энергетических систем, интеллектуальные системы обработки данных и т.д.) и прочно заняли место в соответствующих профессиональных изданиях и конференциях. Это в значительной степени обескровило собственно нейросетевые форумы, но зато превратило их в собрания профессионалов, а не сборища дилетантов.

Практика построения нейросетевых систем показала, что они в значительной степени опираются на теорию. Десятки конференций и сотни статей и книг сейчас излагают методологию построения нейросетевых приложений.

Появились хорошие учебники, систематически излагающие существующие результаты. Один из лучших — это книга С. Хайкина: «Нейронные сети. Теоретические основы», вышедшая двумя изданиями в 1995 и 1998 гг. За последние 10 лет масса накопленного знания в области нейронных сетей превзошла критический уровень для формирования отдельной научной дисциплины. Содержательный и развернутый ответ на поставленные вопросы займет, пожалуй, слишком много места (да и требует слишком много времени на его подготовку).

Прекрасная ретроспективная сводка приложений нейронных сетей содержится в специализированном выпуске журнала IEEE Transactions on Neural Networks, 1997, том 8, N 4. Эта сводка была блестяще представлена в полуторочасовом интереснейшем сообщении Роберта Макса на банкете ICNN'97 в Хьюстоне. Наиболее полный и профессиональный обзор нейросетевой теории содержится в указанной монографии С. Хайкина. Если бы продолжала существовать практика перевода на русский язык наиболее важных научных монографий, книгу Хайкина следовало бы издать.

Итак, за последние десять лет сформировалось профессиональное научное поле, связанное с нейросетевыми системами. Здесь есть обширная теория и многочисленные приложения. Можно ли сказать, что мы продвинулись в понимании мозга? На первый взгляд — нет.


Практически все специалисты продолжают утверждать, что нужны десятилетия, если не тысячелетия работы, прежде, чем мы сколько-нибудь продвинемся в разгадке этой тайны природы. На мой взгляд, онако, мы стоим на пороге взрывного прорыва в этой проблеме. Как специалист по

мозжечку, могу сказать, что сейчас фактически сложилось практически полное понимание механизмов работы этой замечательной структуры. Пройдет год-два и этот факт станет общеизвестным.

Поскольку мозжечок составляет 10% (веса) мозга человека, мы и в самом деле недалеко от окончательного торжества над разумом.

Виктор Львович Введенский

*Государственный Научный Центр “Курчатовский Институт”,
Москва*

 *“Одним из направлений, для которого применение идей нейрокомпьютинга может оказаться плодотворным, – это изучение живой клетки.”*

2. Несмотря на то, что минувшее десятилетие в среде мировой научной администрации и научной масс медиа объявлялось *десятилетием мозга*, и значительные средства были действительно вложены в исследование мозга, существенного прогресса в понимании основных принципов его функционирования не было. Это не должно слишком разочаровывать, так как вложения отнюдь не напрямую связаны с получением принципиальных научных результатов, но они способны создать среду для новых экспериментальных подходов. Здесь следует отметить фактическое появление функциональной магнитнорезонансной томографии и многоканальной сквид-нейромагнитометрии, а также массированное применение управляемых компьютером психологических экспериментов, в том числе, с применением техники виртуальной реальности. Все эти методики не относятся к малозатратным способам получения научной информации.

Что касается развития идей, то здесь следует отметить "вызревание" представления о том, что основной функцией развитого мозга является создание и поддержание внутренней модели внешнего мира. Именно этим постоянно заняты высшие отделы центральной нервной системы, а реакции и собственные действия организма определяются не столько текущими воздействиями (их обслуживают системы рефлекторного типа), сколько состоянием внутренней модели, эволюционирующей по своим внутренним алгоритмам. Эти алгоритмы складываются в мозге в результате индивидуального развития особи. Представление о такой, в заметной мере оторванной от сенсорных входов, подсистеме может оказаться плодотворным не только при исследованиях живого мозга, но и при разработке автономных роботов (такая работа велась в минувшем десятилетии).

5. Одним из направлений, для которого применение идей нейрокompьютинга может оказаться плодотворным – это изучение живой клетки. За последнее десятилетие развито представление о живой клетке как о химическом реакторе с массивно взаимосвязанным множеством бистабильных каталитических процессов. Аппаратом, описывающим основные свойства такой системы, может быть теория нейронных сетей. Этот подход позволяет рассматривать клетку как обучаемый объект, способный к распознаванию и обладающий набором стереотипных вариантов поведения. В ближайшем будущем можно ожидать появления новых идей при объяснении иммунитета, особенностей эмбрионального развития и регенерации, эволюционных процессов. Можно предположить и обратное влияние идей, накопленных биологией клетки, на нейрокompьютинг, например, появление не ретиноморфных, а цитоморфных архитектур сети.


Следует обратить внимание на разработку в минувшем десятилетии методик квантовых вычислений, при которых разряды регистра имеют не классические значения 0 и 1, а находятся в двухуровневом квантовом состоянии. Уже рассматриваются нейронные сети, элементами которых являются такие квантовые вентили. Можно предположить, что такие сети утратят излишнюю "механистичность", которая препятствует принятию нынешних компьютерных нейросетевых моделей в качестве базы для описания высших функций мозга. Правда трудно уловить механизм, которым квантовая когерентность могла бы сохраняться в живых системах, однако принципиальных ограничений здесь нет. Ситуация вполне сходна с той, которая существовала в физике металлов до появления квантовой БКШ-теории сверхпроводимости, связавшей коллективное квантовое явление спаривания электронов с диссипативной электропроводностью. Высокая температура живых объектов вряд ли может исключить квантовую когерентность – она всего вдвое выше наблюдаемых температур сверхпроводящего перехода.

6. Сравнение с другими методами решения математических задач распознавания и классификации на компьютерах общего назначения не дают заметных преимуществ нейросетевым подходам. Они проявляются лишь при наличии массивного распараллеливания вычислений, что предполагает определенную аппаратную реализацию, уводящую от универсальности. В этих условиях следует определить круг проблем, при решении которых проигрыш в универсализме и введение именно нейро-

сетевого оборудования будут оправданы принципиальными соображениями, которые в дальнейшем позволят сделать такие устройства практически целесообразными и более выгодными, чем другие. В силу самого принципа заложенного в устройства, использующие искусственные нейронные сети, они, по крайней мере, предположительно, действуют как части живых нервных систем. Поэтому можно предположить, что их место на стыке, где обычный человек взаимодействует со сложными информационными системами. Позволю привести некоторую аналогию. Если по каким-то причинам руки человека не могут выполнить свою функцию, то можно придумать механизм, который будет его кормить, например, как Чарли Чаплина в «Новых временах». Психологически же более приемлемо для инвалида использовать управляемый протез руки. Лучше пользоваться антропоморфным протезом ноги, хотя можно ездить и в инвалидной коляске. Когда же требуются иные скорости, допустимы любые принципы, например, реактивный. Можно предположить, что устройства, использующие принципы нейронных сетей, будут наиболее естественно адаптироваться к психологии конкретного пользователя больших баз данных и потоков информации.

Галина Ивановна Шульгина

Институт Высшей Нервной Деятельности, Москва, Россия

 *“...дальнейшее развитие нейрокомпьютинга имеет широкую перспективу не только в плане прикладного применения нейросетей, но и в плане построения общей модели строения и функций головного мозга.”*

Мне, как нейрофизиологу, видимо, следует сказать несколько слов по второму вопросу, относительно того, что нового получено в последние годы для понимания работы головного мозга. Тема эта очень широкая, поэтому я хочу остановиться на более узком вопросе, а именно: что нового можно получить, решая эту проблему посредством сочетания анализа результатов, полученных в реальном эксперименте, с результатами, полученными в эксперименте на модели нейросети. Работа в этом направлении была начата нами в лаборатории академика М. Н. Ливанова еще в 1968 г. Первые публикации появились, начиная с 1969 г. Как известно, основной тематикой этой лаборатории было исследование принципов системной организации структур головного мозга при обучении. М.Н. Ливанов предполагал, что в этом процессе решающую роль играет согласованность в работе взаимосвязанных популяций нервных клеток. При этом, исходно наиболее благоприятным условием для проведения возбуждения от рецепторов к эффекторам считалось наличие синхронности и синфазности колебаний биопотенциалов в структурах, реализующих ту или иную форму поведения [Ливанов. 1972]. Детальное исследование на модели нейросети роли ритмических колебаний возбудимости и реактивности взаимосвязанных групп нейроноподобных элементов показало, что это утверждение справедливо только при условии, если за время существования фазы повышенной возбудимости возбуждение успевает пройти весь путь от входа сети к выходу. В противном случае, оно распространяется по сети с наличием синхронных и синфазных колебаний возбудимости значительно медленнее, чем при отсутствии в ней ритмических колебаний активности, и при наличии достаточно большого числа синаптических переключений, может вообще не дойти до выхода, т. к. этому препятствует фаза пониженной возбудимости, одновременно возникающая во всех слоях нейросети. После проведения исследований с использованием нейросетей стало ясно, что для благоприятного проведения

возбуждения по структурам головного мозга, кроме неперменного условия когерентности ритмических колебаний их возбудимости и реактивности, необходимо еще оптимальное соотношение частот и фаз этой ритмики во взаимосвязанных популяциях нейронов (Крылов и соавт. 1974, Шульгина и соавт. 1988).

Работа с моделью нейросети позволила выявить и еще одну функцию ритмических колебаний активности, на этот раз при условии, что они генерализованно охватывают синфазно и синхронно структуры мозга, принимающие участие в фиксации новой информации. Было показано, что при этом в фазе повышенной активации возможно повышение эффективности контактов (по принципу Хебба), передающих возбуждение от самых разных источников, но при этом новая информация не выделяется из общего активированного фона. И только в период фазы сниженного общего уровня активации проявляется пространственно структурированная активация нервных элементов, воспринимающих и фиксирующих новую информацию (Шульгина, 1990).

Применение модели нейросети способствовало пониманию функциональной роли высокоамплитудных полиритмичных колебаний биопотенциалов, усиление которых наблюдается в состоянии дремоты, сна и, более локально, при выработке различных форм внутреннего торможения, т.е. торможения, вырабатывающегося при необходимости устранения реакций, не соответствующих изменившейся ситуации. Оказалось, что эти колебания, отражающие относительное усиление тормозных гиперполяризационных процессов, препятствуют передаче возбуждения по нервной сети (Фролов и Шульгина, 1977).

Устранение этих колебаний, т.е. ослабление тормозных гиперполяризационных процессов, определяет переход нервных структур к состоянию активной деятельности, к реализации процессов внимания, ориентировочного рефлекса, выработки новых активных форм поведения и ассоциаций (Шульгина, 1978). На основе нейрофизиологических данных о динамике взаимодействия возбуждательных и тормозных процессов при обучении на модели нейросети были исследованы условия выработки активных и тормозных форм поведения вследствие изменения эффективности возбуждательных и тормозных контактов между нейроноподобными элементами (Шульгина и соавт. 1983).

Посредством использования сложных нейросетей, состоящих из нескольких подсистем, мы смогли получить новые сведения о механизмах образования цепных условных рефлексов, о механизмах прямой и обратной маскировки последовательно действующих раздражителей и

т.д. На основе вышесказанного можно выразить уверенность, что дальнейшее развитие нейрокомпьютинга имеет широкую перспективу не только в плане прикладного применения нейросетей, но и в плане построения общей модели строения и функций головного мозга. Как в свое время выразился В.Ю. Крылов – специалист по математической психологии, построение моделей нейросетей также необходимо для понимания работы головного мозга, как изготовление чертежей для создания любого технического устройства. Ему же принадлежит другое высказывание, четко определяющее дальнейшие перспективы работы в этом направлении, а именно, высказывание о том, что модель, имитирующая работу головного мозга, должна иметь способность не только создавать в себе внутреннюю модель внешнего мира, но и обладать свойством интерпретировать ее и работать с ней как с объективную реальностью (Крылов, 1993). Не могу не привести здесь еще и высказывание И.П. Павлова в поддержку направления использования нейросетей для реализации модели работы головного мозга: *“...вся жизнь от простейших до сложнейших организмов, включая, конечно, и человека, есть длинный ряд все усложняющихся до высочайшей степени уравниваний внешней среды. Придет время – пусть отдаленное, – когда математический анализ, опираясь на естественнонаучный, охватит величественными формулами уравнений все эти уравнивания, включая в них, наконец, и самого себя.”* (Павлов, 1951).


В заключение хотелось бы выразить глубокую благодарность организаторам дискуссии о нейрокомпьютерах. Подобные обсуждения дают начало многим плодотворным начинаниям, как бы оформляют реализацию давно назревших решений и намерений. В частности, предыдущая дискуссия, проведенная в Пушкино В.И.Крюковым, подвигла нас на составление одного из первых отечественных сборников работ по нейрокомпьютингу: «Нейрокомпьютер как основа мыслящих ЭВМ» (1993), которая и в настоящее время, несмотря на появление значительно более полных руководств по этому вопросу (например, замечательный учебник А.А. Ежова и С.А. Шумского, 1998) пользуется спросом у студентов и научных сотрудников, начинающих свою деятельность в этой интереснейшей сфере научного творчества. Интерес к этому сборнику определяется тем, что в нем, наряду с работами об основах нейрокомпьютинга, представлены работы, обобщающие основные факты и теоретические представления о нейрофизиологическом обеспечении высших функций головного мозга.

ЛИТЕРАТУРА

1. Ежов А.А., Шумский С.А. Нейрокомпьютинг и его приложения в экономике и бизнесе. М. : МИФИ, 1998, 222 с.
2. Крылов В.Ю. Когнитивная психология, искусственный интеллект, нейрокомпьютеры: принципы организации систем. Нейрокомпьютер как основа мыслящих ЭВМ. М. : Наука, 1993, с. 146 - 150.
3. Крылов В.Ю., Острякова Т.В., Шульгина Г.И. О модели влияния ритмических колебаний потенциала на проведение возбуждения// Журн. высш. нервн. деят., 1974, т. 24, № 1, с. 124 - 131.
4. Павлов И.П. Естествознание и мозг. Полное собрание сочинений, т. 3, книга первая. М. -Л.: Изд-во АН СССР, 1951, с. 113 - 126.
5. Фролов А.А., Шульгина Г.И. Моделирование условий проведения возбуждения при различных режимах работы нервной сети. Функциональное значение электрических процессов головного мозга. М. : Наука, 1977, с. 190 - 197.
6. Шульгина Г. И. Биоэлектрическая активность головного мозга и условный рефлекс. М.: Наука, 1978, 231 с.
7. Шульгина Г. И. Исследование роли ритмической активности в процессах фиксации и воспроизведения информации на модели сети из нейроноподобных элементов// Докл. АН СССР, 1990, т. 312, № 5, с. 1275 - 1279.
8. Шульгина Г. И., Пономарев В. Н., Мурзина Г. Б., Фролов А. А. Модель обучения нейронной сети на основе изменения эффективности возбуждательных и тормозных синапсов// Журн. высш нервн. деят. 1983, т. 33, № 5, с. 926.
9. Шульгина Г. И., Пономарев В. Н., Резвова И. Р., Фролов А. А. Влияние фоновой активности сети из возбуждательных нейроно- подобных элементов на проведение по ней возбуждения// Журн. высш. нервн. деят. 1988, т. 38, №4, с. 715 - 724.

Сергей Александрович Терехов

*Российский Федеральный Ядерный Центр - Всероссийский
Научно-исследовательский институт Технической Физики,
г. Снежинск, Россия.*

 *“Нейрокомпьютерное мышление – это новый способ постановки задач, новый способ их решения – более быстрый, удобный, адаптивный, дешевый.”*

1. Поскольку моя профессиональная деятельность связана в основном с прикладными вопросами нейроинформатики, мне трудно выделить главные аспекты теоретических достижений. Если в 80-е годы общий интерес к теории нейронных сетей был инициирован физиками – специалистами в области систем большого числа взаимодействующих частиц, что вызвало лавину публикаций по статистическим моделям сетей Хопфилда, то в 90-х годах круг теоретиков расширился за счет математиков разных специальностей. Поэтому, на мой взгляд, основные результаты лежат на стыках нейроинформатики с математическими науками – теорией информации (энтропийный анализ сжимаемости и значимости данных), математической статистики (эквивалентность нечеткой логики ядерным статистическим моделям и радиальным базисным функциям, статистика временных рядов), теории аппроксимации (гибридные вейвлет-нейросети, аппроксимационные свойства нейросетей) и др. Стали известны общественности новые нейроархитектуры, например, сжимающая сеть Ойя (Oja) и каскадно-корреляционные сети Фальмана (Fahlman). Расширена концепция сетей адаптивного резонанса ART-3 и FuzzyART (Grossberg and Carpenter), хотя широкого прикладного распространения пока не получила. Современная нейроинформатика пришла в ВУЗы. За прошедшие 10 лет практически все ведущие технические университеты в том или ином виде включили курсы по нейронным сетям в свои программы. Это принципиально важный этап, внушающий большой оптимизм.

2. Мои познания в этой области весьма скудны.

3. В области аппаратных нейрокомпьютеров преобладают, в основном, две тенденции. *Первая*: Нейрокомпьютер – это, прежде всего, супер-

компьютер для суперзадач. Однако, разработанный относительно недавно нейрокомпьютер Synapse фирмы Siemens, показал, что круг его потребителей не слишком широк (это связано как с высокой стоимостью системы, так и с парадоксом: для львиной доли приложений очень редко требуется более ... 100 нейронов!). **Вторая:** Нейрокомпьютеры – это средство привнесения “кажущегося интеллекта” в мир “умных вещей” и “умных компьютеров”. Другими словами, нейрокомпьютеры – это мелкие чипы, “жучки”, использующиеся в каждом телевизоре, автомобиле и стиральной машине. Нейрокомпьютерное мышление – это новый способ постановки задач, новый способ их решения – более быстрый, удобный, адаптивный, дешевый.

Автор этих строк придерживается именно этой концепции: нейрокомпьютерные технологии будут столь же широко распространяться, как и электричество. При этом электростанции (т.е. супернейрокомпьютера) в каждый дом совсем не требуется! Основной рынок нейрокомпьютеров в ближайшее время – это специализированные платы для персональных ЭВМ (типа графических ускорительных плат) и заказные нейрочипы для приложений, не требующих или не допускающих ЭВМ общего назначения.

4. По-видимому, наметились две основные области приложений, где применение методов нейроинформатики дает ощутимую выгоду в сравнении с более традиционными методами.

Первая: обратные задачи. В традиционных методиках решение обратной задачи, обычно, несоразмерно сложнее, чем прямой. Для нейронных же сетей перестановка местами входов и выходов проходит практически безболезненно. Имеется достаточно хорошо проработанная теория нейросетевой регуляризации и специальные архитектуры (например, counterpropagation) для ее реализации.

Вторая: упорядочение и визуализация массивов многомерной информации на основе многочисленных методик сжатия информации и нейросетевых топологических карт Кохонена SOM (Kohonen).

Очень важно отметить тот факт, что при решении информационных задач нейросетевыми методами значительное место играет предобработка данных. Для этих целей применяются и нейросетевые, и обычные методы.

5. Прежде всего, проникновение нейротехнологий в Интернет. Ту же функцию, которую выполняют экологические службы и технологии в

процессе реального промышленного производства и услуг, требуется реализовать и в виртуальном информационном пространстве. Это может быть достигнуто за счет более совершенных и “интеллектуальных” средств поиска необходимой информации, а также за счет персональной адресации и фильтрации информационных потоков, повышая их полезность (и значительно уменьшая при этом объем!) для человека, а также улучшая общую “комфортабельность” информационного мира. Одним словом это можно назвать как “нейроассенизация” информационных свалок и магистралей.

6. Очень важно понимать, что нейронные сети сами по себе *не производят новой информации*, а лишь специфически перерабатывают ее, повышая *субъективную* полезность¹. Например, при решении задачи классификации огромного объема примеров на два класса, в результате работы системы получается один (один!) бит с номером класса. Но как велика его ценность для пользователя!

В этом смысле, нейротехнология не есть интеллект, а лишь более-менее удачная его имитация. С другой стороны, нейрокомпьютинг предоставляет удобные средства для привнесения в имеющийся объем данных дополнительной, плохо формализуемой априорной информации, которая почти всегда имеется у пользователя (в форме известного числа классов, известной цены за ошибки каждого рода, известной относительной ценности примеров и т.д.).

Я повторяюсь, но еще раз отмечу, что дело не в большом числе нейронов и не в точности моделирования отдельного биологического нейрона. Дело лишь в специфичности постановок задач и замене программирования обучением. Вряд ли нейросетевые модели смогут пролить свет на способы организации высших форм живой нервной деятельности, однако наверняка они смогут весьма полезно “обезьянничать”, подражая живым организмам.

Кроме рядом стоящих с нейросетями математических методов, одним из важных “стыков”, по-видимому, будет робототехника. Крайне важной является также возможность компенсации разного рода инвалидности (нейроуправление протезами на основе вживляемых чипов, задействование “свободных” модальностей нервной ткани под имитацию утраченных ощущений и др.)

¹ Высказанное утверждение вызвало дискуссию за пределами Круглого стола (*Прим. Ред.*)


Дискуссия за пределами дискуссии:

📁 **Ежов А.А.** А.Г.Хромов приводит пример с автоматическим выводом теорем геометрии из аксиом с помощью правил вывода. И вывод этот может быть реализован нейронной сетью. Но каждая новая теорема дает нам новую информацию². Возникает вопрос: “А с помощью чего вообще можно создать новую информацию?”

📁 **Терехов С.А.** То что я имел в виду – это классическое понимание информации в смысле минимальной длины ее описания по Колмогорову. Добавление к некоторому объему новой информации приводит к неминусемому увеличению минимальной длины описания этого объема. Получение результатов индуктивного вывода (на основе имеющейся базы данных примеров) об отнесении примера к классу – не есть увеличение объема информации по сравнению с ранее содержавшимся в этой базе данных (другими словами, для получения результата классификации на другом конце провода достаточно передать базу данных – или ее сжатый аналог в форме обученной нейросети – но сам результат классификации передавать дополнительно не надо – он уже содержится в переданном объеме). Если обученная нейросеть решила 100000 задач классификации, это совсем не означает, что она произвела 100000 бит и может произвести еще. Все эти биты уже содержатся в обучающем наборе. Другое дело (и это очень важный момент) – “ПОЛУЧИЛИ ли МЫ информацию ОТ нейросети (по каналу связи с ней – “канал” всегда подразумевается при обмене между двумя системами)?” – да получили (истинную ли, ложную ли, но снята неопределенность). Мы то информацию получили, но нейросеть не произвела ее в сей секунд специально для нас – она лишь выдала один из ЗАРАНЕЕ имевшихся у нее бит в УДОБНОЙ для нас форме, что и создало иллюзию производства информации. Недоразумения по этому поводу породили, было, отношение к нейросетям, как к бездонным оракулам, которые будут наводнять информацией мир, успевая делать это существенно быстрее человека и без него, – т.е. кардинально понижать энтропию – со всеми вытекающими отсюда последствиями в форме предельного порядка при абсолютном нуле. Эта тема бурно дискутировалась на протяжении истории информатики много раз (и в последний раз в 80-е годы после реинкарнации нейросетей)это


² То же самое утверждал Уоддингтон (см.М.Аптер.Кибернетика и развитие, М.,Мир,1970)

все хорошо изложено у Шеннона (математическая теория связи) и Бриллюэна (теория информации). В отношении автоматического вывода теорем – каждая новая теорема, выведенная за конечное число шагов на основе доподлинно известных правил вывода из четко очерченных аксиом дает нам лишь **НОВЫЙ** взгляд на эти аксиомы, но не дает никакой новой измеряемой информации (по Шеннону и Колмогорову). Этот новый взгляд для нас **СУБЪЕКТИВНО** полезнее, чем исходные аксиомы. Сами аксиомы и правила вывода, суть, и есть та минимальная длина описания для всех теорем-следствий. В этом смысле, компьютеру удобнее хранить аксиомы и правила вывода, а человеку удобнее потреблять готовые теоремы. Но число бит – то же самое!! (К нашему величайшему счастью). В качестве измеряемого числа бит в этом случае можно мыслить себе, например, длину компактного кода хранения аксиом и правил в цепочках для генетических алгоритмов.

 **Ежов А.А.** Мне кажется важным, чтобы тезис о том, что нейросети не производят новой информации, был осмыслен и нейрофизиологами и инженерами, в общем, всеми. Причем нейросети всякие - и естественные и искусственные. Но для этого надо объяснить, а какие системы производят новую информацию? (в любом смысле). Или же новая информация вообще не производится. Мозг ее производит, или нет? Приведу такой пример. Некая нейросеть (назовем ее “Пушкин”) встречает другую нейросеть (анонимную) и сообщает ей примерно следующее: *“Не волнуйтесь, Татьяна выйдет замуж за генерала”*. Возникает вопрос: какую информацию, переработала нейросеть “Пушкин”? Ситуация по поводу окончания романа была для читающей публики в высшей степени неопределенная. Татьяны Лариной в природе не существовало. Генерала, за коего она замуж вышла, тоже. Более того, нейросеть “Пушкин” могла и *передумать*, и в сердцах утопить Татьяну в какой-либо реке. Теперь все школьники знают, что случилось с Татьяной и обмениваются этой информацией. *Но что было ее источником?* Если не нейросеть “Пушкин”, то что?

Митя Перус

Национальный институт химии, Любляна, Словения

 существуют перспективные достижения в области исследований субнейронных и квантовых процессов, и здесь также черпается вдохновение для новых вычислительных стилей. “

2. Это десятилетие из множества моделей мозга выделило несколько вычислительных моделей и поместило их в фокус научных исследований (группа 1). В добавление к этим хорошо известным моделям были предложены и новые подходы (группа 2). Во-первых, я буду обсуждать искусственные модели, полезные для моделирования мозга (группа 1a), то есть те, для которых эффективность обработки информации была более важна для исследователей, нежели их биологическое правдоподобие: оно могло бы быть для них лишь достаточно приблизительным. Далее, я обращусь к биологически правдоподобным моделям (группа 1b), то есть к тем, авторы которых максимально опирались на экспериментальные нейробиологические свидетельства, часто даже во вред эффективности и практической полезности моделей.

Относящаяся к группе 1a Кохоненовская модель самоорганизующихся карт признаков (и ее модификации), по моему мнению, наиболее подходят для моделирования предсознательного восприятия и формирования карт в первичных зонах коры. Для моделирования ассоциативных зон коры (третичные зоны) более удобно использовать синергетическую модель Хакена, обобщения модели Хопфилда, или модель спинового стекла, и многополевые и/или статистические вычислительные модели. В группе 1b основанные на Прибрамовской голономной модели мозга¹ вычислительные модели представляются мне наиболее подходящими, особенно для моделирования зрения. Вычислительная модель поля Мак-Леннана является примером модели, включающей Габоровскую вейвлетную обработку следующую экспериментальным результатам Прибрама и многих других, теориям де Валуа и де Валуа, Догмана и других. Другим примером служит Голографическая Нейротехнология Сазерленда. В дополнение к Хеббовским амплитудно-корреляционным или конволюционным моделям она также включает информацию о фазах (о разности фаз). В общем случае, модели, в которых имеются фазовые связи в

сетях осцилляторных нейронов, являются более эффективными и более биологичными, нежели неосцилляторные модели.

В группе 2 помимо новых специфических “алгоритмов” обучения наиболее тесно и плодотворно взаимодействуют с исследованиям в области ранних механизмов зрения вейвлетные модели. Далее, существуют перспективные достижения в области исследований субнейронных и квантовых процессов, и здесь также черпается вдохновение для новых вычислительных стилей. Хотя существует множество моделей типа 1a и 1b, которые описывают очень специализированные разделы или аспекты обработки информации мозгом, и мы не можем вдаваться здесь в детали, они в большой степени несовместимы, хотя не могут дополнять друг друга или использоваться в виде модулей в интегрированной модели. Недавние вычислительные модели воспроизвели аттракторную динамику (включая хаотическую), свойственную мозгу и процессам мышления, и дали множество количественных знаний о емкости и фазовых диаграммах пространства состояний памяти. Вычислительные модели в значительной мере способствовали интуитивному пониманию системно-операционных аспектов восприятия, языка и знания, но не внесли большого вклада в понимание их сознательных (то есть качественных, феноменальных) аспектов. Недавние идеи, связанные с обработкой квантовой информации являются важным шагом в направлении понимания сознания, но сами по себе они также не достаточны.

5. Развитие будет идти в сторону разработки иерархических, модульных, клеточных, комбинированных, гибридных моделей нейронных сетей. Существует конвергенция в разработке с одной стороны моделей ассоциативных сетей и, с другой стороны, оптических, особенно голографических, моделей и аппаратных реализаций систем обработки информации. Мне кажется, что эволюционные и синергетические вычислительные схемы будут прогрессировать быстрее других. Особенно многообещающим направлением является квантовая обработка информации – квантовых компьютеров в смысле Дэвида Дойча, которые гипотетически могут быть реализованы в виде искусственных квантовых приборов, но и как квантовые ассоциативные сети, основанные на теории спиновых стекол и систем квантовых спинов. Квантовые ассоциативные сети используют матрицы плотности или матричные функции Грина в качестве матриц весов, они используют суперпозиции волновых функций, их эволюцию (распространение) и “коллапс” для обработки и распоз-

навания образов. Для реализации нейронной сети “алгоритмы” для естественных сред должны быть приоритетными.


б. Несомненно, кооперация с физикой и (био)химией, должна быть значительно большей, поскольку с целью реализации более быстрых, эффективных, дешевых, миниатюрных, гибких и адаптивных систем обработки информации, будет проводиться поиск “естественных” реализаций многих нейровычислительных моделей. Я верю, что некоторые модели ассоциативной памяти (типа модели Хопфилда, но использующие взаимодействующие осцилляторы) могут быть реализованы в квантовых системах. Такая квантово-физическая реализация ассоциативных нейросетевых алгоритмов (прежде всего обобщенного Хеббовского типа, конечно, учитывающего информацию о фазе) даст колоссальное увеличение емкости памяти, скорости, миниатюризации, а также эффективности – по крайней мере, в так называемых ассоциативных задачах, таких как распознавание образов (исключая символические вычисления). Квантовая реализация ассоциативных нейронных сетей (которая очень похожа на квантовую, или обычную оптическую голографию) могла бы быть фундаментальным достижением, поскольку смогла бы реализовать обработку информации на действительно базисном физическом уровне – и это бы проявило естественный характер обработки информации (даже части “внешних” естественных систем, а не вычисления в искусственном ”локальном” хардвэре). То есть квантовые компьютеры будут иметь в точности квантово-нейронный (то есть, квантово-классический) “локальный” (де)кодер, но сами по себе вычисления будут производиться полностью нелокальным квантовым способом (вне хардвэра). Многие, не обязательно квантовые реализации нейросетевых алгоритмов (особенно основанных на использовании правила Хебба), являются потенциально реализуемыми. Некоторые из них будут более “естественными”, другие – более искусственными (то есть связанными с новыми специальными приборами). Модель синергетического компьютера Хакена может быть при этом удобной путеводной звездой. Скоро будет заключен брак между естественными и информационными науками.

¹⁾ Обзор этой и других, упомянутых далее моделей, дан в работе: J.Prideaux “*Comparison between Karl Pribram’s “Holographic Brain Theory” and more conventional model of neural computation*”
<http://www.acsa2000.net/bcngroup/jponkp/>

См. также: R.L. De Valois, K.K. De Valois. *Spatial Vision*, N.Y., Oxford University Press, 1988 и *Rethinking Neural Networks: Quantum Fields and Biological Data*. K. Pribram ed., Lawrence Erlbaum, Associates, Hillsdale, 1993 (Прим. Ред.)

Дэн Вентура

Университет в Бригхэме, США

 “Область квантовых вычислений естественно предлагает себя для решения проблем нейронных вычислений в связи со своими возможностями для массивных вычислений посредством так называемого “квантового параллелизма””

1. Это конечно трудный вопрос и здесь многое, что можно обсудить, включая открытие новых методов обучения и архитектур, идентификацию разных нервных патологий, и попытки понять (довести до числа) холистическую природу нейронных сетей, используя такие подходы, как теория среднего поля. Эта последняя попытка является особенно трудной и, как я полагаю, очень интересной проблемой. Однако, я скорее всего сказал бы, что наиболее важные и самые последние достижения были сделаны в области временной динамики. Разработка аттракторных нейронных сетей для распознавания и/или воспроизведения временных последовательностей исключительно обогатили данную область, позволив использовать нейронные технологии в многочисленных насущных приложениях. Совершенно очевидно, что наиболее трудные когнитивные проблемы являются по своей природе как временными, так и динамическими, и поэтому, продолжающееся расширение нашего понимания этих аспектов теории нейронных сетей критично для разработки более мощных моделей и систем.

2. У меня нет каких-либо комментариев по поводу функции мозга, так что я оставляю этот вопрос тем, кто более квалифицирован для того, чтобы обсуждать его.

3. Аппаратная реализация также не является моей областью и поэтому я вновь уступаю эту тему другим.

4. В связи с моими комментариями относительно важных достижений в теории нейронных сетей, я скажу, что некоторые из наиболее впечатляющих практических приложений достигнуты в областях, требующих динамической и/или временной сетевой обработки. Например, аттракторные сети могут быть использованы для того, чтобы исключи-

тельно точные модели обонятельной системы и поэтому дать нам искусственный нос способный детектировать/ идентифицировать химические вещества. Много исключительно сложных задач управления, требующих идентификации и выработки реакции для систем в реальном времени, были разработаны с использованием подобных нейросетевых технологий. Они включают управление производством, летательные системы, и двух и четырехпедальные амбулаторные модели.

Однако на меня даже большее впечатление произвело сегодняшнее абсолютное распространение нейронных технологий. Теория разработана теперь до такой степени, что она может быть применена в той или иной форме к очень широкому множеству проблем обучения/адаптации. Нейросетевая технология была успешно применена к таким несоизмеримым областям, как медицинская диагностика, страхование займов и распознавание речи. С практической точки зрения этот исключительно широкий диапазон приложений для меня является наиболее впечатляющим достижением нейронных технологий.

5. Существует несколько общих тем, которые мне действительно хотелось бы видеть в центре обсуждения. Конечно, некоторая работа уже была проведена в каждой из них, но мы все еще далеки от удовлетворительных результатов в любых из этих областей.

Во-первых, это количественная теория генерализации. Даже стандартное определение явилось бы хорошим первым шагом. Но значительно интересней была бы теория обобщения, которая позволила бы нам для данной нейросетевой технологии говорить в каких случаях она будет способна к обобщению, какой тип обобщения она будет демонстрировать и поэтому, возможно, к каким типам проблем эти технологии могут быть эффективно приложимы.

Вторая проблема связана с разработкой теории определения трудности задачи, или количественной оценки регулярности (образности) задачи. Возможно, иным способом взглянуть на эту проблему является разработка таксономии или иерархии задач, использующей некоторую метрику. Эта теория могла бы позволить нам лучше сравнивать различные нейронные технологии, количественно сравнивать их различия, подобию, достоинства, слабости и т.д.


Наконец, в некоторой степени связанное с предыдущим, третье направление состоит в разработке теории количественной оценки (искусственного) интеллекта. Должна ли эта теория быть дихотомичной, в которой интеллект либо существует, либо нет? Должна ли мера интел-

лекта быть дискретной? Непрерывной? Вновь, это позволило бы нам лучше описывать наши нейронные сети и их возможности, а в дальнейшем это могло бы позволить нам поставить количественные (и поэтому измеримые) цели такого типа, как: “до какой степени компетенции мы хотели бы довести разработку данной системы?”

б. И вновь здесь есть много интригующих возможностей, особенно при рассмотрении междисциплинарной деятельности. Я здесь отмечу две. Первая – сопряжение биологических и искусственных нейронных структур. Ответвления и потенциальная полезность этой попытки увертки мышления не является преднамеренной игрой слов. Междисциплинарная область, которая меня, однако, больше всего интересует, это комбинация квантовых вычислений и искусственных нейронных сетей – другими словами, разработка квантовых нейронных вычислительных структур/алгоритмов/теории и пр. Эта гибридная область находится все еще в младенчестве, в которой работает лишь горстка исследователей. Область квантовых вычислений естественно предлагает себя для решения проблем нейронных вычислений в связи со своими возможностями для массивных вычислений посредством так называемого “квантового паралелизма”. Далее, как квантовые, так и нейронные системы являются по природе своей недетерминистическими и неточными, предполагая, что именно их эклектическая комбинация обладает многими потенциальными достоинствами.

Юрген Шурманн

Исследовательский центр фирмы Даймлер-Бенц в Ульме,
Технический Университет Дармштадта, Германия

 “Фундаментальное различие между традиционными и нейровычислениями заключается в цифровой природе первых и аналоговой природе вторых”

1. Для меня несколько затруднительно определить, в чем собственно заключаются достижения теории нейронных сетей. Легче ответить на вопрос: “В чем заключалось воздействие “нейронного мышления”?”. Нейросетевой подход придал беспрецедентный импульс таким традиционным областям, как распознавание образов и ряду других разделов прикладной статистики, и завоевал их. Достаточно странным является то, что это произошло не вследствие влияния новой теории, но скорее из-за мнения, что найден совершенно новый способ решения старых и до сей поры не лучшим образом решенных задач. Основная идея заключалась в том, что то сходство с путем, каким природа, как представляется, решает подобные сложные задачи, и массивный параллелизм гарантировали бы успех. Одной из важных составляющих нового подхода была математическая оптимизация. Это в действительности старая концепция, но она была смело применена к большим структурам с сильной нелинейностью, описываемым огромным числом свободных параметров. Теперь хорошо понято, что нейронные сети не стоят в стороне от математики, наоборот, они значительно обогащают арсенал математических методов и приходит все большее понимание взаимосвязи нейронных подходов, оптимизации и статистики.

2. Я не могу ответить на этот вопрос.

3. Идея нейрокомпьютера является разновидностью *fata morgana*. Вначале полагали, что с его созданием станет возможным то, что невозможно сделать на традиционных (фон-Неймановских) компьютерах. Оказалось, однако, что традиционный цифровой компьютер является адекватным инструментом, на котором можно реализовать любую до настоящего времени изобретенную нейронную сеть. Фундаментальное различие между традиционными и нейровычислениями заключается в цифро-

вой природе первых и аналоговой природе вторых. Признано, что аналоговые вычисления имеют фундаментально параллельный характер и это является хорошей предпосылкой достижения более высокой скорости обработки информации. Но какие вычисления – цифровые или аналоговые – предпочтительны, зависит от множества разных факторов.

4. Нейросетевой подход тесно связан с другими дисциплинами, так что те или иные приложения часто могут быть свободно названы нейронными или нет в зависимости от точки зрения. Если кто-то работает с временными рядами и определяет скользящее окно наблюдения (из которого выбираются данные для вычислений), то является ли это нейронным подходом (нейронная сеть с временными задержками), или же используется в точности традиционный подход, с помощью которого связист и решает подобные задачи?

5,6. Границы между нейронными и традиционными подходами потеряют свое значение. Обычные компьютеры (включая многопроцессорные системы), цифровые процессоры обработки сигналов и аналогичные системы будут и далее использоваться для реализации нейронных вычислений.

Ирина Игоревна Сурина

*Государственный Научный Центр “Курчатовский Институт”,
Москва*

“мне кажется неправильным проведение только принципа точного моделирования с использованием только обоснованных нейрофизиологически моделей. Наряду с этим имеет смысл формулирование отдельных задач, которые решает мозг, и поиск решений, не привязанных к нейрофизиологическим ограничениям”

1. Нейронные сети – это язык. Под свою приветливую сень они приняли многие разнородные направления исследований. К предлагаемым постановкам задач и решениям они не были требовательны. Легкое и увлекательное скольжение по поверхности в нейронных сетях, возможно, часто приводит к интересным направлениям и будит мысль. Но яркие и глубокие подходы и решения тоже возможны и они наблюдаются. Почти постоянная неудовлетворенность, которую вызывали недостаточные четкость и уровень строгости, принятые в нейронных сетях, компенсировались вспышками новых идей и путешествиями в новые для меня области знаний.

Не осознавая поначалу специфики нейронных сетей, я ждала появления нейросетевой техники, универсальных теоретических методов, но этого не должно было произойти и, естественно, не произошло. Идет другой процесс: каждое направление, принимающее для себя нейросетевой язык, в рамках своей техники старается обеспечить возможный теоретический уровень. Это ясно было видно на конференции ICANN'99.

Несмотря на свою приветливость, нейронные сети оказываются неприемлемым языком для такой, казалось бы, близкой области как искусственный интеллект. Прорастание последнего в нейросети идет, но никогда не приведет к слиянию. Причина этого, видимо, в том, что имеется ограничение на нейросетевые объекты. Нейронная сеть пока мыслится, как объединенные в некоторую архитектуру дискретные элементы, специфика которых и связи между которыми определяют динамику в сети.

Из того, что кажется мне самым интересным за последние 10 лет, я назвала бы том трудов конференции "Advances in Neural Information Processing Systems", eds. P.Lippmann, J.E.Moody, D.S.Touretzky, Morg.

Kaufm. Publ., 1991. В нем собрана настоящая россыпь NN идей, которые сейчас продолжают развиваться, и работы Анатолия Ивановича Самарина по конструированию роботов с активным зрением и осязанием

С грустью хочу упомянуть о двух несбывшихся (по внешним причинам) достижениях: не родился "внимательный компьютер " и не сделано воплощения нейронных сетей на основе фотонного эха.

2. D.H.Hubel & T.N.Wiesel в шестидесятые годы и R.Eckhorn, W.Zinger & C.M.Gray в девяностые выполнили блестящие исследования зрительной системы, которые активно продолжают. Я познакомилась с работами группы T.Gaisel (Max Plank Inst., Germany), в частности, U.Ernst, выполненными в этом направлении. Их подход состоит в последовательном продвижении "вглубь" зрительной системы – от сетчатки к зрительной коре. При этом строгое ограничение на предлагаемые модели состоит в их обоснованности с точки зрения нейрофизиологии. Это направление принесло и продолжает приносить все более глубокое понимание работы мозга.

Хотелось бы отметить, что мне кажется неправильным проведение только принципа точного моделирования с использованием только обоснованных нейрофизиологически моделей. Наряду с этим имеет смысл формулирование отдельных задач, которые решает мозг, и поиск решений, не привязанных к нейрофизиологическим ограничениям. Этот математизированный подход был характерен для нашей науки и приводил к прояснению принципиальных проблем. Мне кажется, стоило бы обсудить этот методологический вопрос в нашем нейросетевом сообществе и в том случае, если ведущие специалисты признают разумность второго подхода, попробовать выработать список нерешенных проблем, которые успешно решает наш мозг при обработке информации.

4. Среди множества успешных практических применений нейронных сетей я выделила бы работы G.Dreyfus по моделированию нелинейных процессов и управлению ими (управление ректификационными колоннами, автоматическое управление автомобилем и т.д.).

5. Я думаю, следует ожидать существенного прояснения принципов работы мозга. Этому может помешать только пагубная система организации и финансирования науки.


6. Границы нейрокомпьютинга определяются, мне кажется, тем, какие элементы мы согласны считать "нейронами" и какие связи между

ними готовы разрешить. Занимаясь осцилляторными моделями ассоциативной памяти и применением осцилляторных моделей к моделированию процессов синхронизации в первичной зрительной коре, мы пришли к комплекснозначным нейронам с комплекснозначными связями. Похоже, что и осцилляторные поля имеет смысл рассматривать, то есть отказаться от дискретности нейронных сетей. Что ж, как говорят французы, *qui vivra verra*¹.

¹)”поживем - увидим” (*фр.*)

Анатолий Иванович Самарин

*НИИ нейрокибернетики им. А.Б. Когана Ростовского
госуниверситета, Россия*

 *“одним из преимуществ нейросетевых технологий может
являться способность синтезировать универсальные информа-
ционные конструкции”*

ПЕРСПЕКТИВЫ НЕЙРОКОМПЬЮТЕРНЫХ РЕШЕНИЙ РАЗЛИЧНЫХ КЛАССОВ ЗАДАЧ

Тема нашей дискуссии о нейрокомпьютерах, образно говоря – что было, что будет и на чем сердце успокоится.

Один из вопросов, который постоянно возникал на наших заседаниях: а можно ли делать то, что сейчас делается с помощью нейросетевых технологий, используя другие методы? На этот вопрос Александр Николаевич Горбань неизменно отвечал: "да, можно". Эта проблема и нас занимала много лет назад и, пожалуй, наиболее удачный ответ сформулировал наш ростовский нейрокибернетик Б.А. Финкельштейн. Он сказал, мозг – это универсальный синтезатор информационных конструкций, но любая из созданных им конструкций, взятая отдельно, может быть реализована и быстрее, и точнее, и дешевле с помощью других методов. Таким образом, одним из преимуществ нейросетевых технологий может являться способность синтезировать универсальные информационные конструкции.

В каких же сферах информационной деятельности требуется такая способность к универсальности?

Я нашел одну из старых работ, опубликованную в начале семидесятых годов в материалах аналогичной дискуссии, но только по итогам десятилетних исследований в области искусственного интеллекта. Это статья Л.Шиклоши "Об эволюции систем искусственного интеллекта".

В те годы пика бионической волны исследований было очень модно приводить сравнительные таблицы под условным названием "Мозг и машина". Но таблица, приведенная в этой статье интересна хотя бы тем, что почти через тридцать лет я о ней вспомнил. А таблица такая. Что

может человек в области интеллектуальной деятельности с момента рождения и далее по годам, и что может машина. Машинный возраст условно определялся по году написания первой программы.

В год-два, человек уже адекватно воспринимает внешний мир, обладает объектным зрением, может из многообразия внешнего мира выделить что-то для себя интересное (внимание). В три года человек может совершать тонкие координированные движения, в пять – достаточно полно овладевает речью и далее через интеллектуальные игры, специальные знания к высотам абстрактной логики в двадцать-двадцать пять лет.

Первая же интеллектуальная программа была программа "Логик-теоретик" (Ньюэл, Шоу и Саймон), а далее другие программы, но порядок их появления полностью идет в противоположном направлении по сравнению с развитием интеллектуальных способностей человека. И главная проблема, как отмечает Л. Шиклоши, – восприятие внешнего мира, внимание и координированное управление многозвенными исполнительными органами.

Десять лет назад в дискуссии о нейрокомпьютерах Виталий Иванович Крюков отмечает, что главная проблема – зрение, внимание и координированное управление поведением не имеют удовлетворительного решения и в рамках развиваемых нейросетевых парадигм.

Сегодня приходится констатировать, что ситуация не изменилась. Мы подтверждаем адекватность этих задач нейросетевым реализациям, так как мозг человека их успешно решает, но пока не можем предложить эффективного решения.

В чем же заключается основная проблема, и что произошло за эти годы?

Сети Хопфилда и их модификации заняли свое место в нейроинформационных технологиях, и число работ в этом направлении сократилось. Сейчас, в общем-то, известно, что могут дать сети Хопфилда и какие классы задач можно решать с их помощью. При решении задач распознавания образов на таких сетях можно говорить о нейросетевой реализации алгоритмов распознавания по методу потенциальных функций. Эффективным может быть решение задач типа задачи коммивояжера и задачи ассоциативного поиска.

Наибольшее же число работ как теоретического, так и, что важно, прикладного плана связано с многослойными нейронными сетями, которые я, с вашего позволения, назову нейросетевыми адаптивными интерполяторами (аппроксиматорами, экстраполяторами). Главное не в том, как

назвать, а в том, что существует класс задач, когда есть некоторая совокупность поставленных в соответствие друг другу значений входов и выходов (обучающая выборка) и эту совокупность можно рассматривать как точки, через которые должна проходить функция интерполяции. Получается, что для обучающей выборки всегда известно какое значение выхода должно быть при данных входных воздействиях. Если оно, значение выхода, не соответствует желаемому, то получаемые несоответствия могут рассматриваться как значения производных критерия правильности функционирования сети по ее выходным переменным. То есть, мы рассматриваем класс задач, которые имеют частные производные критерия по выходу. Другие задачи не рассматриваются. А дальше, я ссылаюсь на А.Н. Горбана, идет корректная процедура вычисления производной от сложной функции. В нейронной сети это вычисления от выхода к входу, т.е. метод обратного распространения ошибки или его модификации с привлечением дополнительных критериев. Указанные задачи поиска функциональных преобразований в нейронной сети с обучающей выборкой решаются достаточно успешно.

Но в науке, связанной с поведением, при попытке формальной постановки существует широчайший класс задач, который не сводится к описанному выше. Это задачи, в которых критерий поведения системы задается на одних переменных, а функция "вход-выход" ищется на других переменных. Например, элементарная для нас задача: пройти по этой комнате, пользуясь зрением, и не столкнуться с предметами. Здесь поведение осуществляется на переменных "от глаза к ногам", а критерий задается на тактильных переменных. Другая задача, не представляющая для нас интеллектуальной сложности: взять красный куб. И здесь цель или критерий правильности функционирования задается на переменных цвета и формы, а реализация цели на переменных, связанных с мышечными усилиями и суставными углами руки. Или же: держать объект с заданной силой – цель задается на входных переменных, а входные переменные зависят опосредованно через манипулятор и среду от выходных, причем преобразование в цепи "манипулятор-среда-объект среды", как правило, не известно.

Получается, что существует класс задач, решение которых в природе найдено, но с математической точки зрения они поставлены не корректно.

Здесь мы не можем использовать стандартные варианты вычисления градиентов, необходимо вводить поисковые шаги и вычислять псевдоградиенты, то есть переходить к многопараметрическим задачам оптими-

зации с числом оптимизируемых параметров (веса связей) – десятки тысяч. Такие задачи, во-первых, практически не решаются, а, во-вторых, процедура оптимизации (обучения) выходит далеко за пределы реального времени.


Как раз задачи координированного управления поведением и активного восприятия внешней среды относятся к этому классу задач. Очень хочется надеяться, что в следующем десятилетии эти задачи займут ведущее место в работах по нейроинформатике. Пока у нас в России этим лишь занимаются у нас в НИИ нейрокибернетике – модели активного зрения, и в Институте высшей нервной деятельности у Александра Алексеевича Фролова – управление многозвенником по зрительному целеуказанию. Такое мизерное внимание к основным, на наш взгляд, задачам нейроинформатики чревато тем, что и в этой области знаний наша отечественная наука может оказаться на обочине столбовой дороги.

Если вновь вернуться к проблемам нынешнего десятилетия, то ситуация с нейрокомпьютерами мне напоминает ситуацию 70-х годов с цифровыми интегрирующими машинами, когда для решения определенного класса задач, описываемых в частных производных (краевые задачи, задачи теплопроводности и т.д.), благодаря стараниям профессора А.В. Каляева из Таганрога были созданы специализированные машины, успешно их решающие. Так вот, благодаря подвижнической и научной деятельности А.Н. Горбаня, С.А. Терехова и других, за это десятилетие на практике определен класс задач получения явных и неявных знаний из базы данных, задач классификации, задач финансового прогнозирования и многих других, для которых должны быть созданы и создаются специализированные нейрокомпьютеры. Научная база для этого сейчас более чем достаточная.

Но нужно помнить, что акцентированные мною задачи на таких нейрокомпьютерах не решаются. Все еще впереди.

Юрий Владимирович Тюменцев

Московский Авиационный Институт, Россия

 *“Пока что нейроинформатика не может похвастаться впечатляющими результатами решения крупных и сложных научно-технических, инженерных, экономических и других проблем”*

1. Первая половина 80-х гг. была отмечена такими яркими, можно даже сказать – эффектными результатами, как сети Хопфилда и метод обратного распространения ошибки для обучения многослойных сетей. Эти достижения в значительной степени позволили вывести из тупика нейросетевые исследования и реанимировали интерес научного сообщества к данной тематике.

Достижений такой значимости, на мой взгляд, прошедшее десятилетие не принесло, хотя и был получен целый ряд интересных результатов более частного характера, расширяющих и углубляющих “сферу влияния” нейроинформатики. Например, в области нейросетей (НС) прямого распространения, доминирующих в разнообразных приложениях, у многослойных персептронов наконец-то появился и окреп серьезный конкурент – RBF-сети и различные их обобщения (хотя на самом деле новизна данного класса сетей весьма относительна – “переоткрыли” предложенный еще в 60-х гг. М.А. Айзерманом, Э.М. Браверманом и Л.И. Розоноэром метод потенциальных функций [1]). Одно из интересных обобщений RBF-сетей, значительно повышающих их аппроксимационные возможности, было получено с привлечением метода регуляризации [2], предложенного А.Н. Тихоновым, этот результат был распространен впоследствии и на рекуррентные НС [3].

Принципиально важным для грядущих “взаимоотношений” нейроинформатики с другими информационными технологиями является результат, демонстрирующий функциональную эквивалентность между RBF-сетями и системами размытого (нечеткого) вывода [4].

2. Не берусь рассуждать на нейробиологические темы и, тем более, давать какие-либо оценки работам в этой области.

3. Если под нейрокомпьютером (НК) понимать аппаратный или программно-аппаратный комплекс, то с сожалением приходится констатировать, что продвижение на этом направлении невелико. Подавляющее большинство реализаций НК – это цифровые системы, реализованные на уровне СБИС, платы или набора плат. При ближайшем рассмотрении оказывается, что все они представляют собой обычные, вполне традиционные процессоры (универсальные или специализированные, например, сигнальные), в большей или меньшей степени учитывающие специфику НС (например, за счет аппаратной реализации операции адаптивного суммирования, действительно важной для реализации сетей, хотя и не являющейся некоей “исключительной собственностью” данной области). Однако реализация на такой основе аппаратных структур, действительно отвечающих природе НС, представляется весьма проблематичной. Едва ли удастся обеспечить при такой реализации “истинный” параллелизм, когда каждый нейрон “выбирает” момент срабатывания только в соответствии с логикой работы НС той или иной архитектуры (например, послойно – в слоистых сетях), а не тогда, когда освободится соответствующий аппаратный ресурс. Основываясь на достижениях микроэлектроники, можно, конечно, без особых проблем реализовать систему с большим числом элементов-нейронов (порядка тысяч и десятков тысяч), но как организовать взаимосвязи между ними, отвечающие архитектуре НС? Эта проблема относительно просто может быть решена, пожалуй, только для клеточных НС. Однако, хотя такие сети и представляют собой важный и интересный класс НС, но в смысле топологии связей – это наиболее простой класс, для слоистых, а тем более – для полносвязных сетей так просто проблему межнейронных связей уже не решить.

Оптические и оптоэлектронные реализации НС, используемые в “цифровом духе”, едва ли смогут в корне изменить ситуацию.

Прорыв в данной области обеспечат, скорее всего, только принципиально новые подходы, один из которых – квантовые вычисления, хотя вопросов здесь пока что значительно больше, чем ответов.

4. В последнее десятилетие наблюдается беспрецедентный рост интереса специалистов-прикладников к возможностям искусственных нейронных сетей. При этом едва ли не большая часть попыток использовать НС относится к области авиационной и ракетно-космической техники. Если еще в конце 80-х гг. попытки применения НС к решению тех или иных проблем в этой области были эпизодическими, то сейчас

ситуация коренным образом изменилась. Не проходит ни одной сколько-нибудь значительной отраслевой или межотраслевой конференции – в общей сложности до нескольких десятков в год, проводимых такими профессиональными обществами, как AIAA (American Institute of Aeronautics and Astronautics), AHS (American Helicopter Society), SAE (Society of Automotive Engineers), IEEE (Institute of Electronic and Electrical Engineers), AAS (American Astronautical Society) и другими, где не были бы представлены работы по применениям НС; частое явление – целые секции по этим направлениям. Большинство журналов, так или иначе связанных с проблематикой аэрокосмической техники, регулярно публикуют работы “нейросетевой” направленности.

Анализ этих публикаций позволяет сделать следующие выводы. Решены сотни задач, связанных практически со всеми областями, относящимися к созданию и эксплуатации летательных аппаратов (ЛА) различных классов. Однако, практически все эти задачи имеют модельный характер, т.е. их решение преследует цель проверить работоспособность того или иного подхода, метода, алгоритма, продемонстрировать потенциальную способность данного подхода решать задачи того или иного класса. То же самое относится и к применению нейроинформатики в других областях техники, экономики и т.п. Пока что нейроинформатика не может похвастаться впечатляющими нас результатами решения крупных и сложных научно-технических, инженерных, экономических и других проблем.

Типичный пример проблем такого рода – это автономные ЛА (ЛА-роботы), как атмосферные ЛА-роботы (самолеты-роботы и вертолеты-роботы), так и автономные космические аппараты (КА). Сложность проблемы автономного ЛА состоит в том, что в формировании реакций на воздействия внешней среды он может рассчитывать только на себя. Подсказать ему, как надо действовать в той или иной ситуации практически невозможно или из-за неблагоприятной обстановки (атмосферные ЛА), или из-за чрезвычайной удаленности от центра управления (космические аппараты). Особенно сложна проблема для посадочных КА, предназначенных для перемещения по поверхности небесных тел. Практически невозможно предвидеть все ситуации, в которых окажется КА. Все задачи, которые ему придется решать в малознакомой, плохо предсказуемой среде в борьбе за выживание и достижение поставленных перед ним целей. А это значит, что выживаемость и эффективность такого аппарата будет напрямую зависеть от того, сможет ли он адекватно отвечать на вызовы среды, не надеясь на помощь извне.

Одна из основных причин, по которым нейроинформатика никак не перерастет “модельный” уровень и не перейдет к решению задач *реального* характера для *реальных* процессов и систем – это отсутствие инструментальной инфраструктуры (совокупности из аппаратных средств, включая специализированные, языковых средств различного уровня, соответствующего программно-информационного обеспечения, технологии применения всего этого при решении прикладных задач), адекватной упоминавшимся выше *реальным* задачам и *массовому* характеру их решения.

5, 6. Как в самой нейроинформатике, так и во взаимоотношениях ее с другими областями науки и техники имеется целый ряд проблем, ожидающих решения. Перечисление их заняло бы слишком много места; представление о структуре данного комплекса задач дает, например, перечень приоритетных областей исследований по направлению “Нейроинформатика”, подготовленный в Министерстве науки и технологий России. Хотелось бы остановиться лишь на двух моментах, которые представляются ключевыми для последующего развития как нейроинформатики, так и всей совокупности перспективных информационных технологий.

Первый из них связан с тем, что пока в нейроинформатике мы можем более или менее удовлетворительно решить (хотя бы и на модельном уровне) ту или иную частную задачу. Однако сеть, обученная решению этой частной задачи, абсолютно беспомощна перед другой частной задачей. Сам собой напрашивается поиск таких нейроархитектур, которые обладали бы “*метасвойствами*”, т.е. адаптивностью к виду задач, предъявляемых сети для решения. Это означает, что НС с такого рода метасвойствами, умеющая уже решать какую-либо задачу (или задачи), должна и уметь обучиться решению новой задачи, если в этом возникнет необходимость, причем не снижая, по-возможности, качества решения ранее освоенных задач. Такого сорта системы чрезвычайно важны для ряда приложений, например, для упоминавшейся выше задачи управления функционированием космических аппаратов.

Выработка подходов к решению задачи надления НС метасвойствами – это один из вызовов теории НС на ближайшие годы.

Вообще говоря, “крупным и сложным” задачам типа упомянутой выше задачи об автономном ЛА, скорее всего, будет адекватно не использование какой-либо изолированной информационной технологии (ИТ), а междисциплинарный подход, основанный на тесном взаимо-

действии (или слиянии?) различных информационных технологий. И с этими обстоятельствами связан второй момент, который обусловлен тем, что нейроинформатика сейчас “играет на одном поле” с целым рядом других информационных технологий (ИТ), среди которых и традиционные ИТ (императивная ИТ, объектно-ориентированная ИТ и т.п.), и так называемые “интеллектуальные” ИТ (ИТ, основанная на концепции знаний, ИТ на базе нечеткой логики, ИТ на основе имитации процессов биологической эволюции и т.п.). Все перечисленные технологии, а также ряд смежных областей (нейрофизиология, синергетика, ряд разделов математики) в значительной степени пересекаются по идеям, методам и средствам, зачастую совпадая по ряду позиций с точностью до терминологии. Возникает естественный вопрос: – чем вызваны многочисленные совпадения и параллели в нейроинформатике и других ИТ, что это – случайность или же свидетельство глубинных взаимосвязей между ними? Уже имеющиеся результаты, в частности “связки” нейроинформатики с различными другими технологиями позволяют утверждать, что ближе к истине второй вариант ответа, т.е. практически между всеми имеющимися ИТ существуют глубокие взаимосвязи и можно говорить о неких “общих корнях” этих ИТ. Есть все основания предполагать, что генеральное направление развития для совокупности перспективных ИТ, включая и нейроинформатику, будет состоять в их конвергенции с последующим слиянием.

Кроме того, имеется ряд областей, с которыми нейроинформатика будет активно взаимодействовать, не сливаясь с ними. К числу важнейших из них относится, во-первых, нейрофизиология, и, во-вторых, синергетика. Интерес к взаимодействию нейроинформатики с нейрофизиологией вполне традиционен и не требует дополнительных пояснений. Что касается синергетики, то в прошедшее десятилетие в ее рамках сформировалось и развивается направление, связанное с самоорганизующимися НС (см., например, книгу А.Ю.Лоскутова и А.С.Михайлова [5]). Не исключено, что именно в этом классе можно будет найти решения многих проблем нейроинформатики, в частности, проблемы синтеза сетей с метасвойствами.

Итак, один из важнейших, на мой взгляд, вопросов, касающихся “сообщества” ИТ, возможно даже – центральный вопрос следующего десятилетия в области информационных технологий, звучит так: “Нейроинформатика и другие информационные технологии – соперничество, сотрудничество или слияние?”. Но это вопрос, вследствие его обширности, многообразности и важности надо рассматривать особо, он

того вполне заслуживает. И не исключено, что именно этот вопрос и станет предметом обсуждения следующего Круглого стола, планируемого в рамках конференции “Нейроинформатика-2000”.

Литература

1. Айзерман М.А., Браверман Э.М., Розоноэр Л.И. Метод потенциальных функций в теории обучения машин. – М.: Наука, 1970.
2. Girosi F., Jones M., Poggio T. Regularization theory and neural networks architectures // *Neural Computation*. – 1995. – v.7, №2. – pp.219-269.
3. Wu L., Moody J. A smooth regularizer for feedforward and recurrent neural networks // *Neural Computation*. – 1996. – v.8, №3. – pp.461-489.
4. Jang J.-S.R., Sun C.-T. Functional equivalence between radial basis function networks and fuzzy inference systems // *IEEE Trans. on Neural Networks*. – 1993. – v.4, №1. – pp.156-159.
5. Лоскутов А.Ю., Михайлов А.С. Введение в синергетику. – М.: Наука, 1990.

Александр Николаевич Горбань

Институт вычислительного моделирования, Красноярск, Россия

 “ ... поход нейрокомпьютинга в “люди” – главный результат десятилетия”

За десять лет в нейрокомпьютинге, в теории нейронных сетей, в каком-то смысле ничего не произошло. Произошло нечто другое. Те идеи, которые десять лет назад были смутными намеками, вышли на рынок и начали соревноваться в оказании услуг с классическими методами непараметрической статистики, теории управления и т.д., и в чем-то, что самое приятное, начали выигрывать. Вот это – главное событие десятилетия.


Мышление – это крайне тяжелое занятие и оно так быстро не случается. Редко у кого, редко когда, и я подозреваю, что Хопфилд ничего нового не сделал, поскольку все формулы, которые были у Хопфилда, были и до него: он лишь привлек наше внимание к ним.

Акт мышления, зафиксированный в работе Хопфилда, был совершен неизвестно кем и до него. Так же, как акт мышления, зафиксированный в методе обратного распространения ошибки, произошел заведомо до Вербоса и был осуществлен неизвестно кем. Сейчас мы идем к работам Лагранжа и Лежандра и видим, что уже им быстрое дифференцирование было более или менее понятно.

Возвращаюсь к тому, что произошло. Различными фирмами созданы десятки нейроэкспертных систем, обслуживающих пользователя в каком-то смысле лучше, чем стандартное обеспечение. Пользователь делает выбор: иногда выбирает одно, иногда другое. В области управления появились простые нейроконтроллеры. Пользователь иногда вместо стандартного выбирает нейроконтроллер. В частности Абовским были разработаны нейроуправляемые конструкции. В распознавании образов с помощью нейрометодов удалось также сделать то, что с помощью стандартных методов не получалось. И вот этот поход нейрокомпьютинга в люди – главный результат десятилетия.

Попутно вылизывались и осмыслились основные идеи, которые внесло предшествующее десятилетие. И оказалось, что эти идеи имеют более глубокие и более ранние корни, чем те, что приписывалось их якобы авторами. Но это замечательно! И Хопфилд молодец, что привлек наше внимание. Тема внимания мне очень нравится, поскольку, на самом деле, есть мнение психологов и педагогов о том, что успешность личности определяется в первую очередь тем, насколько она умеет управлять своим вниманием. То же, вероятно, можно отнести и к областям науки.

Александр Иванович Галушкин
Научный центр нейрокомпьютеров, Москва

 „...Нейрокомпьютеры – это перспективные суперЭВМ”

Перед тем как отвечать на поставленные шесть вопросов, необходимо ответить на главный вопрос об отношении к нейрокомпьютерам вообще. Существует множество точек зрения и мнений, обсуждать которые и сравнивать в настоящей работе, с нашей точки зрения, нет смысла. Выскажем лишь свою полную убежденность в том, что главным, наиболее эффективным для будущего развития нейрокомпьютеров является отношение к нейрокомпьютерам, как важному, перспективному разделу суперЭВМ, обладающему следующими основными свойствами:

- сверхпараллельностью алгоритмов решения задач и архитектуры;
- высоким отношением производительности к стоимости;
- некритичностью при реализации на СБИС-нейрочипах к имеющемуся уровню развития микроэлектроники;

Из такой основной позиции «Нейрокомпьютеры – это перспективные суперЭВМ» следует в значительной степени оценка ответов на последующие вопросы.

1. Базой для ответа на данный вопрос является более, чем 30-ти летний опыт работ в области теории нейронных сетей [1] и постоянное изучение многочисленных трудов отечественных и зарубежных авторов в этой области знаний [2]. Под теорией нейронных сетей мы уже много лет понимаем раздел математической логики, связанной с разработкой методов и алгоритмов построения и адаптации многослойных нейронных сетей различной структуры, работающих в различных режимах [3,4] и рассматриваемых, как правило, безотносительно к конкретной решаемой математической задаче. Если исходить из данной точки зрения, то, по нашему мнению, за последние десять лет, никаких серьезных результатов в этой области не достигнуто. Основное, что сделано за последние 10 лет с использованием зарубежного и отечественного опыта, это то, что сформулирована единая методика настройки многослойных нейронных сетей различной структуры, работающих в различных режимах, пригод-

ная для разработки нейросетевых алгоритмов решения различных задач общей и прикладной нейроматематики [5].

2. С точки зрения разработчика нейроподобных вычислительных систем за последние десятилетие не получено серьезных результатов в понимании работы мозга и его отдельных разделов, которые можно было бы эффективно использовать для построения конкретных технических систем. Для развития направления нейрокомпьютеров в ближайшее время достаточно знаний о мозге, полученных до конца 80-х годов и формальной теории нейронных сетей. Однако, возможно сформулировать общие требования к нейрофизиологическим исследованиям, которые помогут разработчикам нейрокомпьютеров в будущем:

- более детальное изучение периферийных разделов нервной системы, в первую очередь, зрительного, слухового и обонятельного анализаторов;
- создание мощной вычислительной системы, позволяющей без участия человека проводить формирование срезов тканей мозга, окрашивание, ввод изображений срезов в ЭВМ, обработку изображений с целью формирования формальной структуры нейронных сетей, формирование 3D структур нейронных сетей по множеству плоских изображений.

3. Главными достижениями являются:

- формирование нейроматематики – нового раздела вычислительной математики, связанной с созданием алгоритмов решения задач в нейросетевом логическом базисе;
- большое количество созданных нейроалгоритмов и нейрокомпьютеров на их основе;
- формирование широкого рынка применений нейрокомпьютеров;
- формирование фундамента для широкого фронта исследований в области нейрокомпьютеров в следующем тысячелетии.

4. В настоящее время в издательстве «Радиотехника» подготовлена к печати книга «Нейрокомпьютеры», в которой кроме разделов, посвященных теории нейронных сетей, архитектуре нейрокомпьютеров, нейроматематике, нейропакетам, представлены материалы по зарубежным и отечественным нейрокомпьютерам 50-х, 60-х, 70-х, 80-х и 90-х годов. В издательстве «Радиотехника» готовится к печати второе издание книги «Нейрокомпьютеры» с новым названием «Нейрокомпьютеры и их приме-

нение» с включением в нее следующих дополнительных разделов, отражающих ответы на заданный вопрос. Среди них:

1. Нейрокомпьютеры в машиностроении
2. Нейрокомпьютеры в авиации.
3. Нейрокомпьютеры в космической технике.
4. Нейрокомпьютеры в энергетике.
5. Нейрокомпьютеры в атомной энергетике.
6. Нейрокомпьютеры в химическом машиностроении.
7. Нейрокомпьютеры в полупроводниковом машиностроении.
8. Нейрокомпьютеры в нефти и газодобывающей промышленности.
9. Нейрокомпьютеры в черной металлургии.
10. Нейрокомпьютеры в системах управления динамическими системами.
11. Нейрокомпьютеры в системах обработки изображений
12. Нейрокомпьютеры в обработке сигналов
13. Биометрические средства обеспечения безопасности.
14. Финансовые применения нейрокомпьютеров.
15. Нейрокомпьютеры в вычислительных системах
16. Нейросетевые технологии в Интернет.
17. Нейросетевые экспертные системы.
18. Нейросетевые алгоритмы виртуальной реальности.
19. Нейрокомпьютеры в военной технике

5. С нашей точки зрения, основными перспективными направлениями развития нейрокомпьютеров на ближайшее десятилетие следующие:

1. Теория нейронных сетей:
 - синтез нейронных сетей, реализующих инвариантность к группе преобразований применительно к решению задач распознавания объектов на изображениях, лица человека и т.п.;
 - исследование надёжности нейронных сетей при выходе из строя отдельных элементов или групп элементов;
 - исследование нейронных сетей в режиме самообучения (кластеризации).
2. Развитие общей нейроматематики, алгоритмы решения математических задач в нейросетевом логическом базисе:
 - системы линейных и нелинейных алгебраических уравнений и неравенств;

- задачи оптимизации (линейное и нелинейное программирование);
- нелинейные обыкновенные дифференциальных уравнений;
- дифференциальные уравнения в частных производных (двумерных и трехмерных).

Развитие нейроматематики, как раздела вычислительной математики, связанного с разработкой сверхвысокопараллельных алгоритмов решения задач в нейросетевом логическом базисе сделает нейрокомпьютеры наиболее эффективным разделом суперЭВМ с точки зрения критерия отношения производительности к стоимости.

3. Новые разработки нейрокомпьютеров из нейрочипов на базе:

- заказных СБИС;
- ПЛИС;
- аналоговых и аналогово-цифровых СБИС.

Необходимо отметить тенденцию разработок широкого спектра специализированных и проблемно-ориентированных нейрочипов и нейрокомпьютеров на их базе, где особенно эффективно применение нейрокомпьютеров по сравнению с другими направлениями развития вычислительной техники.

4. Широкое развитие прикладной нейроматематики и внедрение нейрокомпьютеров в областях, упомянутых в ответе на вопрос 4.

5. Развитие перспективных технологий реализации нейрокомпьютеров (на пластине, оптических, квантовых, молекулярных).

6. Главный ответ на этот вопрос содержится, по нашему мнению, в утверждении, что нейрокомпьютер – это суперЭВМ будущего широкого применения. Их развитие связано в первую очередь с развитием технологий, с тем, что классическая вычислительная техника не успевает за требованиями развития цивилизации. Взаимодействие нейрокомпьютинга с другими технологиями обработки информации будет достаточно широким (см. Ответ на вопрос 4, раздел 8).

Замечание. Ссылки на литературу, содержащие только работы автора данной заметки объясняются не столько нескромностью автора, сколько желанием расширить аргументацию приводимой точки зрения и показать

читателю убежденность автора в точке зрения на тенденции развития нейрокомпьютеров у нас в стране и в мире.

Литература


1. **Галушкин А.И.**, Итоги развития теории нейронных сетей в работах Научного центра нейрокомпьютеров, «Нейрокомпьютер», №1,2, 1996 г. (5—38).

2. История развития нейрокомпьютеров, под редакцией Галушкина А.И. и Цыпкина Я.З., издательство «Системный интегратор», М., (в печати).

3. **Галушкин А.И.**, Синтез многослойных систем распознавания образов, «Энергия», М., 1974.

4. **Галушкин А.И.**, Теория нейронных сетей, «Радиотехника», М., (в печати).


5. **Галушкин А.И., Крысанов А.И.**, «Нейроматематика» – пакет программ решения математических задач в нейросетевом логическом базисе, Сборник докладов V Всероссийской конференции «Нейрокомпьютеры и их применение (НКП-99)», стр. 424—429, «Радио и связь», М., 1999.

 **Галушкин А.И.** Прекрасное совещание было десять лет назад в Пушкино. Правда, я на нем не был, но внимательно изучил его материалы. Но я вспоминаю другой момент десятилетней давности: тогда же я познакомился с программой работ по нейрокомпьютерам в ГКВТИ, и увидел там документ, разрабатываемый группой под руководством С.В. Мостинской, который полностью был наполнен нейробиологическими моделями. Я решил, что это – мертворожденное дитя, и на самом деле нейрокомпьютер – это супермашина. Все остальные проблемы, связанные с этой тематикой, вторичны. Здесь проблема супермашин обсуждается как третичная, а она главная. ... С большим удовольствием я выслушал выступление А.Н. Горбаня (слушаю его в первый раз), и хочу лишь его дополнить... мы не увидели таких работ, которые хоть сколько-нибудь значительно изменили бы нашу собственную модель. Тут я с А.Н. Горбанем совершенно согласен. Работа Вербоса по методу обратного распространения ошибки была не первой – были работы за десятки лет до нее. Велись нескончаемые споры, к счастью, они, по-моему, закончились: ”Кто из них был первый, а кто второй?”

- 📁 **Горбань А.Н.** Первый – Вербос, второй – Ли Кун. Или наоборот.
- 📁 **Галушкин А.И.** Вообще же, существует громадное количество работ по теории нейронных сетей, которые требуют просто изучения.

Рон Крисли


Университет в Сассексе, Великобритания

 *“Имеется громадный потенциал в исследовании связей между нейрокомпьютингом и быстро развивающейся областью квантовых вычислений”*

Мой ответ на 5-й вопрос служит также ответами на вопросы 1,3 и 6. Имеется громадный потенциал в исследовании связей между нейрокомпьютингом и быстро развивающейся областью квантовых вычислений. В последние несколько лет произошел ряд впечатляющих прорывов в теории квантовых вычислений, таких как демонстрация возможности решения за полиномиальное время, тех задач, которые относятся к классу NP при классическом способе вычислений. Но почти вся эта работа проводилась с точки зрения перспективы реализации традиционных, классических форм вычисления (заметным исключением является работа Аджита Нарайана и его коллег в университете Эксетера). Квантовая реализация нейронных архитектур может дать даже более впечатляющие результаты, включая (но не ограничиваясь) то, что можно обучиться тому, чему не могут обучиться классические нейрокомпьютеры. Можно также подчеркнуть возможный вклад, который могут дать квантовые нейрокомпьютеры в понимание мозга и/или сознания, но по отношению к этим возможностям я настроен более скептически. Однако, даже если окажется, что квантовая реализация нейронных сетей невозможна, или же не представляет практического интереса, классические архитектуры сетей, на разработку которых она вдохновила исследователей, уже оказались обладающими преимуществами с точки зрения времени обучения и способности к обобщению.

Тони Мартинец

Университет в Бригхэме, США

 “...нейросетевые подходы будут комбинироваться с алгоритмами, разработанными в сообществе, работающем в области машинного обучения символического искусственного интеллекта, с эволюционными алгоритмами и с методами квантовых вычислений.”

1. Лучшее понимание теории и возможностей алгоритмов обучения и нейронных сетей. Расширение области приложений. Начало интеграции с другими технологиями.

4. Обработка речи. Распознавание символов. Большое число субъективных процессов принятия решения (медицинская диагностика, принятие решений на финансовом рынке, персональные интеллектуальные агенты и пр.) Управление и распознавание образов. Автоматизированное протезирование – искусственные глаза, конечности и т.д.

5. Адаптивные нейронные сети, которые способны изменять собственную топологию и функциональность во время обучения, нежели обладать ими *a priori*. Комбинация нейронных сетей (стекинг¹, экспертные советы² и пр.)


6. Улучшенная аппаратная реализация делает возможным создание и адаптивный рост значительно больших нейронных сетей, улучшая их способность к обобщению и устойчивость к ошибкам. Необходимо будет исследовать новые алгоритмы обучения, используемые для тренировки больших сетей с многими слоями. Интеграция с другими технологиями. В частности, нейросетевые подходы будут комбинироваться с алгоритмами, разработанными в сообществе, работающем в области машинного обучения символического искусственного интеллекта, с эволюционными алгоритмами и с методами квантовых вычислений.

¹C. Bishop. *Neural Networks for Pattern Recognition*, Oxford Univ. Press, 1995

² См. Jacobs R.A. et al. Adaptive mixtures of local experts. *Neural Computation*, **3**, pp.79-87, 1991. (Прим.Ред.)

В.Г.Капралов и Л.А.Станкевич

Государственный Технический Университет, С-Петербург, Россия

 *“Более плодотворной, на наш взгляд, является разработка и применение аналоговых нейро-СБИС, ориентированных на реализацию разных нейроархитектур и решение разных задач обработки сенсорных сигналов, семантической обработки и формирование конечных управлений.”*

1. Можно назвать несколько достижений в области нейронных сетей за последние 10 лет:

- развитие и использование генетических алгоритмов при параметрическом и структурном обучении нейронных сетей, что делает возможным достижение глобального минимума целевой функции.
- Сочетание популярного метода ВРЕ и генетических алгоритмов может дать наилучший результат при обучении нейронных сетей с прямым распространением сигнала;
- разработка динамических рекуррентных сетей, позволяющих работать с временными последовательностями образов, и методов их обучения;
- разработка самообучающихся гетерогенных сетей, таких как одной из версии модели адаптивного резонанса (ART-3) Гроссберга, моделирующей действие нейромедиаторов, и двусторонней ассоциативной памяти (ВАМ) Коско, обобщающей динамические сети. Развитие таких архитектур приближает формальные нейронные сети к нервно-системной организации, дает возможность моделирования некоторых важных когнитивных функций мозга;
- слияние нейросетевого и нечетко-логического подходов, позволяющее разработать нечетко-логические нейросети, особенно эффективные при решении задач управления.
- существенное расширение спектра задач, для которых показана эффективность применения нейронных сетей
- развитие численных схем и алгоритмов для использования новых возможностей предоставляемых развитием аппаратной базы и сетевых технологий для параллельных и распределенных вычислений.

2. Использование современных ЯМР, ЭПС, КАТ, ПЭТ-технологий, электрического зондирования мозга, ввода химических веществ, усиливающих или тормозящих синаптические связи нейронов, позволило в последнее время существенно продвинуть понимание работы мозга в рамках нейрокогнитологии памяти и нейропсихологии. В частности, с помощью ПЭТ произведено подробное картирование мозга человека и доказано, что локальная специфичность свойственна многим видам мозговой активности, связанной со сложными когнитивными задачами (зрительное восприятие, семантическая обработка и т.п.). Построена и экспериментально обосновывается гипотеза долговременного потенцирования в синапсах гиппокампа. Показано, что гиппокамп оценивает эмоциональное содержание сенсорной информации, проводит ее категоризацию (выделяет существенные факторы) и активно участвует в формировании следа постоянной памяти в факторизированном виде в коре мозга. Существенно развита теория лево и право-полушарной асимметрии мозга, что дает лучшее понимание нейропсихологами эволюции образного и рассудительного мышления с привязкой к локальным зонам коры мозга.

Накоплен и систематизирован огромный материал об организации разных функций в коре мозга, который может иметь существенное значение для идеологии создания нейрокомпьютеров будущего, способных использовать не столько коннективистские свойства однородных нейронных сетей, сколько специфические, пока плохо формализуемые, свойства реализуемости когнитивных функций и процессов мозга на неоднородных нейронных сетях, близких по строению к нейроструктурам мозга. Нужно отметить интенсивно проводимые исследования нервных структур мозга на молекулярном и генетическом уровнях. Результаты этих исследований существенно повысили уровень понимания роли генов в развитии структур мозга. Грядущее раскрытие генома человека может сыграть революционную роль в понимании глубинных процессов эволюции памяти и мышления.

3. Разработка и применение в компьютерах ускорительных плат на СБИС-процессорах цифровой обработки сигналов, простых и конвейерных векторно-матричных СБИС-процессорах расширило круг решаемых задач, увеличило их размерность и уменьшило время обучения. Однако в целом ускорительный подход не дал качественного скачка в нейрокомпьютинге. Более плодотворной, на наш взгляд, является разработка и применение аналоговых нейро-СБИС, ориентированных на

реализацию разных нейроархитектур и решение разных задач обработки сенсорных сигналов, семантической обработки и формирование конечных управлений. Существенным шагом в этом направлении является разработка серии аналоговых нейро-СБИС для слуховых и зрительных анализаторов под руководством К.Мида и развитие предложенной им программы "Аналоговые нейро-микро-ЭВМ". Реализация этой программы может привести к созданию "подлинных" нейрокомпьютеров со специализированными нейроэлементами (как в мозговых структурах), созданию искусственного мозга роботов, нейропротезированию и т.д. Участие в этом процессе ведущих компьютерных фирм: Intel, выпустившей первую коммерческую нейроСБИС ETANN, AT&T, разработавшей ряд аналоговых нейро-СБИС и др., к сожалению, пока слабое из-за малого числа потребителей таких СБИС и их значительной стоимости.


4. Наиболее значительные примеры применения нейротехнологий относятся к областям распознавания сложных визуальных образов реального мира (лиц людей на фотографиях, движущихся объектов); прогнозирования в экономике и медицине (предсказание курсов активов, политических событий, постановка диагноза и прогноз развития заболеваний и пр.); управления в космосе, авиации, робототехнике (посадка Шаттла, маневрирование вертолетов, интегральное управление автономными роботами и пр.); решение физических задач в реальном времени (выполнение обратных некорректных преобразований, моделирование процессов описываемых уравнениями с частными производными и пр.).

5. В следующем десятилетии можно ожидать слияния чистого нейрокомпьютинга, основанного на формальных нейронах с вычислительной нейронаукой, изучающей поведение моделей центральной нервной системы на неформальных, специфически настроенных нейронах. Использование неформальных моделей нейронов и нейроструктур с нервно-системной организацией позволит существенно повысить эффективность нейрокомпьютеров при решении сложных задач планирования, прогнозирования, принятия решений, управления, приблизив ее к эффективности человеческого мозга, а в отдельных случаях и превосходя его. Нейрокомпьютеры смогут интегрально управлять автономными роботами, летательными аппаратами, информационными и физическими процессами. Наиболее важными задачами могут быть управление объектами со свойствами самоорганизованной критичности, поиск и анализ информации, управление движением в неопределенной среде.

6. Развитие нейрокомпьютинга беспредельно. Этот тезис исходит из бесконечного процесса познания мозга. Наиболее плодотворно слияние нейронной и нечеткой технологий, что дает возможность быстрого извлечения знаний из данных и их вербализации. Гранулирование информации, являющееся основой нечеткой технологии, и мелкозернистый параллелизм (структурное гранулирование) нейросетей в сочетании друг с другом позволят строить интеллектуальные системы с образной и рассудительной обработкой информации. Это может означать слияние логической и нейронной парадигм в искусственном интеллекте, что должно привести к разработке настоящих когнитивных систем с нейробиологическими структурами носителей и преобразователей информации. При превышении некоторой критической массы элементов в таких системах их машинный интеллект сделает качественный скачок, и они будут способны конкурировать с человеком в решении мыслительных задач. Учитывая много большее быстродействие элементов в искусственных когнитивных системах, их конкурентноспособность по отношению к мозгу человека может иметь место при значительно меньшем числе нейроэлементов, чем в мозге человека. Машинный интеллект, вероятно, можно будет измерять тестами типа IQ, как и у человека, что позволит следить за его изменениями и прогнозировать опасность его запредельного развития для будущего человечества. При существующих темпах развития вычислительной техники можно ожидать, что возможности обработки информации в мозге человека и специализированных крупных ЭВМ сравняются уже в ближайшем десятилетии, а персональные ЭВМ достигнут этого уровня к 2035 году.

Сергей Петрович Романов

Институт физиологии им. И.П.Павлова, С-Петербург, Россия

 *“...отношу к значительным достижениям последнего десятилетия признания нейрофизиологов в невозможности понять работу мозга, используя применяемые методы исследования”.*

2. Выявляется все более тонкая организация мозговых структур и их участие в различных функциях организма. Выявляемое влияние медиаторных систем на организацию поведения все более используется от коррекции психического состояния, до лечения центральных двигательных патологий (в частности, при паркинсонизме или паркинсоническом синдроме) при введении препаратов, целенаправленно действующих на определенные рецептивные зоны нейронов с возможностью блокировки или усиления отдельных фаз синаптической передачи. Положение о необходимости кольцевого управления, выдвинутое несколько десятилетий назад, подтверждается в нейрофизиологических исследованиях данными, что все структуры мозга могут объединяться кольцевыми связями при выполнении (или решении) различных задач. Литература здесь настолько обширна, что ссылки на конкретные (единичные) исследования просто неуместны. Тем не менее, крупнейшие физиологи и психологи (Popper K.R., Eccles J.C. *The self and its brain: an argument for interactionism*. London etc: Routledge & Kegan Paul. 1983. 597 p.) отказываются в понимании процессов, связанных с передачей информации в нервной системе. Особое непонимание относится к взаимоотношению между мозгом и сознанием. В книге Creutzfeldt O.D. *Cortex Cerebri. Performance, structural and functional organization of the cortex*. Oxford University Press, Oxford, 1995. 675 pp. подробно представлена функциональная топография коры больших полушарий, а автор признается в своей неспособности понять отношения между мозгом и сознанием, подчеркивая существование пропасти между неврологией, психологией и философией. Поэтому отношу к значительным достижениям последнего десятилетия признания нейрофизиологов в невозможности понять работу мозга, используя применяемые методы исследования.

В статье "Clinical neurophysiology of cortical sensorimotor function: yesterday, today, and tomorrow" в J. Clinical Neurophysiology, 1996. V.13, N 3, p.219-226, автор Aminoff M.J. пишет о динамичности карт моторных

функций. Представления о точечной кортикальной локализации сложных функций, как отмечено на ранних кортикальных картах, сегодня являются нереалистичными. Взамен иерархическому подчинению автор говорит, что параллельные кортикальные пути, обслуживающие (subserving) различные аспекты какой-либо функции, теоретически более приемлемы для интеграции, происходящей на многих уровнях. Многие авторы говорят о хаосе в центральной нервной системе, пытаясь получить какие-либо сведения о закономерностях передачи сигналов, анализируя параметры импульсных потоков в различных областях мозга. При математическом моделировании нейронных сетей большое внимание уделяется "Синхронизации в нейронных ансамблях" (Успехи физических наук. 1996. Т. 166, № 4. С. 363-390.) и авторы рассматривают феномен синхронизации как один из основных феноменов динамической теории нервных систем, который "играет ключевую роль в деятельности как минимальных нервных систем (нейронная пара), так и в нейронных ансамблях с очень большим числом элементов (кора головного мозга)". Однако в физиологии синхронизация рассматривается как патологический процесс. Ритмичность поведения на выходе еще не означает синхронизацию процессов внутри нервной системы. Наши исследования активности мышц во время локомоции показали отсутствие высоких корреляционных отношений между их активностью во время выполнения последовательности шагов. Сами длительности шагов в последовательности не коррелируют друг с другом (Касицки С., Романов С.П. Организация электрической активности различных групп мышц у крыс во время локомоции // Физиол. журн. СССР. 1978. Т.64, N 10. С. 1426-1435.). Хотя при усреднении получаем красивые картинки совместной активности мышц с гауссовским распределением моментов активации мышц друг относительно друга или относительно фаз постановки или переноса конечности. Паркинсонизм является ярким примером того, как синхронизация в нервной системе приводит к двигательной патологии, а потеря интеллектуальности к гладким кривым в энцефалограммах.

Что делать? Считаю, что лучшим способом, чтобы понять, как работает нервная система, является построение ее физической (электронной) модели. Как говорил Н.А.Бернштейн, физическая модель не дает возможности обмануть себя в наших представлениях. Однако развивавшееся ранее физическое моделирование нейронов и нейронных сетей исчезло с появлением компьютеров, которые позволили перенести моделирование на другую (математическую) основу с потерей

существенных свойств нейронов в результате формализации протекающих в них процессов и, как следствие, потери функциональных свойств нейронной сети. Это способствовало развитию математических методов, описывающих проявления поведения биологических систем, а не лежащие в их основе механизмы. Избрав систему управления движениями как объект для выявления механизмов взаимодействия нейронов и принципов организации нейронных структур, одновременно с физиологическими исследованиями, мы изучали особенности преобразования импульсных потоков на модели нейронной сети, создав нейроконструктор (Романов С.П. Устройство для моделирования нейронных структур двигательного аппарата: А.с. 1585809 СССР, МКИ5 G 06 G 7/60. Опубл.15.08.90. Бюл.30.), на котором воспроизводили выявленные в нейрофизиологических экспериментах нейронные структуры, управляющие мышечным сокращением. Важным следствием исследований на модели простых нейронных структур стало заключение о невозможности (бессмысленности из-за бесконечности состояний, определяемых связями, свойствами нейронов и интенсивностью возбуждения входов) обсуждать процессы, происходящие в нейронных сетях, если нейронная структура не управляет каким-либо объектом. Исследуя пары нейронов, пришли к выводу о десинхронизирующей роли тормозных нейронов в цепях, организованных по типу связей мотонейрона с клеткой Реншоу (Романов С.П. Исследование на модели роли клеток Реншоу в регуляции разрядов мотонейронов // Физиол. ж. СССР. 1976. Т. 62, N 4. С.528-536. Романов С.П. Модель системы альфа-мотонейрон – клетка Реншоу и мышечное сокращение // Регуляция и сенсорное обеспечение движений / Под ред. Н.Ф. Подвигина, Ю.Т.Шапкина. Л.: Наука, 1987. С. 204-214.). Пришли к выводу, что импульсные потоки не могут передавать (кодировать) информацию (как это понимается в технических системах) от одного нейрона к другому, так как реакция нейрона в большей степени зависит от его свойств (размера нейрона и организации синаптического аппарата и дендритов). Адекватное управление мышечным сокращением возможно только в кольцевых структурах, в которых свойствами нейронов гомеостатированы паттерны импульсных потоков (Романов С.П. Нейрофизиологические механизмы гомеостаза двигательной функции // Автореферат диссертации ... доктора биологических наук. Институт Физиологии им. И.П.Павлова АН СССР, Л.1989. Romanov S.P. Proprioceptive feedback as a homeostatic mechanism of multiparametric motor control // Motor Control VII. Proceedings of the VIIth International Symposium on Motor Control held in Borovets, Bulgaria, June 21-25, 1993 / Douglas G.Stuart


(ed.). Motor Control Press: Tucson, AZ. USA. 1996, p. 141-145.). С этой точки зрения нейронные структуры сегментарного уровня управления мышечным сокращением с многочисленными обратными (проприоцептивными) связями рассматриваем как гомеостатический механизм многопараметрического регулирования (по У.Р.Эшби). Определяющим параметром в нервной системе является ее структура. Свойства элементов структуры и связи между ними и являются памятью, которая обеспечивает функционирование организма, а входные сигналы сами выбирают пути своего распространения по нейронной сети. Опираясь на эти выводы и расширенные материалы, изложенные в докладах на вашей конференции, считаю, что в настоящее время возможно построить электронный аналог нервной системы для реализации функции управления достаточно сложным объектом, используя принципы преобразования импульсных потоков, подобные происходящими в реальных нейронных структурах (Романов С.П. Моделирование свойств ионного канала и исследование его роли в формировании импульсной активности нейрона // Нейрофизиология. 1989. Т.21, N3. С.379-389. Романов С.П. Влияние организации синаптического аппарата на формирование и передачу импульсной активности в электронных аналогах нейронов. 1994. Депонирована в ВИНТИИ 17 февраля 1994. N 405-В 94. 21 стр., ил.7. Библ.28.).

В этом случае мы отделим душу от тела, сознание от мозга, так как нейронная структура будет выступать в роли автомата, управляющего исполнительными органами устройства в соответствии с целями, для выполнения которых оно будет создано. Например, управление всякими многоножками, уверен, окажется намного проще, чем применение современных компьютеров, не справляющихся в реальном масштабе времени с обработкой больших потоков информации от различных датчиков. То, чем занимается нейроинформатика, это попытки алгоритмизировать функцию сознания, отделенного от своего субстрата – мозга. Мозг, очевидно, не просто нейронная структура, которая представлялась автоматом уже в 60 годах. Например, Д.Вулдридж (Механизмы мозга. М.: Мир, 1965.) писал, что "...работа мозга по большей части протекает без участия сознания, ... оно может быть связано только с мозгом, притом только с частью мозга и только в определенный период времени." (с.339). Я считаю, что в современном представлении нервная система и мозг не совсем синонимы, если мы говорим о сознании. Мы можем воспроизвести структурно-функциональную организацию нервной системы, реализующую функцию управления движениями, получив антропоморфный робот. На нем можно будет исследовать результаты нарушений в работе той или

иной структуры, проявляющиеся в расстройстве движений, что позволит понять истинные процессы, происходящие в нервной системе. И если не останавливаться на достигнутом, то после этого этапа можем решать прикладные и философские вопросы о возникновении ощущающей материи и о месте формирования сознания в живых организмах. Так как механизмы функционирования нервной системы едины, то закономерности, выявленные при воспроизведении системы управления движениями, могут быть перенесены и на работу структур, участвующих в формировании сознания. Только в этих структурах сигналами ощущающей части мозга будут являться не сигналы физической природы, воспринимаемые рецепторным аппаратом, а образуемые (формируемые) понятия. На современном этапе нам нужны интеллектуальные роботы. Возможно, в будущем понадобятся осознающие себя (способные к творчеству) машины. Считаю, что технические проблемы могут быть решены разрабатываемыми техническими же способами с использованием принципов и алгоритмов вычислительных сред. Если же мы хотим действительно разобраться в функционировании биологических объектов, то необходимо в технических системах воспроизвести закономерности процессов, происходящих в биологических тканях. При таком подходе будет воспроизводиться поведение биологического объекта, а не описание его поведения, что осуществляется на современном этапе.

Владимир Романович Четкин

ГНЦ “Троицкий Институт Инновационных и Термоядерных Исследований”, Россия

 *Выделение существенных структурных признаков и улучшение предобработки является важным фактором для повышения эффективности работы нейронных сетей.*

4. Я хотел бы сделать краткий обзор основных проблем и продвижений за последние 10 лет, связанных с применением нейронных сетей для анализа последовательностей ДНК и аминокислот. Общее введение в данную проблематику можно найти в [1-3]. Информация о развитии живых организмов заключена в длинных геномных последовательностях ДНК. Часть этой информации имеет структурный характер, а часть служит для синтеза белков согласно классической схеме: ДНК → РНК → белки. С чисто формальной точки зрения последовательности ДНК можно рассматривать как символические последовательности из четырех различных символов, отвечающим нуклеотидам четырех типов. Эти последовательности неоднородны по длине, т.к. разные части последовательности ДНК могут кодировать, например, различные белки или быть не кодирующими. Начальные и конечные участки ДНК для фрагментов с различными функциями содержат специальные сигнальные последовательности, которые распознаются соответствующими белковыми комплексами. Сигнальные последовательности являются лишь частично консервативными и изменяются в результате случайных мутаций. Такого рода фрагментация последовательностей ДНК приводит к двум наиболее важным типам задач, которые можно успешно решать с помощью нейронных сетей : (1) выделение и нахождение сигнальных последовательностей, [4-7]; (2) разделение фрагментов ДНК с различными функциональными свойствами, прежде всего, отделение кодирующих участков от не кодирующих [8-11]. В образовании геномных последовательностей ДНК существенную роль играют повторяющиеся фрагменты. Часть фрагментов повторяется явно, однако наиболее интересная информация связана со скрытыми повторами, случайно модифицируемыми в результате молекулярной эволюции. Для их выделения в [12,13] была применена обобщенная сеть Хопфилда с символьными переменными. Данные такого рода анализа представляют значительный

интерес для изучения молекулярных механизмов различных заболеваний, для генетики и молекулярной эволюции. Полипептидные цепи белков составлены из аминокислот двадцати различных типов. Поэтому число различных символов в соответствующих последовательностях возрастает до двадцати. Укладка трехмерной конформации осуществляется иерархическим образом из так называемых элементов вторичной структуры. Среди них можно выделить α -спиральные участки, (анти)параллельные β -слои и/или соединительные фрагменты. Некоторые белки содержат специальные сигнальные фрагменты, которые после доставления белка в нужное место клетки отщепляются специальными ферментами-протеиназами. Таким образом, здесь также возникают задачи, формально сходные с теми, что отмечались выше: (1) определение различных участков вторичной структуры по исходной последовательности аминокислот [14-15]; (2) выделение сигнальных фрагментов в полипептидной цепи [16]. Нерешенной проблемой и сверхзадачей в этой области можно считать предсказание трехмерных структур белков [17].


5. Насколько актуальной и сложной задачей является создание эффективных схем автоматизированной обработки последовательностей ДНК и аминокислот можно судить по программе "Геном человека". Хромосомная ДНК содержит примерно $3 \cdot 10^9$ нуклеотидов. Только 2-3% из них кодируют белки, а ~30% относится к явным повторам (т. наз. сателлитная ДНК). Причем кодирующие белок участки (экзоны) прерываются не кодирующими (интронами). Число различных белков превышает 10^4 . Многие из них кодируются лишь одной копией ДНК. Нейронные сети оказываются одними из наиболее эффективных систем анализа. Имеется несколько вариантов коммерческих программ, получивших широкое распространение. Выделение существенных структурных признаков и улучшение предобработки является важным фактором для повышения эффективности работы нейронных сетей.

Литература

1. *Encyclopedia of Computational Chemistry* (ed.-in-chief P.R.Schleger), New York, Wiley, 1998.
2. Zupan J., Gasteiger J. *Neural Networks for Chemists. An Introduction*. Weheim, VCH, 1993.
3. Sumpter B.G. Getino C., Noid D.W. *Ann. Rev. Phys. Chem.* **45**, 439 (1994).

4. Stormo J.D., Schneider T.D., Gold L., Ehrenfeucht A. *Nucl. Acids Res.* **10**, 2997 (1982).
5. Ezhov A.A., Kalambet Yu.A., Cherny D.I. *Studia Biophysica* **129**, 183 (1989).
6. Lukashin A.V., Anschelevich V.V., Amirikyan B.R. et al. *J. Biomol. Struct. Dyn.* **6**, 1123, (1989).
7. O'Neil M.C. *Nucl. Acids. Res.* ,**19**, 313 (1991).
8. Uberbacher E.C., Mural R.J. *Proc. Natl. Acad. Sci.* **88**, 11261 (1991).
9. Snyder E.E., Stormo G.D. *Nucl. Acids Res.* **21**, 607 (1993).
10. Granjeon E., Tarroux P. *Comput. Applic. Biosci.* **11**, 29 (1995).
11. Brunak S., Engelbrecht J., Knudsen S. *Nucl. Acids Res.* **18** , 4797 (1990).
12. Chechetkin W.R., Chistjakova L.G., Ezhov A.A. et al. *Reconstruction of Hidden repeats in DNA sequences, their significance, and applications.* Preprint TRINITI **0033-A** (1996), 42с.
13. Ежов А.А., Чечеткин В.Р. *Мат. моделирование* **10**, 83 (1998).
14. Rost B., Sander C., Schneider R. *J. Mol. Biol.* **235**, 13 (1994).
15. Rost B., Sander C. *Proteins: Structure, Function and Genetics* **19**, 55 (1994).
16. Schneider G., Rohlk S., Wrede P. *Biochem. Biophys. Res. Commun.* **194**, 951 (1993).
17. Bohr N., Bohr J., Brunak S. et al. *FEBS Lett.* **261**, 43 (1990).
18. Rodriguez-Tome P., Stoehr P. J., Cameron G.N. et al. *Nucl. Acids Res.* **24**, 6 (1996).
19. Laskowski R.A., Hutchinson E.G., Michie A.D. et al. *Trends Biochem. Sci.* **22**, 488, (1997).


Светлана Владимировна Мостинская
Министерство Науки и Технологий России

 *“...нейронные сети стали уже технологией”*

Мне приятно отметить, что участие в нашей дискуссии В.И.Крюкова задало как всегда высокий тон обсуждению. Спасибо всем участникам дискуссии, оргкомитету, всем, кто подготовил этот Круглый стол. Я обладаю одним из главных качеств российского чиновника – безнадежным оптимизмом. Поэтому позвольте мне напомнить, что мы разрабатывали программу работ по нейронным сетям еще в 1989 году. Сейчас мы создали Российскую программу по нейроинформатике, которая должна обсуждаться, уточняться и реализовываться. Я призываю всех объединять усилия. Вспоминая заседание президиума Академии наук 29 декабря 1998, я убеждаюсь, что для научного мира наша тематика до сих пор остается экзотикой. Хотят или не хотят этого политики – мир идет к глобальной экономике. Вы уже часть такого глобального, информационного мира. И нейронные сети, которые десять лет назад обсуждались с точки зрения подхода к ним, реализации, стали уже технологией, инструментарием. И когда мы говорим о новых машинах, средствах, системах, то речь идет уже о применении этой технологии, если она кому-то понадобится. Это инструментарий для будущих систем, таких как искусственная жизнь, жидкие мозги, квантовые машины. Думая о дальнейшем развитии исследований по нейрокомпьютерингу, я обращаюсь к нейрофизиологам, которые, как я считаю, своего вклада в это направление не сделали. Академик П.В. Симонов был прав, говоря 3-4 года тому назад, что нейрофизиологи отгорожены от остального мира, не дают того, что могли бы. Как жаль, что здесь нет Романа Борисюка, который, конечно же, внес бы свою огромную лепту в работу этого Круглого стола. Не хотелось бы, чтобы мы просто поговорили и разошлись. Я очень прошу вас объединить усилия в интересах Российской науки.

Александр Александрович Ежов

*ГНЦ Троицкий Институт Инновационных и Термоядерных
Исследований, Россия*

 *“...тайной целью проводимой дискуссии была попытка построения первого, еще весьма шаткого моста, связывающего классический и квантовый нейрокомпьютинг для отечественных исследователей”*

От классического нейрокомпьютинга к квантовому?

(Заключительные замечания к дискуссии)

*“Квантовая физика – странная. Сознание – тоже.
Может быть, между ними есть что-то общее*

Джусси Карлген

Мои ответы на вопросы дискуссии 1988г. были очень краткими, и Виталий Иванович Крюков обоснованно покритиковал меня за это [1]. Теперь быть лаконичным уже не удастся, поскольку необходимо подвести некоторые итоги работы нашего Круглого стола, а также дать собственные ответы на обсуждавшиеся вопросы. Огромной честью и удовольствием было быть первым читателем тех материалов, которые прислали нам зарубежные участники дискуссии. Вместе с выступлениями отечественных исследователей они всесторонне освещают обсуждаемые вопросы, хотя и не всегда оптимистично (скорее всего, необоснованно). Это упрощает задачу – почти все уже сказано – и я постараюсь остановиться только на тех проблемах, которые по тем или иным причинам оказались упущенными. Откровенно говоря, для меня тайной целью проводимой дискуссии была попытка построения первого, еще весьма шаткого моста, связывающего классический и квантовый нейрокомпьютинг для отечественных исследователей (эта цель возникла благодаря общению с В.И. Крюковым и С.В. Мостинской). Была ли она успешной – покажет будущее. Мы были приятно удивлены тому, что именно те зарубежные специалисты, которые работают в области квантового нейрокомпьютинга – Тони Мартинец, Митя Перус, Дэн Вентура и Рон Крисли – наиболее дружно откликнулись на приглашение принять участие в дискуссии. Хочется выразить глубокую благодарность всем

иностранным ученым, которые прислали замечательные ответы на обсуждаемые вопросы. Это такие известные представители классической теории нейронных сетей, как Эрkki Ойа, Юрген Шмидхубер, Юрген Шурманн, Берт Каппен и Пентти Канерва. И конечно же, Герман Хакен. Особо хочется отметить подробные ответы Эрkki Ойа, осветившего все поставленные вопросы и четко показавшего перспективы развития классического нейрокомпьютинга. Благодарю также Дэна Каттинга, который любезно согласился на включение в материалы нашей дискуссии текста своего доклада, посвященного применимости тезиса Черча-Тьюринга к квантовым нейронным сетям (см. Приложение 1). С определенной, субъективной, точки зрения можно сказать, что за последнее десятилетие нейрокомпьютинг сделал важный и плодотворный шаг. Он перешел от использования методов статистической физики и аналогии нейронных сетей и спиновых стекол (за что мы должны быть благодарны Джону Хопфилду) к квантовой физике (благодаря Ричарду Фейнману и Дэвиду Дейчу, развившим квантовые вычисления сами по себе, а также Мите Перусу, Тамми Меннееру, Аджиту Нараянану, Рону Крисли, Дэну Вентуре и Тони Мартинцу – список, конечно, не полон – начавшим исследования квантовых нейронных сетей). Во время работы конференции в МИФИ Сергеем Николаевичем Молотковым был сделан прекрасный обзорный доклад по квантовым вычислениям, который вызвал значительный интерес специалистов по нейрокомпьютингу. Еще одним эффективным физическим подходом к распознаванию образов, развивавшимся в последнее десятилетие, был синергетический подход Германа Хакена. В результате революции, проведенной Хопфилдом, нейронные сети стали разделом физики. Теперь они становятся и квантовой физикой.

Воспоминания о предыдущей дискуссии вызывали определенное сомнение – действительно ли сформулированные на ней вопросы были тогда самыми важными? Ведь мы же знаем, что в те годы многослойные перцептроны, обучаемые методом обратного распространения ошибки (ставшие по выражению С.А. Шумского, “*основными рабочими лошадками нейрокомпьютинга*”), а также сети Кохонена привлекали не меньшее внимание, чем сети Хопфилда. Но именно модель Хопфилда оказалась тогда в центре дискуссии. Мне кажется, что нынешнее обсуждение показало: сформулированный десять лет назад Р.М. Борисюком вопрос “*Что сделал Хопфилд?*” не был “ложным вопросом”. А.А. Фролов и Дэн Вентура отметили, какое важное место заняла теория аттракторных нейронных сетей в моделировании мозга, а В.И. Крюков поставил первый вопрос прошлой дискуссии вновь, но уже в связи не со старыми, а с но-

выми работами Хопфилда. Конечно, можно было сильно ошибиться в формулировке вопросов для новой дискуссии и для страховки, первые пять из них в этом году были сформулированы в более общей, чем десять лет назад, постановке: все-таки и 21-й век на пороге, и тематика конференции в МИФИ охватывает все предложенные для обсуждения темы. Тем не менее, Ю.В. Тюменцев предложил еще один, шестой вопрос, и теперь я подозреваю, что любой набор вопросов всегда не полон и ошибки неизбежны. В.В.Харитонов уже упомянул о катастрофическом провале экономических прогнозов на конец столетия. На фоне этого фиаско недостижимым образом мудрости и точности выглядит прогноз одного известного человека, который лет 30 назад, отвечая на вопрос “*Чем будет ознаменован 2000-й год?*”, сказал: “*Бриджит Бардо исполнится 65 лет*”. Однако, как показала нынешняя дискуссия, кое-что из предсказаний десятилетней давности все-таки подтвердилось.

1. Трудно комментировать ответы тех участников дискуссии, которые считают, что за последнее десятилетие в области теории *искусственных* нейронных сетей ничего существенного сделано не было (по-видимому, их “гамбургский счет” был все же чрезмерно завышен). Большинство участников дискуссии назвали несколько важных достижений в этой области. Во-первых, отмечается устойчивый характер развития нейрокомпьютинга и его широкое распространение для решения различных задач (Фролов, Горбань Вентура и др.) Среди конкретных достижений, важнейшими представляются: *переформулировка проблемы обучения в вероятностной форме и интеграция нейросетевого обучения и статистической теории обучения* (Б. Каппен), *развитие теории рекуррентных сетей, обрабатывающих нестационарные образы* (Ю.Шмидхубер, Д. Вентура), *дальнейшая разработка концепций синергетического компьютера и сетей Кохонена* (Г. Хакен). Систематическое изложение многих важных результатов можно найти в книгах К. Бишопа [2], Д. Рипли [3], С. Хайкина [4], Д. Мак Кэя [5] и Ю. Шурмана [6]. Важными представляются также и отмеченные И.И. Суриной работы по теории *комплекснозначных нейронных сетей*, и здесь можно отметить книгу Т. Мастерса [7]. Что касается достижений в области *нейронауки* (теории и моделирования естественных нейронных сетей), то здесь отмечается разработка *теории осцилляторных сетей* (Р.М. Борсюк), а также успехи в области *моделирования зрительной коры* (М.Г. Кузьмина). В.И. Крюков в своем исключительно интересном обзоре отметил два достижения в теории естественных нейросетей, а именно, продвижение в

понимании, как можно было бы решить *проблемы комбинаторного взрыва и инвариантного распознавания* образов. При этом он особо подчеркнул такую симпатичную ему особенность предлагаемой для этого Хопфилдом модели, как, введение *периодической структуры*. В этой связи я хотел бы обратить внимание на доклад, сделанный на нашей конференции В.Л. Введенским [8] и посвященный аналогии (отнодь не надуманной, по словам А.А. Фролова) между *процессами, происходящими в нейронных сетях и в клетке*. Эта аналогия, в частности, в одном из пунктов, апеллирует к модели *самовоспроизводящихся нейронных сетей* [9], в которой ключевой является аналогичное периодическое явление – *синхронно изменяющиеся пороги нейронов*. В.И. Крюков, так же как и Р.М. Борисюк, отметил важность моделей осцилляторных нейронных сетей. Поскольку М. Перус отмечает, что “*некоторые ассоциативные нейросетевые модели – типа моделей Хопфилда, но основанные на связанных осцилляторах – могут быть реализованы в квантовых системах*”, можно предположить, что именно *квантовый нейрокомпьютинг* мог бы быть естественным логически продолжением в развитии теории осцилляторных сетей. Далее мне хотелось бы процитировать часть ответа, данного Ю. Шурманном: “*Фундаментальное различие между традиционными вычислениями и нейрокомпьютингом заключается в том, что нейрокомпьютинг является аналоговым, а традиционные вычисления – цифровыми*”. По-видимому, ясное осознание этого различия (которое и сделало возможным изобретение алгоритма обратного распространения ошибки, разработки действительно эффективных нейронных систем оптимизации и пр.) было также в каком-то смысле одним из важных достижений теории.

Можно также полагать, что другими осознанными различиями являются: 1) выражаемое в аналогии *<левое полушарие – традиционный компьютер>*, *<правое полушарие – нейрокомпьютер>*, о котором говорилось еще на прошлой дискуссии [1], и 2) различие в обработке *чисел и символов* на обычных компьютерах и, с другой стороны, *широкополосных сигналов (образов)*, которое в согласии с ограничениями закона Рента делает неизбежным переход к нейрокомпьютерам (как это было отмечено С.А. Шумским [10]).

Поскольку речь в дискуссии велась о целом десятилетии, хотелось бы добавить еще несколько достижений в области теории нейронных сетей, которые не были упомянуты другими участниками дискуссии.

i) Доказательство достаточности двухслойной сети для аппроксимации функций многих переменных (К. Hornik, M. Stinchcombe and H. White[2]).

ii) Разработка рекурсивной автоассоциативной памяти Джорданом Поллаком [11]. Эта система способна генерировать имеющие фиксированную размерность распределенные представления последовательностей символов переменной длины и бинарных деревьев, что открыло путь к применению нейронных сетей к обработке синтаксических структур языка (я благодарен Ли Джэйлсу, обратившему мое внимание на эти системы).

iii) Формулировка проблемы обучения с использованием принципа минимальной длины описания [2].

iv) Применение теории размерности Вапника-Червоненкиса к анализу обобщения в нейронных сетях [2].

v) Развитие теории квантовых нейронных сетей (M. Perus [12], T.Menneer, A. Narayanan [13], D. Ventura [14], Chrisley [15] и др.) .

Хотелось бы также кратко остановиться на еще одной тенденции в нейрокомпьютинге, по-своему связывающей его классическую и квантовую формы. Модели содержательно-адресованной памяти в определенном смысле пришли на смену системам, основанным на использовании шаблонов. Проблема *ложной памяти* затрудняла интерпретацию аттракторов в том случае, когда эта память трактовалась как *пассивная* (не генерирующая новых образов), но исчезала, если память рассматривалась как *активная* [16,17]. Но даже в случае попыток использования нейронных сетей для создания пассивных запоминающих устройств, проблема ложной памяти могла быть решена путем создания многомодульных систем, состоящих из одноклассовых нейросетей, рассмотренных, в частности Х. Швенком и М. Мильграмом [18]. В пространстве состояний данной модульной нейронной сети каждый из возникающих в нем аттракторов легко интерпретируется как представитель образов данного класса. Поэтому можно рассматривать данную сеть как распределенный шаблон, действующий, как объективирующее устройство для заданного класса (объективирующая сеть решает задачу обратную классификации – она генерирует образы в новых областях конфигурационного пространства, предвосхищая появление там новых ранее не встречавшихся стимулов [19]). Квантовые нейронные сети в форме описанной в [13] выглядят естественным развитием тенденции перехода от многоклассовых к одноклассовым нейронным сетям. Но,

углубляя специфичность последних, каждая из сетей, принадлежащих одному из возможных миров, обучается на образах даже не одного только класса, а на единственном образе (известно, что ложные состояния возникают и в квантовых нейронных сетях, в частности в предложенной Вентурой ассоциативной памяти, основанной на алгоритме Гровера [20], поэтому для создания и использования преимуществ распределенных шаблонов возможно рассматривать и квантовые системы, в которой в каждом из миров формируются одноклассовые сети, но обсуждение этого вопроса выходит за рамки нашей дискуссии).

2. Наиболее важными достижениями в области изучения мозга, отмеченными участниками дискуссии, являются следующие:

- **Развитие экспериментальных методов исследования** – магниторезонансной томографии и сквид- магнитоэнцефалографии и др., сделавшее возможным более всесторонне исследовать живой и работающий мозг. Это направление было отмечено Э. Ойа, В.Л. Введенским, В.Г. Капраловым и Л.А. Станкевичем

- **Разработка вычислительных моделей мозга** – подробный обзор этих моделей дан М. Перусом.

- **Новые результаты исследования возможных типов кодирования информации в мозге**, в частности, *“экспериментально обнаруженное подтверждением того, что коррелированная импульсация могла бы представлять часть стимула, независимо от индивидуальных скоростей импульсации”* (Б. Каппен), а также новая модель кодирования, предложенная Хопфилдом (В.И. Крюков).

- **понимание работы мозжечка** – это продвижение в понимании работы мозга отмечено В.Л. Дуниным-Барковским.

- **Развитие экспериментальных работ нескольких групп в области изучения зрительной коры мозга** (М.Г. Кузьмина, И.И. Сурина).

- **Научная постановка проблемы сознания.** Одним из наиболее значительных достижений последнего десятилетия, отмеченным В.И. Крюковым и А.А. Фроловым, является появление научного подхода к проблеме сознания: важность этой проблемы была эмоционально выражена Пентти Канервой. Известно, что этот подход ставит в центр не процессы в нейронных сетях, а в микротрубочках цитоскелета нейрона, состоящих из тубулинов – молекул, которые могут находиться в одной из двух конфигураций [21]. Кроме того он опирается на предложенное Пенроузом представление о том, что совокупность тубулинов, находя-

щиеся первоначально в когерентном состоянии, может переходить в классическое состояние с помощью невычислимой процедуры *оркестрованной объективной редукции волновой функции*, что и определяет собой момент сознания [22]. Тема эта, однако, настолько обширна и важна, что требует отдельного и очень серьезного обсуждения. Строго говоря, она уже выходит за рамки темы “нейронные сети”, а имеет отношение к новой физике и внутриклеточным процессам. Однако переход к языку квантовой механики представляется знаменательным.

- **Изменение концепции памяти.** В.И.Крюков упомянул “новую концепцию памяти”, в которой наконец-то отмечен ее активный характер. Виталий Иванович сослался на книгу С. Роуза [23], но сам С. Роуз в своей книге ссылается на Э. Тульвинга [24], который развивал этот взгляд еще в 1991 году. Можно вспомнить книгу И. Хофмана [25], и конечно же двигаться в прошлое дальше и дальше). Мне приятно вспомнить, что во время дискуссии 1989 г. уже отмечалось, что именно это обстоятельство – активный характер преобразования информации (а поэтому, и прямая аналогия с активностью памяти мозга) – делает нейронные сети такими привлекательными. *Созидающие новые образы и новые классы образов* нейросети столь же естественная вещь, как и созидающий мозг [26]. На это обстоятельство обратил внимание и Дж. Христос [27], а еще ранее Ф.Крик и Дж. Митчисон [28]. А вот широко распространенная борьба с состояниями ложной памяти (появление которой и является признаком активности нейросети), по сути, является борьбой с активным характером памяти. Конечно, прогресс в создании пассивных запоминающих систем очевиден. Г. Хакен, отметил, что синергетический компьютер решает эту задачу и поэтому хорош для технических приложений. Единственное мое несогласие с В.И. Крюковым является терминологическим – он называет переход к новой концепции памяти отрицательным результатом. Мне кажется, что он более чем положительный, и опять предсказанный – нейрокомпьютеры должны быть не только внимательными, но и создающими новые образы. Представляется, что высказанный С.А. Тереховым тезис о том, что нейронные сети не создают новой информации, не может относиться, по крайней мере, к объективирующим сетям, в которых элемент случайности и снятия неопределенности (генерации представителя класса и генерации информации) является неотъемлемым. Я вернусь к этой теме в разделе 5, посвященной перспективам нейрокомпьютинга.

3. Среди ответов на этот вопрос наиболее точным мне представляется ответ Эррки Ойа, состоящий в том, что в соревновании в обычных процессорами *“специализированное аппаратное обеспечение вновь и вновь сталкивается с опасностью устареть скорее, чем вырваться вперед”*. Этим, а также отмеченной Р.М.Борисюком *дороговизной и специализированностью*, и объясняется *относительная пустота рынка нейрокомпьютеров*. В то же время, специализированные чипы, встроенные в многочисленные устройства, распространяются все более широко. Это обстоятельство, вместе с отмеченным Ойа *замедлением работы над нейрочипами общего назначения*, по-видимому, поддерживает точку зрения С.А. Терехова о том, что будущее за *нейросетевыми “жучками”*, а не за супермашинами, о которых говорит А.И. Галушкин. Участники дискуссии отметили, что для решения большинства задач, в частности для проведения не требующей сложной предобработки разработки данных – *data mining* (С.А. Шумский), для которых, как правило, не нужно использовать много нейронов, эффективнее использовать обычные компьютеры (Ю. Шурманн). Заметим, что такая ситуация уже будет невозможна при переходе к квантовым нейрокомпьютерам. Ведь именно невозможность эффективного решения задач квантовой механики на обычных компьютерах привела Фейнмана к мысли о квантовых компьютерах, как новых физических вычислительных системах.

4. Основные области приложений нейросетевых технологий были перечислены Р.М. Борисюком. Оригинальным выглядит их использование при проектировании самого высокого в мире небоскреба (отметим в этой связи и разработанные Абовским нейроуправляемые конструкции, о чем упомянул в своем выступлении А.Н. Горбань).

- Большинство участников дискуссии отметили в качестве наиболее интересных нейросетевых приложений разнообразные системы **распознавания образов**, в частности, системы распознавания *рукописных символов* со встроенными нейросетевыми элементами (Э. Ойа, Ю. Шмидхубер), *речи* (Г. Хакен, Ю. Шмидхубер), *лиц* (Г. Хакен).

- Кроме того, были единодушно отмечены успешные приложения в области **бизнеса**, анализа **финансовых, валютных рынков и рынков ценных бумаг**.

- Достаточно впечатляющими выглядят и **медицинские приложения**: здесь мне хотелось бы лишь дополнительно упомянуть работу В. Бакста [29], которому удалось используя нейротехнологию, снизить число случаев ложно-положительной диагностики инфаркта с 26% до 4%;

интенсивные и экстенсивные исследования, имеющие целью повысить пока еще крайне низкую специфичность диагностики рака молочной железы, высококачественную фильтрацию Холтеровских ЭКГ и применение Б. Каппеном нейросетей для предсказания результатов лечения рака яичника [30]. Сам Б. Каппен отмечает, что только очень небольшое число приложений оказалось достаточно успешно для того, чтобы действительно быть полезными на практике (в смысле доходности). И отличительной чертой их является небольшое, но *значительное улучшение ошибки предсказания*. Однако повышение специфичности диагностики также выглядит важнейшим практическим результатом внедрения нейротехнологии.

5. Перечислим теперь отмеченные участниками преспективы развития нейрокомпьютинга.

- Одним из наиболее серьезных и многообещающих направлений на следующее десятилетие выглядит единодушно отмеченное и аргументированно описанное С.А. Шумским, Эррки Ойа, С.А. Тереховым и А.И. Самариным *проникновение нейросетевых технологий в Интернет*. В частности, важными задачами, четко сформулированными С.А. Шумским, являются проблемы *“создания новых средств анализа смыслового содержания текстов, автоматической рубрикации, аннотирования и навигации в больших текстовых массивах... фильтрация информации с помощью электронных агентов, представляющей интересы пользователей в Сети”*

- Другим важным направлением представляется отмеченные А.А. Фроловым, В.Л. Введенским и С.А. Тереховым работы по созданию *антропоморфных, управляемых нейросетями, средств, предназначенных для инвалидов* (протезы, вживляемые имитаторы ощущений, системы искусственного зрения, слуха, распознающие и интерпретирующие обучающие системы для слепых и пр.). Интересно, что, например, в Италии дети-инвалиды в интересах ранней адаптации учатся в обычных школах и для слепых детей необходимо производство Брайлевских нотных партитур. В связи с такой необходимостью перспективными является разработка не только привычных нейро-сетевых OCR систем, но также и систем для распознавания типографской и рукописной (а также брайлевской) нотной грамоты.

- А.А. Фролов, полемизируя с тем мнением, что все, что может быть решено в рамках нейрокомпьютинга, всегда можно проще сделать классическими методами, считает что *создание антропоморфного*

робота может явиться именно той задачей при решении которой преимуществу нейросетевого подхода станут наиболее очевидными.

- По мнению Г. Хакена очень важным станет также решение проблемы *широкополосной волоконной передача данных использующей мультиплексные методы*.

- Еще одним важным направлением будет разработка *авиационно-космических нейросетевых приложений*. Здесь, Ю.В. Тюменцев выделил как наиболее сложную проблему посадочных космических аппаратов, предназначенных для перемещения по поверхности небесных тел.

Возвращаясь к высказанному С.А. Тереховым тезису о *непроизводстве информации нейронными сетями*, хочу высказать предположение, а скорее надежду, что связанная с ним тема *моделирования творческих процессов* и создания созидающих нейронных сетей может составить содержание одного из направлений исследований на следующее десятилетие (см. также выступление Ф.В. Широкова). В этой связи, по-видимому, большее внимание будет уделено моделированию эмоций (по П.В. Симонову язык эмоций является языком сверхсознания [26]), нейроэстетике (критерий красоты важен при отборе рекомбинаций следов памяти и работы Ю. Шмидхубера в этом направлении представляются очень важными [31]). Наконец заметим, что подобное направление исследований связано также с доминантой А.А. Ухтомского (еще один мостик к дискуссии десятилетней давности) и асимметрией мозга [26].

- Очень интересные направления будущих исследований в области теории нейронных сетей назвал Дэн Вентура – это разработка количественной теории генерализации, теории трудности, разработка таксономии, и иерархии задач, и разработка количественных методов оценивания уровня искусственного интеллекта.

- И, наконец, одним из главных направлений исследований на будущее десятилетие называется разработка теории и создание *квантовых нейронных сетей* (М. Перус, Т. Мартинец, Р. Крисли, Д. Каттинг, А.Ф. Фролов, Ю.В. Тюменцев). Помимо необходимости реализации их очевидных *уникальных* возможностей, отмеченных участниками дискуссии, развитие этого направления будет определяться и *прогрессивностью* программы квантовых нейрокомпьютеров (в смысле И.Лакатоша). Конечно же (и тут можно полностью согласиться с М.Г. Кузьминой), квантовый нейрокомпьютинг не заменит классического. Однако, по-видимому будет уже невозможно всесторонне обсуждать тему мозга и искусственных нейронных сетей, игнорируя квантово-механический

подход к ним. В частности, проблему сознания (хотя Р. Крисли выразил по этому поводу сомнение). В.И. Крюков отметил, что эта проблема стала в некотором смысле научной именно в последнее десятилетие. Более того, он предположил в своем выступлении, что возможно “материальным носителем памяти, ... окажутся уже не синапсы, а целостная нервная ткань”. Но как отмечал М. Перус [32] “квантовые системы имеют более холистическую природу, чем нейронные сети: они действуют как неделимое целое”. А по сути, он говорит о синтезе нейросетевого и квантового подходов: “ *если нейронные сети являются макроскопическими репликами квантовых систем обработки данных, то они могли бы являться интерфейсом между макроскопическим миром, окружающим человека (и моторикой человека) и микромиром его нелокального сознания, сознания основанного на квантовых процессах. Вот почему гибридная нейронно-квантовая модель необходима для объяснения сознания.*”

6. Среди тех направлений, с которыми, по мнению участников дискуссии, будет взаимодействовать нейрокомпьютинг, помимо уже достаточно привычных его спутников, таких как


- современная нелинейная статистика (Э. Ойа, Р.М. Борисюк, Б. Каппен, Ю. Шурманн, Ю. Шмидхубер),
- искусственный интеллект (Р.М. Борисюк, Б. Каппен, Ю. Шурманн, Т. Мартинец),
- синергетика (Г. Хакен, Ю.В. Тюменцев)
- теория информации (С.А. Терехов),
- теория аппроксимации (С.А. Терехов),
- генетические и эволюционные алгоритмы (Р.М.Борисюк, Т. Мартинец, В.Г. Капралов и Л.А. Станкевич),
- нечеткая логика (В.Г. Капралов и Л.А. Станкевич),
- робототехника (А.А. Фролов, С.А. Терехов, М.Г. Кузьмина),
- физика и биохимия (М. Перус).

были названы также и относительно новые области:

- квантовые вычисления (Т. Мартинец, Д. Вентура, Р. Крисли, М. Перус),
- коллективная психология (С.А. Шумский),
- биология клетки (В.Л. Введенский),

По-видимому, к ним могут быть еще добавлены: философия, психология и нейроэстетика [33]. Возвращаясь к взгляду на историю нейрокомпьютинга, как на историю внедрения в него физических идей, можно вообразить, что и космология, и общая теория относительности, и другие концепции, названные Дэном Каттингом как элементы “*сумасшедших подходов*” к вычислениям (см. Приложение 1), могут стать предметами обсуждения в 21 веке.

Передовым рубежом, названным большинством участников дискуссии, остается понимание работы мозга. Но для того, чтобы достигнуть этого понимания, по словам Эррки Ойа, “*существующие нейросетевые модели чересчур просты и поэтому должны быть разработаны новые*”. Отсюда с очевидностью следует, что расширение взаимодействия между специалистами разных областей знания необходимо и неизбежно. Нужно объединение, к которому десять лет назад призывал В.И. Крюков, а на нашей дискуссии – С.В. Мостинская. Только объединив усилия, можно будет построить целостную картину мозга и сделать нейрокомпьютинг максимально полезным. Намек на то, что это действительно можно сделать, дает, например, следующая фраза Ж. Адамара [34], в которой мы найдем почти все темы (вкрапленные прямым шрифтом), обсуждавшиеся большинством участников Круглого стола:

 “Среди многочисленных комбинаций (“ложная” память), образованных нашим подсознанием (мозг, параллелизм), большинство безынтересно и бесполезно (по “гамбургскому счету”), ... только некоторые являются гармоничными (синхронизация) и поэтому одновременно красивыми (минимальная длина описания) и полезными (приложения); они способны возбудить науку специальную геометрическую интуицию (нейрокомпьютинг, правое полушарие), которая привлечет к ним наше внимание (внимательный нейрокомпьютер) и таким образом даст им возможность (вероятность, информация) стать осознанным (сознание, квантовые нейронные сети)”

ЛИТЕРАТУРА

1. A.A.Ezhov. Discussion. *Neural networks - theory and architecture. Proceeding in nonlinear science*. A.V.Holden, V.I.Kryukov eds. Manchester University Press, UK, 1990, pp.216-217.
2. C.Bishop. *Neural Networks for Pattern Recognition*, Oxford Univ. Press, 1995
3. B.D.Ripley *Pattern recognition and neural networks*, Cambridge University Press, 1996
4. S.Haykin. *Neural networks. A comprehensive foundation*. Prentice Hall, 1999
5. D.J.C. MacKay. *Information theory, pattern recognition and neural networks* -www.cs.toronto.edu/~mackay/itprnn/course.html
6. J.Schurmann. *Pattern recognition. A unified view of statistical and neural approaches*. Wiley, 1996
7. T.Masters. *Signal and image processing with neural networks*, 1994
8. В.Л. Введенский. *Общая модель развития для живой клетки и центральной нервной системы*. Сб. Научн. Трудов *Нейроинформатика-99*, т.1, с.147-155, МИФИ, 1999
(V.L.Vvedensky. On common model of the development of living brain and CNS. *Proc. Neuroinformatics-99*, vol.1, Moscow, 1999, 147-155, (in rus.))
9. A.A.Ezhov, V.L.Vvedensky, A.G.Khromov and L.A.Knizhnikova. *Self-reproducible neural network with synchronously changing neuronal threshold. Neurocomputers and attention. II-Connectionism and neurocomputers. Proceeding in nonlinear science*. A.V.Holden, V.I.Kryukov eds. Manchester University Press, UK, pp.523-534, 1991.
10. А.А. Ежов, С.А. Шумский. *Нейрокомпьютинг и его применения в экономике и бизнесе*. М. МИФИ, 1999. (A.A.Ezhov and S.A.Shumsky. *Neurocomputing and its applications in economics and business*, Moscow Institute of Engineering and Physics, Moscow, 1998 (in rus.)).
11. J.B.Pollack. *Recursive distributed representations. Artificial Intelligence*, **46**, 77-105, 1990.
12. M.Perus. *Neuro-quantum parallelism in brain-mind and computers. Informatica*, **20**, 173-183, 1996.
13. T.Menneer and A.Narayanan. *Quantum-inspired neural networks*. NIPS 95, Denver, Colorado, 1995.
14. D.Ventura. *Artificial associative memory using quantum processes. Proc.Int.Conf.Comput.Intell. and Nerosci.*, 2,218-221, 1998.

15. R.Chrisley. Learning in non-superpositional quantum neuro-computers. www.cogs.susx.ac.uk/users/ronc/quantum3/quantum3.html
16. A.A.Ezhov, Yu.A.Kalambet, L.A.Kniznikova. Neural networks: general properties and particular applications. *Neural networks - theory and architecture. Proceeding in nonlinear science*. A.V.Holden, V.I.Kryukov eds. Manchester University Press, UK, pp.39-45, 1990.
17. A.A.Ezhov. Empty classes, predictive and clustering thinking networks. *Neural Network World*, **4**, pp.671-688, 1994.
18. H.Schwenk and M.Milgram. Structured diabolito-networks for hand-written character recognition. In: M.Marinaro and P.G.Morasso (Eds.), *International Conference on Artificial Neural networks*, **2**, pp.985-988, Sorrento, Italy.
19. A.A.Ezhov and V.L.Vvedensky. Object generation with neural networks (when spurious memories are useful). *Neural Networks*, **9**, pp.1491-1495, 1996
20. D.Ventura and T.Martinez. A quantum associative memory based on Grover's algorithm. *Proc.Int.Conf.on Art.Neural Networks & Gen.Algorithms*, April, 1999
21. S.Hameroff and S.Rasmussen. Microtubulue automata: sub-neural information processing in biological neural networks In: *Theoretical aspects of neurocomputing*. World Scientific, Singapore,pp.3-12, 1991.
22. R.Penrose. *Shadows of mind*. Vintage, 1995.
23. С.Роз. *Устройство памяти. От молекул к сознанию*. М., Мир, 1995.379с. (S.Rose. *The making of memory. From molecules to mind*. Bantam Press,1992.)
24. E.Tulving. Interview in *J.Cognitive Neuroscience*, **3**, p.89,1991ä
25. И. Хофман. *Активная память*. М., Прогресс, 1986 (J.Hoffmann. *Das Aktive Gedächtnis*, Web Deutscher Verlag der Wissenschaften, Berlin, 1982)
26. П.В.Симонов.Созидающий мозг. Нейробиологические основы творчества. Наука, Москва, 1993 (P.V.Simonov. *Creative brain. Neurobiological foundations of creativity*. Nauka, Moscow (in rus.:resume in english))
27. G.A.Christos. On the origin of creativity and its evolution in the brain. *Evolution and Cognition*, **1**, pp.51-53, 1995
28. F.Crick and G. Mitchison. The function of dream sleep. *Nature*, **304**, pp.111-114, 1983.

29. W.Baxt. Use of an artificial neural network for data analysis in clinical decision-making: the diagnosis of acute coronary occlusion, *Neural Computation*, **2**, 480-489, 1990.
30. H.J.Kappen and J.P.Neijt. Neural network analysis to predict treatment outcome in patients with ovarian cancer
31. J.Schmidhuber. Facial beauty and fractal geometry. Note IDSIA-28-98, June 16, 1998
32. M.Perus. Neural networks, quantum systems, and consciousness. Science Tribune, May, 1997 www.tribunes.com/tribune/art97/peru1.htm
33. *Красота и мозг. Биологические концепции эстетики.* И.Ренчлер, Б.Херцбергер, Д.Эпстайн (ред.) М., Мир, 1995 (*Beauty and the brain.* I.Rentschler, B.Herzberger, D.Epsteins Eds. Birkhauser Verlag, Basel, 1988)
34. Ж.Адамар. *Исследование психологии изобретения в области математики.* М., Советское радио, 1970

Пустая страница

На с.121-127 в сборнике были фотографии с Круглого стола

Пустая страница

Подчиняются ли квантовые нейронные сети ограничениям тезиса Черча-Тьюринга

Дэн Каттинг

Университет Нового Южного Уэльса, Австралия

- Что такое классические вычисления?
- Что такое тезис Черча-Тьюринга?
- Что такое разрешимость?
- Являются ли нейронные сети в чем-то лучшими, чем обычные классические компьютеры?
 - Что такое квантовые вычисления?
 - Как могла бы выглядеть квантовая нейронная сеть?
 - Мог ли бы тезис Черча-Тьюринга применяться к квантовым нейронным сетям?

Классические вычисления

Каждый из когда-либо построенных компьютеров является фон Неймановским. Такие компьютеры реализуют алгоритмы, следуя простым дискретным инструкциям (кодам машинного языка), которые являются полностью детерминистическими и последовательными. Их действие осуществляется элементами, имеющими конечное число информационных состояний, известных как *биты*, и логическими вентилями, которые воздействуют на эти биты. Все это называется классической моделью вычислений. По существу Аналитическая Машина Бэббиджа, 200 или 300 летней давности¹, была столь же вычислительно мощной, как и сегодняшние наиболее высокопроизводительные суперкомпьютеры. Не существует такой задачи, которую мог бы решить современный компьютер, но не могла бы решить Аналитическая Машина, если ей предоставить для этого необходимое время. Эта идея суммируется в тезисе Черча-Тьюринга.

Тезис Черча-Тьюринга

Тезис Черча-Тьюринга не является математической теоремой. Он не может быть доказан, а лишь интуитивно кажется правильным. Тезис был независимо предложен Алонсо Черчем и Аланом Тьюрингом. Он говорит, что все механизмы, реализующие вычислительные алгоритмы, по сути, являются одинаковыми. Тезис утверждает, что не существует метода, который мы сами использовали бы для решения некоторой задачи, но который не мог бы быть реализован в виде некоторой компьютерной программы. Это кажется правдой. Например, если вас попросят перемножить два числа, то вы, вероятно, будете следовать простому алгоритму, который может быть запрограммирован. Если же вас попросят разложить число на множители, то вы также могли бы использовать некоторый метод, который опять же может быть описан программой. Главное заключается в том, что, по-видимому, не существует такой алгоритмической проблемы, которую может решить человек, но не может решить компьютер. Верно и обратное. Любая компьютерная программа могла бы быть взята человеком и содержащиеся в ней инструкции он может выполнить карандашом на листе бумаги. Однако, более важным является то, что тезис Черча-Тьюринга утверждает, что только частично рекурсивные функции, имеющие завершение, могут быть запрограммированы. Остановка вычисления является центральной частью этого тезиса.

Машина Тьюринга является абстрактным вычислительным устройством, к которому могут быть сведены все существующие компьютеры. Она состоит из читающей/пишущей головки и длинной ленты. Головка может считывать символы с ленты и записывать их на ленту. На каждом шаге машина может решить, что делать дальше следуя очень простой программе, включающей команды условного перехода, команды чтения/записи и сдвиги ленты. Лента может быть сколь угодно длинная для того, чтобы мы могли решить данную проблему, но она не должна быть бесконечной, и это ключевой момент. Если проблема может быть решена, то она может быть решена на машине Тьюринга, имеющей конечную ленту. Именно машина Тьюринга используется для иллюстрации того, является ли тот или иной алгоритм выполнимым за конечное время, в конечном пространстве. Если она не может этого сделать, алгоритм не выполним.

Разрешимость

Аксиоматическая система является разрешимой, если существует машина Тьюринга, способная определить какие утверждения аксиоматической системы являются истинными, а какие ложными. Если для машины Тьюринга может быть создана программа, которая возьмет все утверждения аксиоматической системы и определит значения их истинности, тогда система разрешима. По существу это означает нахождение конечного останавливающегося алгоритма для определения истинности или ложности высказывания. Любой алгоритм, который это способен сделать, называется вычислимым. Тезис Черча-Тьюринга утверждает, что существует уровень вычислимости, который мы не можем превзойти. Все компьютеры используют этот уровень вычислимости. Поэтому все компьютеры вычислительно эквивалентны. Реальный вопрос в том, не могут ли квантовые нейронные сети (или в общем случае квантовые компьютеры) использовать уровень вычислимости выходящий за предел, определенный тезисом Черча-Тьюринга.

Нейронные сети -- действительно это что-то другое?

Нейронная сеть является структурой, которая функционирует вследствие связей между узлами, или нейронами. Она не использует какое-либо формальное символическое описание, как обычные компьютеры, а просто обучается на примерах воспроизводить значение выхода для данного входа. (Я ограничиваюсь здесь обычными сетями с прямым распространением сигнала – аналогичное рассуждение может быть распространено на любой тип сети) Значит ли это, что нейронная сеть обладает некоторым внутренне присущим экстраординарным уровнем сложности, превосходящим тот, что свойственен обработке символов? Определенно нет. Большинство нейронных сетей симулируются на стандартных классических компьютерных архитектурах, поэтому нет возможности, чтобы они оказались более эффективными. А если сети реализованы аппаратно? Опять ответом будет “нет”, поскольку *хардвэр* использует те же модели, что и реализованные в *софте*. Поэтому мы вправе сказать, что можно было бы создать машину Тьюринга, которая производила бы те же действия, что и нейронная сеть. Если это так, то никакая нейронная сеть не могла бы быть вычислительно более мощной, чем обычный классический компьютер – в действительности они эквивалентны, по крайней мере, в смысле разрешимости.

Могла ли бы квантовая нейронная сеть быть более мощной, чем обычная нейронная сеть? Я оставлю пока этот вопрос, поскольку прежде должен обсудить современную теорию квантовых компьютеров.

Квантовое поведение

“Кубит” – это квантовый бит, который можно рассматривать так же как и цифровой бит в компьютере, за исключением одного важного различия. Хотя в цифровом компьютере бит может принимать лишь значения 0 или 1, кубит может иметь значения 0,1 или же оба одновременно. Я объясню, что это означает, но сначала я расскажу, как кубит может быть создан.

Мы можем сконструировать кубит, используя атом некоторого элемента – возьмем для примера водород. Атом водорода состоит из ядра (которое нас не интересует) и орбитального электрона. Этот электрон может существовать на различных энергетических уровнях, или орбиталях вокруг ядра. Эти различные орбитали могут использоваться для представления бинарных значений 0 и 1, которые известны нам по цифровым компьютерам. Мы могли бы предположить, например, что атом водорода в основном состоянии (т.е. в состоянии, в котором электрон находится ближе всего к ядру) представляет собой значение 0. Подобным же образом, мы можем сказать, что атом, электрон которого находится на первом возбужденном уровне, представляет значение 1. Для перевода электрона с одного уровня возбуждения на другой мы можем воздействовать на него поляризованным излучением лазера – по существу мы вводим в нашу систему фотоны. Как только они инжектируются, электрон начинает переходить с одного уровня энергии на другой. Так что, для того чтобы перевернуть бит из 0 в 1 мы просто облучаем атом достаточным количеством света так, чтобы электрон перешел на более высокий энергетический уровень. Для того чтобы перевести 1 в 0, мы делаем то же самое, так как перегрузка электрона приведет к переходу его назад в основное состояние. Логически это эквивалентно действию вентиля NOT, т.е. одной из тех операций, которые требуются нам в компьютере для вычислений. Используя аналогичные идеи, мы можем сконструировать вентили AND и COPY, которые вместе с вентилем NOT составляют три основные компоненты вычислительного устройства.

До сих пор мы не видели качественного различия между использованием обычных битов и кубитов, но нечто странное происходит, если мы облучаем атом светом, которого достаточно лишь для того, чтобы

электрон проделал половину пути между уровнями возбуждения. Поскольку электроны не могут в действительности существовать в пространстве между этими уровнями, они существуют НА ОБОИХ уровнях одновременно. Это известно как “суперпозиция”. Эта суперпозиция позволяет нам теоретически вычислить одновременно несколько возможностей, так как группа кубитов может представлять одновременно несколько чисел. Если мы возьмем один “кубайт”, то есть 8 кубитов, то мы сможем одновременно представить 256 чисел. С числом кубитов количество представимых чисел растет по закону 2^n , где n -число кубитов.

Для вычислений с использованием свойства суперпозиции мы можем создать набор кубитов, перевести их в состояния суперпозиции и затем осуществить над ними действие. Когда алгоритм будет завершен, суперпозиция может быть сколлапсирована, и будет получен определенный результат – т.е. все кубиты перейдут в состояния 0 или 1. В основном, вы можете считать, что алгоритм как бы параллельно действует на все возможные комбинации определенных состояний кубитов (т.е. 0 или 1) – трюк, известный как квантовый параллелизм.

Итак, действительный вопрос здесь в том можно ли получить с помощью описанного квантового вычисления нечто еще не достигнутое с помощью обычных классических компьютеров? Ответ, конечно, положительный. Квантовое вычисление обеспечивает громадное преимущество по скорости. Рассмотрим задачу, которая требует исключительно большого времени вычислений на классическом компьютере, такую как факторизация 250-значного числа. По имеющейся оценке 1400 параллельно работающих современных компьютеров решат ее примерно за 800 тыс. лет. Даже если будут разработаны более производительные компьютеры, и мы найдем пути лучшего интегрирования широкомасштабного параллелизма, проблема все еще останется экспоненциально сложной. Однако для квантового компьютера сложность проблемы будет полиномиальной по времени, а не экспоненциальной. Например, 1000-значное число можно будет факторизовать лишь за несколько миллионов шагов. Основная вера связана здесь с тем, что, используя параллельную природу квантовых явлений (т.е. суперпозицию), мы сможем вычислять все возможности параллельно.

Однако, это не философский камень вычисления. Квантовое вычисление, по крайней мере, в имеющейся форме, НЕ позволяет вычисления чего-либо более сложного, нежели то, что может быть осуществлено на обычном классическом компьютере. Объем задачи, которую мы можем

решить, ограничено числом используемых кубитов, и мы не можем решать задачи без остановки через необходимо конечное время. В этом отношении квантовый компьютер не более чем быстрая машина Тьюринга. По сути, дело в том, что квантовый компьютер все еще остается подвластен ограничениям тезиса Черча-Тьюринга. Существует пара исключительно сумасшедших теорий о том, как их можно обойти, но я поговорю о них в конце моего выступления.

Справедлив ли тезис Черча-Тьюринга для всех квантовых компьютеров, не совсем ясно. Квантовые вычисления, о которых мы говорили до сих пор, осуществляются очень сходным образом с действием обычных компьютеров (т.е. с использованием битов, логических вентиляей, памяти и т.п.), но не существует прямых доводов полагать, что это означает невозможность разработки других типов квантовых вычислений, которые являются существенно более мощными. Одной из таких моделей может быть квантовая нейронная сеть. Хотя возможно построить квантовую нейронную сеть, используя кубиты и т.п., как это описано выше, это было бы эквивалентно конструированию обычной нейронной сети на классической машине и обеспечило бы преимущества перед обычной нейронной сетью только по скорости, но не по вычислимости. Если мы хотим сконструировать квантовую нейронную сеть, не ограниченную тезисом Черча-Тьюринга, мы должны подумать о радикально ином подходе к кубитам и логическим вентилям. Это конечно очень трудно, и до сих пор серьезных попыток в данном направлении не предпринималось. Хотя некоторые предложения, которые могут служить началом поиска нового типа квантовых вычислений, действительно существуют.

Какие существуют модели квантовых нейронных сетей

По-видимому, в мире имеется несколько исследовательских институтов, ведущих работы над концепцией квантовой нейронной сети, например Технический Университет в Джорджии и Оксфордский университет. Большинство, однако, воздерживается от публикации своих работ. Вероятно, это связано с тем, что потенциально реализация квантовой нейронной сети значительно более проста, чем обычного квантового компьютера, и каждый институт желает выиграть квантовую гонку. Теоретически проще построить квантовую нейронную сеть, нежели квантовый компьютер, по одной причине. Эта причина – когерентность. Суперпозиция многих кубитов снижает сопротивляемость к шуму в квантовом компьютере, а шум может потенциально вызвать коллапс или

декогеренцию суперпозиции, прежде чем будет проведено полезное вычисление. Однако, так как квантовые нейронные сети не будут требовать очень длинных периодов или очень многих суперпозиций на нейрон, они будут менее подвержены действию шума, продолжая осуществлять вычисления, подобные тем что проводятся обычной нейронной сетью, но во много раз быстрее (фактически экспоненциально).

Квантовые нейронные сети могли бы реализовывать свое экспоненциальное преимущество в скорости, используя суперпозицию величин входов и выходов нейрона. Но другим преимуществом, которое могло бы быть получено, заключается в том, что так как нейроны могут обрабатывать суперпозицию сигналов, то нейронная сеть могла бы в действительности иметь меньшее число нейронов в скрытом слое при обучении аппроксимации данной функции. Это бы позволило строить более простые сети с меньшим числом нейронов и, следовательно, улучшать стабильность и надежность их работы (т.е. для сети сократилось бы число возможностей потерять когерентность). Если все это принять во внимание, то не могла бы квантовая нейронная сеть быть вычислительно более мощной, чем обычная сеть? В настоящее время ответ кажется отрицательным, так как все квантовые модели используют конечное число кубитов для проведения своих вычислений, и это является ограничением.

Обход ограничений тезиса Черча-Тьюринга

Ранее я отметил, что существует ряд странных теорий относительно того, как можно было бы использовать квантовый компьютер для реализации алгоритмов существенно более сложных, чем те, которые разрешимы машиной Тьюринга. Держим в уме, что они носят в высшей степени спекулятивный характер (что, как я предполагаю, в любом случае относится ко всей области квантовых вычислений). Проведение вычислений, не имеющих конечного состояния (т.е. неразрешимого алгоритма) не могло бы быть возможным как на классическом, так и на имеющихся моделях квантового компьютера. Например, доказательство гипотезы Гольдбаха путем одновременной проверки всех случаев. Гипотеза Гольдбаха формулируется следующим образом “Каждое четное число может быть представлено в виде суммы двух простых чисел”. Можно было бы написать алгоритм (который не имеет остановки) для решения этой проблемы, который просто берет каждое четное число и перебирает натуральные числа до нахождения двух его простых нечетных слагаемых. Если бы мы могли использовать этот алгоритм бесконечное время, то

смогли бы найти нечетные слагаемые всех четных чисел. Конечно, это невозможно на машине Тьюринга, поскольку в этом случае алгоритм не имеет остановки. И поскольку квантовый компьютер вычислительно эквивалентен машине Тьюринга, он также не способен найти ответ.

Одно из интересных решений этой проблемы предполагает использование норы червяка². Если мы создадим замкнутый ход червяка и используем его как часть нашего квантового компьютера, то мы могли бы иметь бесконечное время необходимое для вычисления ответа, просто проводя вычисление в замкнутой бесконечной петле. Другое предложение состоит в расширении чевячного хода в то что известно как “basement universe” – существенно новый мир внутри нашего собственного – а затем создание другого мира внутри уже созданного и так до бесконечности. Если мы создадим эти миры, используя эффект замедления времени (в согласии с общей теории относительности), тогда бы мы смогли выполнять каждое действие несколько быстрее, чем в мире-родителе. Все что мы должны бы были сделать далее, это скопировать наш квантовый компьютер из этих миров в их потомков и т.д. и это вернет результат бесконечно долгого вычисления за конечное время, фактически мгновенно.

Заключение

Эти теории прекрасны в своем сумасшествии, но, тем не менее, интересны. Они дают некоторый способ вырваться за пределы ограничений тезиса Черча-Тьюринга, чего не могут обеспечить существующие модели квантового компьютера. Если некоторые правдоподобные конструкции квантовой нейронной сети, которая действует на отличных квантовых принципах, была бы создана, то она возможно также не была бы ограничена этим тезисом. Однако, это кажется крайне маловероятным, поскольку до сих пор все модели, квантовые, классические, коннекционистские или другие, имели аналогичные компоненты и недостатки

¹ В действительности, в начале 19 века (*Прим. Ред.*)

² Согласно недавно предложенной космологической теории вселенная может породить потомка, который возникает вначале в виде некоторой неоднородности (выпуклости) и преобразуется в некое подобие протуберанца, связанного с материнской вселенной узкой пуповиной, которая и называется норой червяка (wormhole). Из вселенной-родителя

она выглядит как черная дыра. Эта пуповина, утончаясь, может порваться (что будет выглядеть как испарение черной дыры), и тогда вселенная-потомок отделится от материнской. Согласно теории советского физика Андрея Линде, наш мир образовался именно таким образом, как маленький пузырек пространства-времени, который расширился в ходе того, что мы называем Большим Взрывом. (*Прим. Ред.*)

Пустая страница

Кто мы, куда мы идем, как путь наш измерить?

А.Н. Горбань

Пленарный доклад на открытии конференции
Нейроинформатика-99, МИФИ, 20 января 1999 года.

Памяти Ф. Розенблатта, указавшего путь [1]

Именно эти вопросы лежат в центре внимания нашего Круглого стола, именно их мы задаем себе в разной форме. Чтобы честно ответить и приблизиться к объективности, необходимо пройти между Сциллой и Харибдой – между привычной саморекламой модного направления (нейроинформатика, дескать, может все) и столь же привычным уничтожением (в нейроинформатике нет ничего нового, на ее счету нет ни одной решенной серьезной проблемы). Пока не заданы точка отсчета и мера для пройденного пути, верными будут все варианты ответа – в том числе и самые крайние.

Так что же такое нейроинформатика? Для меня сегодня здесь нейроинформатика – это направление науки и информационной технологии, занимающееся разработкой и исследованием методов решения задач с помощью нейронных сетей. Базовый пример искусственной нейронной сети, к которому я буду обращаться – это слоистая сеть из стандартных нейронов (рис. 1).

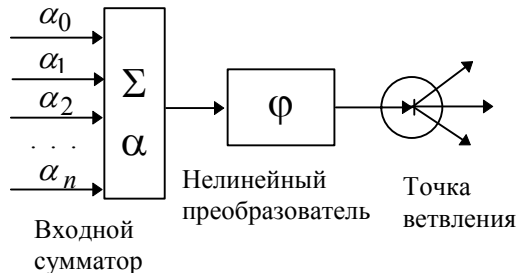


Рис. 1. Стандартный нейрон

Одной фиксацией того, «чем занимается» данная область науки, ее определить нельзя. Важнейшей составляющей, фактически конституирующей научное направление, является «ВЕЛИКАЯ ПРОБЛЕМА», вокруг которой концентрируются усилия. Можно даже сказать категорически: нет великой проблемы – нет и области науки, но только более или менее квалифицированная имитация (вопрос – зачем и кому нужны имитации – забавен, но уведет нас сильно в сторону). Именно основные проблемы придают смысл каждой конкретной работе.

В чем же состоит «ВЕЛИКАЯ ПРОБЛЕМА» для нейроинформатики? Что придает смысл этому огромному потоку работ? Как мы скажем, так и будет – невозможно отделить рефлексивное исследование смысла деятельности от его порождения и приписывания смысла «post factum».

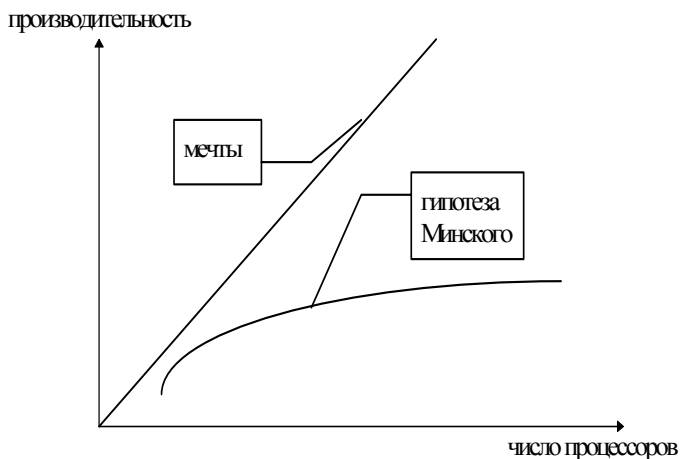


Рис. 2. Гипотеза Минского.

Есть два направления поиска смысла – это, во-первых, исследование мозга (разгадка тайн мышления) и, во-вторых, проблемы эффективности вычислений. Многих вдохновляет знамя «мозгоподобных» компьютеров, но это для меня – чужое знамя. Здесь мне не хватает определенности проблемы – определенности разрыва в деятельности: чего мы не можем сейчас и что сможем после решения? Мозгоподобный компьютер – скорее метафора, чем обозначение проблемы. Впрочем, у каждого свой символ веры, хотя всего их и немного.

На роль центральной проблемы, решаемой всей нейроинформатикой, претендует *проблема эффективного параллелизма*. Давно канула в

прошлое наивная идея: возьмем побольше процессоров и у компьютера пропорционально возрастет производительность. Хорошо известна «гипотеза М. Минского» (рис. 2): производительность параллельной системы растет (примерно) пропорционально логарифму числа процессоров и уж по крайней мере является выпуклой вверх (т.е. вогнутой) функцией (обсуждение этих вопросов можно найти в [2]).

Сейчас все чаще как средство преодоления этого ограничения применяется следующий подход: для различных классов задач строятся максимально параллельные алгоритмы решения, использующие какую-либо абстрактную архитектуру (парадигму) мелкозернистого параллелизма, а для конкретных параллельных компьютеров создаются средства реализации параллельных процессов заданной абстрактной архитектуры. В результате появляется эффективный аппарат производства параллельных программ. Нейроинформатика поставляет универсальные мелкозернистые параллельные архитектуры для решения различных классов задач. Таким образом, она используется для решения проблемы эффективного параллелизма по следующей схеме (рис. 3).

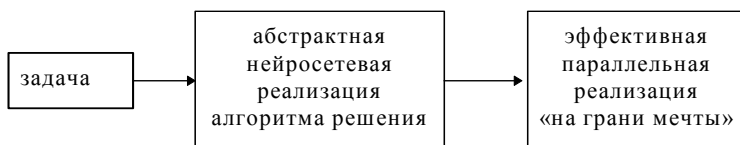


Рис. 3. Путь к эффективному параллелизму.

Одна из центральных проблем исследования мозга и создания «мозгоподобных» устройств – все та же проблема эффективного параллелизма: как мозг использует свой миллиард нейронов для эффективной параллельной работы? Так что противоречия между различными путями поиска смысла не столь велики.

В дополнение к «великой проблеме» эффективного параллелизма приведу и великую прикладную задачу, которая может быть решена на этом пути. **Управляемый термоядерный синтез** требует новых средств для удержания горячей плазмы и, шире, для управления ее состоянием. Кажется вполне вероятным, что уже исчерпаны возможности развития физических ловушек и существенное повышение устойчивости на этом пути недостижимо. Быть может, пришла пора для создания кибернети-

ческой системы, которая распознает неустойчивости и эффективно их гасит. Известен нейро-эквilibрист – тележка, управляемая самообучаемой нейросетью, удерживающая на себе тонкий стержень в неустойчивом вертикальном положении. Может ли нейронная сеть за время порядка 10^{-8} с распознать изменения в состоянии плазмы и рождение неустойчивостей, выработать и реализовать управляющее решение? Вполне вероятно, что это возможно: Время срабатывания одного слоя сети вполне может быть порядка $0,3 \times 10^{-8}$ с, трех-пяти слоев может быть вполне достаточно, поэтому такое быстроедействие достижимо, если между сетью и плазмой нет дополнительных устройств, приводящих к значительному запаздыванию, информация воспринимается сетью непосредственно через систему связанных с ней сенсоров, а сигналы выходных нейронов непосредственно воздействуют на плазму (скорее всего, каким-либо электромагнитным полем) – как в магии «мышление есть действие». Приблизительную оценку необходимого числа нейронов можно получить, как число неустойчивых степеней свободы, которые нужно подавить. В целом такой проект кажется вполне реализуемым современными средствами и не слишком дорогостоящим по сравнению с другими средствами удержания плазмы.

Но что это мы только о великих задачах? И вообще, не все полезное и интеллектуальное является наукой. Вот в персональных компьютерах, например, важнее всего не научность, не продвижение в решении великих проблем, а система услуг, которые они предлагают пользователю. Что если рассмотреть нейроинформатику, *как сферу услуг*, к чему это нас приведет?

В системе услуг, оказываемых реальному потребителю нейроинформатикой, основное место сейчас занимает обработка данных, включая адаптивную обработку сигналов [3]. Центральное место на рынке услуг занимают финансовые приложения [4]. Далее идут военно-промышленные (и тут по понятным причинам нет исчерпывающего обзора литературы), а затем – медицинские приложения (примеры можно найти в [5]). На мой взгляд, центральное достижение нейроинформатики за прошедшее десятилетие в сфере интеллектуальных услуг – систематическое использование нейронных сетей *для извлечения знаний из данных*. На второе место я бы поставил широкое распространение *нейросетевых способов визуализации данных*, основанных на самоорганизующихся картах Кохонена [6]. Что же касается разного рода *задач распознавания образов и нелинейной регрессии*, то в настоящее время существуют десятки (или даже сотни) нейросетевых программных про-

дуктов, дающих пользователю такую возможность и тысячи работ, в которых эта возможность использовалась.

Нейросетевое извлечение знаний из данных основано на двух обстоятельствах: Во-первых, нейронная сеть обычно сильно избыточна – связей слишком много для решения данной конкретной задачи – и можно прореживать ее, постоянно подучивая так, чтобы остались только необходимые связи. Во вторых, разреженная сеть может быть прочитана как явный алгоритм решения задачи (например, в форме дерева решений) – что в сущности и есть явное знание. В особенности это просто, если придерживаться некоторых правил прореживания, обеспечивающих легкость прочтения. Можно, например, сначала добиваться равномерной минимизации числа входных связей всех нейронов, потом уменьшать число нейронов, число входов сети и, наконец, уничтожать из оставшихся связей все, что возможно. Такое упрощение производится на основе анализа показателей чувствительности, либо за счет введения в оценку качества обучения штрафа за сложность структуры. Оба этих способа были введены и изучены в монографии [7], однако большее распространение получили иные варианты алгоритмов [8,9]¹.

Частным случаем прореживания нейронных сетей является выделение минимальных наборов входных сигналов, достаточных для решения задачи. Такие наборы неединственны, как, впрочем, не является единственным любое знание, основанное на данных – всегда возможны иные варианты (за исключением совсем уж тривиальных и малоинтересных случаев). **Минимизация описания** – еще одна область услуг, оказываемых нейроинформатикой.

Распространение нейроинформатики сродни той информационной революции, которую произвели персональные компьютеры, одной важнейшей особенностью – переходом **от элитных высот к профанным техникам** (техникам, которые может освоить каждый человек с некоторым общим образованием – не более того, то есть профан, а не профессионал). Профанация – это не всегда плохо. Сакральные восточные

¹До сих пор удивляюсь, почему в распространенных на Западе алгоритмах прореживания используются показатели чувствительности, основанные на анализе вторых производных, когда намного быстрее и дешевле использовать средние значения модулей первых производных в ходе обучения [7]. Методы же *нулевого порядка* заключаются в отбрасывании малых связей и куда менее эффективны.

боевые искусства преобразуются во вполне профанный западный спорт – и ничего. Техника эволюционирует в сторону все большей профанности, и это нормально.

Огромная популяция разнообразных нейросетевых алгоритмов заселяет арéal обработки данных, заменяя статистическую доказательность [10] нейросетевым правдоподобием. Во многих областях этого достаточно, особенно для предварительных выводов или советов. Алхимия финансовых решений – наилучший пример. Но необходим и обратный процесс – от правдоподобия к доказательности. В качестве одной из насущных задач, ключевых для дальнейшего продвижения нейронинформатики, укажу *проблему доказательности нейровычислений*. Необходимы регулярные средства верификации обученных нейронных сетей с точной оценкой надежности. Должна возникнуть новая область: «теория надежности искусственных нейронных сетей». Иначе многие серьезные приложения будут для нас недоступны.

Важным средством обоснования экспансии искусственных нейронных сетей служат результаты о том, что «нейронные сети могут все», что с помощью нейронных сетей можно сколь угодно точно вычислить любую функцию многих переменных [11]. Однако в этом вопросе возникла настолько распространенная путаница, что придется остановиться на нем более подробно. В качестве символа веры многие авторы используют знаменитую теорему Колмогорова-Арнольда о представлении непрерывных функций нескольких переменных в виде суперпозиции непрерывных функций одного переменного [13,14]. Эта теорема, однако, утверждает возможность *точного* представления функций многих переменных с помощью *очень специального набора функций* одного переменного. Эти функции очень экзотичны, в частности, нигде не дифференцируемы. Напротив, с помощью нейронных сетей строятся *приближенные* представления функций многих переменных. При этом вообще *отсутствуют ограничения на функции одного переменного* – достаточно всего одной – лишь бы она была нелинейной [12]. Соответствующие теоремы не имеют никакого отношения к замечательной теореме Колмогорова-Арнольда, а являются обобщением не менее замечательной теоремы Стоуна [15], которая в свою очередь обобщает теорему Вейерштрасса о приближении функций многочленами. Пусть X – компакт, $C(X)$ – пространство непрерывных функций на X , $M \subset C(X)$ – линейное подпространство, элементы M разделяют точки в X (для любых x, y из X существует такое $f \in M$, что $f(x) \neq f(y)$) и $1 \in M$.

Теорема Стоуна. Если M – подалгебра в $C(X)$ (т.е. для любых $f, g \in M$, $fg \in M$) то M – плотно в $C(X)$.

Обобщенная аппроксимационная теорема. Если существует непрерывная нелинейная функция одного переменного φ , для которой при любом $f \in M$ также и $\varphi(f) \in M$, то M – плотно в $C(X)$.

Следствие. Для любой непрерывной нелинейной функции активации стандартного нейрона (рис.1) φ с помощью нейронных сетей можно сколь угодно точно равномерно приблизить любую непрерывную функцию многих переменных на любом замкнутом ограниченном множестве.

Существует регулярная простая процедура получения нейросетевой аппроксимации непрерывных функций на ограниченных множествах (в том числе – и на конечных – это важно для решения задач регрессии). Это – обучение так называемого $1^{1/2}$ -слоистого аппроксиматора с добавлением нейронов по одному. В этой сети существует всего один слой стандартных нейронов и один выходной сумматор, получающий все выходные сигналы нейронов. Каждый новый ($n+1$ -й) нейрон обучается минимизировать среднеквадратичную ошибку аппроксимации функции сетью (при фиксированных параметрах n первых нейронов). Процесс сходится – средний квадрат ошибки стремится к нулю.

Существуют ли математические достижения, порожденные нейронформатикой? Положительный ответ на этот вопрос мог бы служить для доказательства зрелости этой области науки. Я полагаю, что ответ: «да». Внутри нейроинформатики созрел (или дозрел до общепотребительной формы) результат, который должен войти в учебники математического анализа и, тем самым, важнее многих и многих технических изобретений. Его значение для вычислительной математики и всего того, что по-английски именуют «computer sciences», выходит далеко за пределы нейроинформатики. Речь идет об основе адаптационных способностей нейронных сетей – двойственности и быстром дифференцировании функций, вычисляемых сетями. Метод обратного распространения ошибки порой рассматривают как правило обучения. Это не самая продуктивная точка зрения: конечно, движение против градиента уменьшает значение функции, но все же вычисление производных естественно рассматривать отдельно от оптимизации. Метод обратного распространения ошибки – способ вычисления градиента оценки. Исходно он был сформулирован для среднеквадратичных уклонений от правильного ответа, но нетрудно усмотреть в нем метод вычисления градиента любой функции, вычисляемой сетью.

Чтобы разобраться в этом вопросе, обсудим одну "очевидную" догму, без разрушения которой было бы невозможно эффективное обучение нейронных сетей. Пусть вычислительные затраты (оцениваемые временем, затраченным некоторым универсальным вычислительным устройством) на вычисление одного значения функции n переменных $H(x_1, \dots, x_n)$ примерно равны T . Сколько времени потребуется тому же устройству на вычисление $\text{grad}H$ (при разумном составлении программы)? Большинство математиков с университетским дипломом ответит:

$$T_{\text{grad}H} \sim nT_H.$$

Это неверно! Правильный ответ:

$$T_{\text{grad}H} \sim CT_H.$$

где C – константа, не зависящая от размерности n (в большинстве случаев $C \sim 3$).

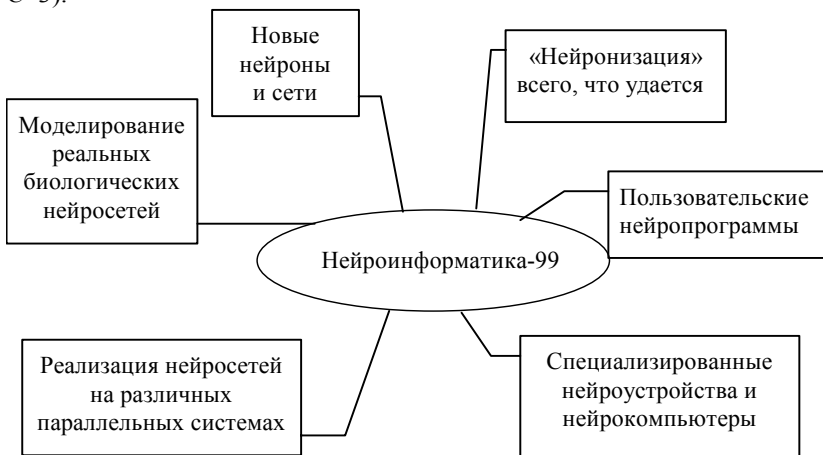


Рис. 4. Нейроинформатика-99. Основные направления работ.

Для всех функций многих переменных, встречающихся на практике, в том числе, и для функций, вычисляемых нейронными сетями, необходимые вычислительные затраты на поиск их градиента всего лишь в два-три раза превосходят затраты на вычисление одного значения функции. Это удивительно – ведь координатами вектора градиента служат n

частных производных, а затраты на вычисление одной такой производной в общем случае примерно такие же, как и на вычисление значения функции. Почему же вычисление всех их вместе дешевле, чем по отдельности?

«Чудо» объясняется довольно просто: нужно рационально организовать вычисление производных сложной функции многих переменных, избегая дублирования. Для этого необходимо подробно представить само вычисление функции, чтобы потом иметь дело не с «черным ящиком», преобразующим вектор аргументов в значение функции, а с детально описанным графом вычислений.

Поиск $\text{grad}H$ удобно представить как некоторый двойственный процесс над структурой вычисления H . Промежуточные результаты, появляющиеся при вычислении градиента, являются ни чем иным, как множителями Лагранжа. Оказывается, что если представить H как сложную функцию, являющуюся суперпозицией функций малого числа переменных (а по-другому вычислять функции многих переменных мы не умеем), и аккуратно воспользоваться правилом дифференцирования сложной функции, не производя по дороге лишних вычислений и сохраняя полезные промежуточные результаты, то вычисление всей совокупности $\partial H/\partial x_i$ ($i=1, \dots, n$) немногим сложнее, чем одной из этих функций – они все собраны из одинаковых блоков.

Я не знаю, кто все это придумал первым. В нейроинформатике споры о приоритете ведутся до сих пор. Конец переоткрытиям положили две работы 1986 г.: Румельхарта, Хинтона и Вильямса [16] и Барцева и Охонина [17]. Однако первые публикации относятся к 70-м и даже 60-м годам нашего столетия. По мнению В.А.Охонина, Лагранж и Лежандр также вправе претендовать на авторство метода. Подробному изложению математического содержания этих методов посвящена глава 3 книги [18].

Чтобы представить в целом поле деятельности в современной нейроинформатике полезно с высоты птичьего полета обрисовать основные направления исследований. Вариант такой карты дан на рис. 4. Основной вал работ посвящен «*нейронизации*» – построению и применению нейросетевых методов для решения различных поддающихся им задач, однако не менее важны и другие направления. В *пользовательских нейропрограммах* в форме готовых услуг реализуются нейросетевые методы решения задач, *моделирование реальных нейросетей* является неиссякаемым источником идей и аналогий, а удачные *новые модели нейронов и сетей*, хотя и редко появляются, но могут сильно повлиять на все остальные направления. Что же касается *реализации нейронных*

сетей на обычных параллельных вычислительных структурах, либо в виде специализированных устройств и нейрокомпьютеров, то будущее, безусловно, за ними. Следует отметить, что при построении нейрокомпьютеров существенную сложность представляет как раз не реализация нейросетей – это просто, а представление в более-менее стандартной форме процессов преобразования данных и их интерпретации, формализации типовых постановок задач и приемов обучения и др. [19].

В заключение попробую сформулировать, что же все-таки дает нейросетевая реализация решения задачи:

1. Простую параллельную реализацию на любых параллельных структурах.
2. Реализацию на специальных, быстрых и дешевых нейро(со)процессорах.
3. Реализацию на надежных системах из ненадежных (в том числе – аналоговых) элементов.
4. Простое дополнение блоками адаптации.
5. Возможность очень быстрых реализаций.
6. Возможность «явизации» неявного знания с использованием разреживаемых нейронных сетей.
7. Минимизация описания.

.....

Что еще дают нейросети?

.....

N+1. Универсальность – стандартные методы для решения многих, в том числе – нестандартных – задач. ...

Литература²

1. Розенблатт Ф. Принципы нейродинамики. Перцептрон и теория механизмов мозга. М.: Мир, 1965. 480 с.
2. Системы параллельной обработки / Под ред. Д. Ивенса. М.: Мир. 1985.
3. Уидроу Б., Стирнз С. Адаптивная обработка сигналов. М.:Мир, 1989.

² В мою задачу ни в коей мере не входил обзор литературы. Предлагаемый список содержит только те работы, ссылки на которые существенны для понимания текста заметки.

4. Ежов А.А., Шумский С.А. Нейрокомпьютинг и его приложения в экономике и бизнесе. М.: Изд-во МИФИ, 1998.
5. Горбань А.Н., Россиев Д.А. Нейронные сети на персональном компьютере. Новосибирск: Наука (Сиб. отделение), 1996. 276 с.
6. Kohonen T. Self-Organizing Maps. Springer, 1997.
7. Горбань А.Н. Обучение нейронных сетей. М.: изд. СССР-США СП "Параграф", 1990. 160 с.
8. Le Cun Y., Denker J.S., Solla S.A. Optimal Brain Damage // Advances in Neural Information Processing Systems II (Denver 1989). San Mateo, Morgan Kaufman, 1990. PP. 598-605.
9. Prechelt L. Comparing Adaptive and Non-Adaptive Connection Pruning With Pure Early Stopping // Progress in Neural Information Processing (Hong Kong, September 24-27, 1996), Springer, Vol. 1. PP. 46-52.
10. Кендалл М., Стьюарт А. Статистические выводы и связи. – М.: Наука, 1973.- 900 с.
- 11.. Cybenko G. Approximation by superposition of a sigmoidal function. Mathematics of Control, Signals, and Systems, 1989. Vol. 2. PP. 303 - 314.
12. Горбань А.Н. Обобщенная аппроксимационная теорема и вычислительные возможности нейронных сетей // Сибирский журнал вычислительной математики, 1998. Т. 1, № 1. С. 12-24.
13. Колмогоров А.Н. О представлении непрерывных функций нескольких переменных в виде суперпозиции непрерывных функций одного переменного. Докл. АН СССР, 1957. Т. 114, №. 5. С. 953-956.
14. Арнольд В.И. О представлении функций нескольких переменных в виде суперпозиции функций меньшего числа переменных // Математическое просвещение, 1958. Вып. 3. С. 41-61.
15. Stone M.N. The generalized Weierstrass approximation theorem Math. Mag., 1948. V.21. PP. 167-183, 237-254.
16. Rumelhart D.E., Hinton G.E., Williams R.J. Learning internal representations by error propagation. // Parallel Distributed Processing: Exploration in the Microstructure of Cognition, D.E.Rumelhart and J.L.McClelland (Eds.), vol. 1, Cambridge, MA: MIT Press, 1986. PP. 318 - 362.
17. Барцев С.И., Охонин В.А. Адаптивные сети обработки информации. Препринт ИФ СО АН СССР, Красноярск, 1986. № 59Б, 20 с.

18. Нейроинформатика / А.Н. Горбань, В.Л. Дунин-Барковский, Е.М. Миркес и др. Новосибирск: Наука (Сиб. отделение), 1998.
19. Миркес Е.М. Нейрокомпьютер: проект стандарта. Новосибирск: Наука (Сиб. отделение), 1998.

Катарсис

Ф.В. Широков

Вице-президент Союза «Электроника России», Москва, Россия



«Нейрокомпьютинг это – поиск общих законов эмиссии знания.

Мозг это не орган мышления, как некоторые думают, а орган выживания такой же, как когти или зубы. Поэтому за истину он принимает только то, что является выгодой. А вот думать себе могут позволить себе только мученики и ученые.

Темин.

Нечего и думать, будто сегодняшний нейрокомпьютинг имеет отношение к Высшей Нервной Деятельности (ВНД). Как и Символический Искусственный Интеллект (СИИ) он не способен решить ни одной из задач, поставленных японским проектом Вычислительных Систем Пятого Поколения (ВС5П). Пять черных томов проекта ВС5П формата in folio, и ни единого упоминания о нейрокомпьютинге. Проф. Тору Мото-Ока принял из рук Императора Орден Священного Сокровища – высшую награду Империи. В декабре 1985 г. он скончался, однако наша книга "*На пути к пятому поколению*" все же успела попасть к нему в руки.

Взрывное развитие нейрокомпьютинга началось в 1984 г. с конференции по Теории Мозга в Триесте, когда проект, запущенный Тору Мото-Ока и Кадзухиро Фучи шел уже полным ходом. Многие от нетерпения стали говорить о вычислительных системах *шестого* поколения, но вскоре притихли. Формально эти два направления развития никогда не объединялись, но разделить их достижения на два непересекающихся потока невозможно.

За прошедшие двадцать лет мультипроцессорные системы стали банальностью, а основные языки СИИ – Лисп и Пролог – были перенесены на массивный мультипроцессор. Вспомним хотя бы коннекционистскую машину (*Connection Machine*) Дэниэла Хиллиса. Если бы все трудности сводились к этому... Очень большой путь прошла школа Карвера Мида: от первых нейрочипов (*retina chip* и *cochlea chip*) и зарождения

нейромикроэлектроники, нейроморфной инженерии, до проекта Кремниевой Мозговой Кору (SCX-Silicon Cortex), который возглавила Миша Маховальд. Основные трудности сохранились в почти нетронутым виде. Что представляет собой внутренний Мозговой Код? И существует ли он вообще? Как моделирует мозг внешнюю ситуацию, как ищет он нужные "решения" и как он их экстериоризирует (преобразует в действия исполнительных органов). Среди этих задач можно выделить *задачу о работе мозга с "чистым" знанием*. Речь идет не о том "знании", о котором толкуют коммерсанты от софтвера, не об их "базах знания" и не об Обществе, основанном на Знании (Knowledge based Society). Речь идет о том, какие интуитивные "картины" возникают в мозгу, когда мозг пытается осмыслить Теорему Пифагора или Клеточную Модель квантовой гравитации .

Тайны внутреннего механизма научных открытий – озарений – одна из самых сложных, чарующих тайн современной науки. ***Психологию творчества надо заменить кибернетикой творчества, и ее основным инструментом должен стать нейрокомпьютинг***. Дорога в тысячу ли начинается с первого шага, но мы всегда должны помнить о **Цели нашего Пути**.

Проводя ниже наши рассуждения, мы заимствуем "абстрактные истины", увы, из элементарной геометрии Эвклида-Декарта, которая символизируется теоремой Пифагора. Многие исследователи делали это и на более сложном материале.

Основным "изделием" нашей новой науки должен стать Искусственный Мозг – машина вырабатывающая **новое Знание**. Знание функционирует в Обществе в двух режимах, сходных с функционированием финансов:

- в режиме *циркуляции* и
- в режиме *эмиссии*.

Циркуляцией занята система Образования. Налогоплательщик не видит здесь разницы и верит в непогрешимость профессора, читающего двадцатый год одни и те же конспекты. Истина не тускнеет от повторения. И все же поиск нового знания не эквивалент дифференцированию синуса или решению систем линейных уравнений. Эмиссией нового знания заняты исследовательские институты, национальные лаборатории и, как сказал Темин, отдельные мученики и ученые. Часто этот процесс требует огромных капиталовложений, инвестиций национального или международного уровня. **Уже сегодня нейрокомпьютинг ищет знания о том, как вырабатывается новое знание. Это – поиск общих законов**

эмиссии знания. Здесь неизбежны огромные капиталовложения, даже если речь идет о чисто программном моделировании мозговых процессов. Р.Трауб моделировал на векторном суперкомпьютере ИБМ-3090 гиппокамп и обнаружил в своей модели гиппокампальные волны. Полная стоимость этого эксперимента (включая введение в компьютер программной модели соединений нейронов) составила многие миллионы долларов. Корпорация ИВМ может позволить себе и не только это. Сегодня аналогичный эксперимент можно выполнить по сети Интернет "даром", за счет использования свободного времени узлов этой сети и энтузиазма ее неопитов...

Рассмотрим «интроспективный» метод изучения работы мозга с «чистым знанием». Он приводит к любопытным заключениям о тех моделях, которым еще надлежит занять свое место среди инструментов нейрокомпьютинга.

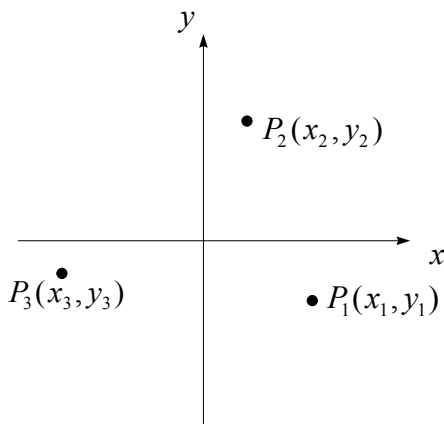
Мы начнем с простого примера. Напомним, что определителем второго порядка $\begin{vmatrix} a & b \\ c & d \end{vmatrix}$ называется число, вычисляемое «крест-накрест» по формуле $ad - bc$

Рассмотрим теперь соотношение

$$\begin{vmatrix} x_1 & x_2 \\ y_1 & y_2 \end{vmatrix} + \begin{vmatrix} x_2 & x_3 \\ y_2 & y_3 \end{vmatrix} + \begin{vmatrix} x_3 & x_1 \\ y_3 & y_1 \end{vmatrix} = 0 \quad (1)$$

и постараемся *увидеть*, что оно *значит*. Откуда оно взялось? Свалилось с неба! Но никаких раскопок (data mining) нам выполнять не пришлось.

Истолкуем пары чисел $(x_1, y_1), (x_2, y_2), (x_3, y_3)$ как координаты трех точек P_1, P_2, P_3 на плоскости.



Первый образ, который у нас возникает – образ Декартовой плоскости с тремя точками на ней. Если мы берем на плоскости три произвольных точки P_1, P_2, P_3 , то соотношение (1) может выполняться или не выполняться.

Постараемся уловить его геометрический смысл. Легко видеть, что функция

$$F(P_1, P_2, P_3) = F(x_1, y_1, x_2, y_2, x_3, y_3) = \begin{vmatrix} x_1 & x_2 \\ y_1 & y_2 \end{vmatrix} + \begin{vmatrix} x_2 & x_3 \\ y_2 & y_3 \end{vmatrix} + \begin{vmatrix} x_3 & x_1 \\ y_3 & y_1 \end{vmatrix}$$

симметрична по всем трем парам своих аргументов. При любой перестановке точек P_1, P_2, P_3 функция F может только изменить знак:

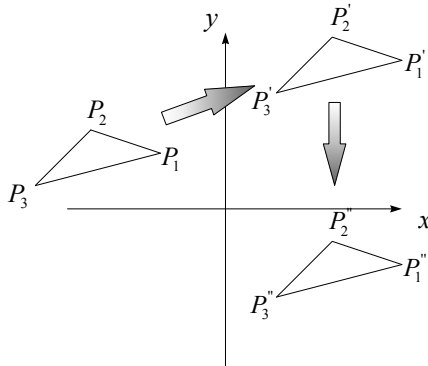
$$\begin{aligned} F(P_2, P_1, P_3) &= \begin{vmatrix} x_2 & x_1 \\ y_2 & y_1 \end{vmatrix} + \begin{vmatrix} x_1 & x_3 \\ y_1 & y_3 \end{vmatrix} + \begin{vmatrix} x_3 & x_2 \\ y_3 & y_2 \end{vmatrix} = \\ &= - \begin{vmatrix} x_1 & x_2 \\ y_1 & y_2 \end{vmatrix} - \begin{vmatrix} x_2 & x_3 \\ y_2 & y_3 \end{vmatrix} - \begin{vmatrix} x_3 & x_1 \\ y_3 & y_1 \end{vmatrix} = -F(P_1, P_2, P_3) \end{aligned} \quad (2)$$

Мы использовали простейшее свойство определителя:

$$\begin{vmatrix} a & b \\ c & d \end{vmatrix} = - \begin{vmatrix} b & a \\ d & c \end{vmatrix}.$$

Таким образом, соотношение (1) либо выполняется при любом порядке точек P_1, P_2, P_3 , либо не выполняется ни при каком их порядке. Кроме того, если сдвинуть все точки P_1, P_2, P_3 на один и тот же вектор (α, β) , то соотношение (1) не нарушится.

Поэтому, второй образ, который у нас возникает, состоит в том, что тройку $\{P_1, P_2, P_3\}$ – треугольник P_1, P_2, P_3 – можно как угодно «везти» по плоскости. При этом соотношение (1) сохраняется.



Этих двух образов уже достаточно, чтобы уловить геометрический смысл соотношения (1). Три точки на плоскости – это достаточно бедный объект. Единственное их свойство, не зависящее от «катания» треугольника по плоскости, это их расположение на одной прямой.

Итак:

Догадка 1. Для того, чтобы три точки P_1, P_2, P_3 на плоскости лежали на одной прямой, необходимо и достаточно, чтобы выполнялось соотношение (1).

Мы получили этот факт (*элемент знания*), не проводя формального доказательства. Мы его угадали, играя с формулой (1).

Теперь мы должны дать формальное доказательство.

Теорема 1. Для того, чтобы три точки P_1, P_2, P_3 лежали на одной прямой, необходимо и достаточно, чтобы имело место соотношение (1).

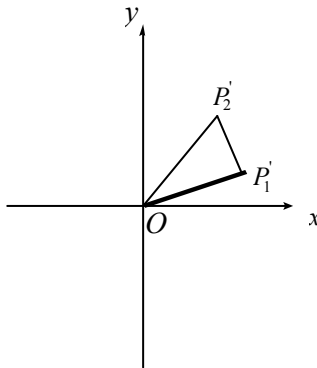
Теорема 1 есть *знание*, добытое нами без обращения к data mining'у или нейрокомпьютингу.

Доказательство Теоремы 1. Можно дать лобовое (ломовое) доказательство, рассмотрев последовательно две его части (необходимость и достаточность). Но можно воспользоваться накопленным знанием, которое позволит сделать доказательство более изящным. Пойдем по второму пути. Протащим треугольник P_1, P_2, P_3 по плоскости так, чтобы одна его вершина, пусть это будет P_3 , совпала с началом координат. Т.е. выберем вектор смещения (α, β) равным $(-x_3, -y_3)$.

Тогда

$$\begin{aligned} \begin{vmatrix} x_1 & x_2 \\ y_1 & y_2 \end{vmatrix} + \begin{vmatrix} x_2 & x_3 \\ y_2 & y_3 \end{vmatrix} + \begin{vmatrix} x_3 & x_1 \\ y_3 & y_1 \end{vmatrix} &= \begin{vmatrix} x_1 - x_3 & x_2 - x_3 \\ y_1 - y_3 & y_2 - y_3 \end{vmatrix} + \begin{vmatrix} x_2 - x_3 & 0 \\ y_2 - y_3 & 0 \end{vmatrix} + \begin{vmatrix} 0 & x_1 - x_3 \\ 0 & y_1 - y_3 \end{vmatrix} = \\ &= \begin{vmatrix} x_1 - x_3 & x_2 - x_3 \\ y_1 - y_3 & y_2 - y_3 \end{vmatrix} \end{aligned} \quad (3)$$

треугольник займет положение.



Необходимость.

Векторы OP_1' и OP_2' должны быть пропорциональны, поскольку точки O (т.е. P_3'), P_1' , P_2' лежат на одной прямой.

$$\begin{aligned}x_1 - x_3 &= \lambda(x_2 - x_3) \\ y_1 - y_3 &= \lambda(y_2 - y_3),\end{aligned}$$

а тогда

$$\begin{vmatrix} x_1 - x_3 & x_2 - x_3 \\ y_1 - y_3 & y_2 - y_3 \end{vmatrix} = 0 \quad (4)$$

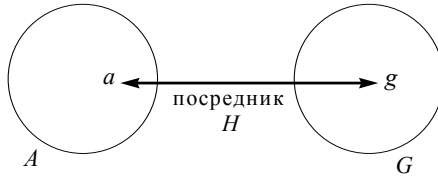
Достаточность. Если имеет место (4), то векторы OP_1' и OP_2' пропорциональны и точки O, P_1', P_2' лежат на одной прямой.

Осмыслим проделанное. У нас имеются два набора предложений:

- набор A аналитических предложений a таких, как (1) и
- набор G геометрических предложений g , таких как коллинеарность трех точек.

Кроме того, имеется некоторый запас H эвристических приемов h , которые позволяют сопоставить a и g ($a \in A, g \in G$).

Мы проделываем *систематическую* работу по выяснению связей между a и g . $a \leftrightarrow g$, с использованием H . Поначалу A и G могут быть вполне очерчены. Мы знаем некоторое a и, играя с H , выясняем, какое g должно ему соответствовать, т.е. используя A мы дополняем G . Наоборот, используя G можно дополнить A . Переходы между A и G выполняются на основе некоторого «внутреннего» видения. Это — процесс *knowledge extraction*.



Затем берется набор F формальных приемов доказательств f (формализм F) и сопоставления $a \leftrightarrow g$ подвергаются доказательству. Этим устанавливается «прочная» структура знания. Надо четко понимать, что процессы и соотношения $a \xleftarrow{h} g$ и $a \xleftarrow{f} g$ различны.

Заметим, что если процедура f проведения доказательств достаточно четко формализована, то процедуры h и связанные с ними соображения практически не изучались и уж во всяком случае не изучались с позиций нейрокомпьютинга.

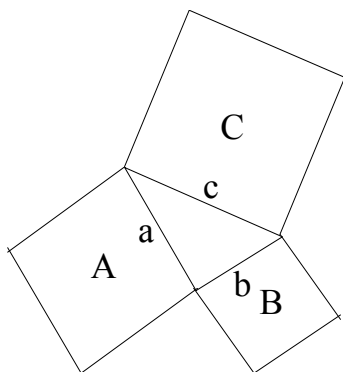
Оба использованные нами соображения:

а). Если (1) верно для какой-то тройки точек P_1, P_2, P_3 , то (1) верно и при произвольной перестановки этих точек (симметричность)

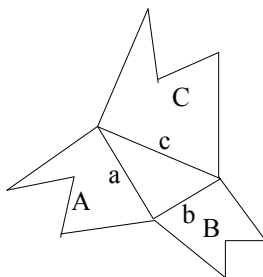
в). Если (1) верно для какой-то тройки P_1, P_2, P_3 , то (1) верно и при произвольном сдвиге этой тройки могут рассматриваться как применения принципа Пойа.

Этот принцип состоит в следующем. Если надо установить истинно или нет некое суждение S , то следует «пошевелить» это суждение в сторону его большей или меньшей общности.

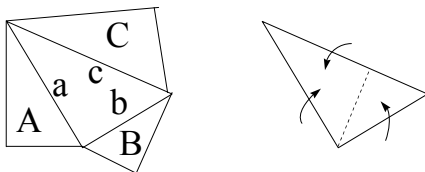
Поясним, как отыскивается теорема Пифагора с помощью принципа Пойа. Надо доказать, что квадрат гипотенузы равен сумме квадратов катетов.



Но почему здесь речь идет о квадратах. Нельзя ли построить на сторонах треугольника какие-либо другие фигуры? Например, «горные хребты»?



Если теорема верна для квадратов, то она будет верна и для произвольных «хребтов» и, разумеется, наоборот. Построим по этому на сторонах прямоугольного треугольника подобные ему прямоугольные треугольники. Теорема становится очевидной, поскольку «внешние» треугольники можно повернуть и сложить «внутри». Это — частный случай индийского принципа «смотри».



Теорема Пифагора может быть мгновенно доказана *аналитически*, путем применения *векторного исчисления*.

Независимо от теоремы Пифагора можно построить векторную алгебру с ее *скалярным произведением*. А затем, взяв прямоугольный треугольник $\mathbf{a} \perp \mathbf{b}$, вычислить квадрат его гипотенузы:

$$c^2 = (\mathbf{a} + \mathbf{b})^2 = \mathbf{a}^2 + 2\mathbf{a} \cdot \mathbf{b} + \mathbf{b}^2 = \mathbf{a}^2 + \mathbf{b}^2$$

Таким образом, теорема Пифагора обрывает «паутину» (по Флоренскому) интуитивных соображений, в силу которых она верна.

Мы можем работать затем внутри самого G , применяя «эвристику» h к фигурам g из G или же сравнивая G с некоторым «аналитическим» пространством A и переходя из A в G и обратно. И здесь часто становится трудным отделить «наводящие соображения» от строгих доказательств. Все в целом это — знание, извлекаемое из «небытия» силой «чистого разума».

Подключение нейрокомпьютинга к процессам извлечения знаний (knowledge extraction) требует расширения самого нейрокомпьютинга, хотя бы на вербальные модели предметных областей. Поясним это примером. В русском языке нет слова *disreethness* — оно передается оборотом «*умение хранить тайну*». Только в одном случае оно передается словом *скромность* — в обороте «*я надеюсь на вашу скромность*». Таким образом, в лексикон языка входят не только слова, но и устойчивые словосочетания. При работе нейросетей с текстами на данном языке помимо внешнего (обычного) представления, языка, машина должна вырабатывать внутреннее (более компактное) концептуальное представ-

ление. Кроме того, русский язык флективен. Но флективная «шуба» не имеет ничего общего с концепциями. (Концептуальный reader должен читать сырые флективные тексты и выделять из них концептуальный остов.) Наконец, многие буквы в хранимом слове могут быть опущены. Достаточно взять любой русский текст и опустить в нем все первые буквы. При чтении такого «оструганного» текста они почти в 100% случаев сразу же восстанавливаются. Легко построить нейросети, преобразующие *внешнее* представление языка в его гораздо более компактное *внутреннее* представление. Вербальные модели предметных областей будут работать с *внутренними* представлениями. В японских вычислительных системах пятого поколения основная схема движения информации имеет следующий вид:

ввод → *распознавание* → *понимание* → *поиск решения* →
 → *формирование ответа* (во *внутреннем представлении*) →
 → *экстериоризация ответа* → *выдача*.

Эту схему нужно теперь обогатить за счет нейрокомпьютинга. Кроме того, «бесструктурные» блоки <понимание> и <поиск решения> должны быть структурированы. Наконец, в «мыслящую» систему должны быть введены блоки неалгоритмического вывода.

Нейронная сеть N состоит из двух «компонент» — из ее «топологии» и из ее «синаптики». Мы допускаем сколь угодно сложные топологии, не ограничиваясь только слоистыми сетями. Иначе говоря, мы допускаем в сетях наличие замкнутых нейронных циклов. Некоторые нейроны имеют внешние входы; это — входные нейроны. Некоторые имеют внешние выходы. Мы считаем, что эти две совокупности не пересекаются. Время можно считать дискретным. Порядок срабатывания мы не уточняем. При некоторых условиях выход сети может стабилизироваться («окончательный» выход). Однако в сетях с циклами наблюдаются и периодические выходы, представляющие большой интерес. Под обучением сети понимается некоторая (произвольная) процедура изменения ее синаптики, обеспечивающая нужное поведение выхода.

Нейронные сети обучаются с помощью набора

$T = \{(I_\lambda, Z_\lambda) | \lambda \in \Lambda\}$, где Λ — некоторое множество индексов.

Обучение обычно добивается того, чтобы фактическая реакция O_λ совпала с заранее заданной $Z_\lambda (\lambda \in \Lambda)$. Множество $B = \{I_\lambda | \lambda \in \Lambda\}$ —

база обучения — не совпадает с полным набором всевозможных входов входной совокупности нейронов. Если начальное состояние $I \notin B$, то реакция нейронной сети непредсказуема. Набор $B = \{I_\lambda | \lambda \in \Lambda\}$ определяет, в простейшем случае *реляционную базу данных*. При построении такого набора приходится следить за его непротиворечивостью. Однако ни откуда не следует, что непротиворечивость должна иметь место для наборов T , взятых «из жизни». После процедуры обучения на базе B мы расширяем ее до базы $C = \{I_\mu | \mu \in M\}$, причем $\Lambda \subset M$. При подаче на вход сети «раздражения» I_μ , $\mu \notin \Lambda$, возникает реакция O_μ , которой сеть не была обучена (реакция «по аналогии»). Для неалгоритмического вывода используются подобные реакции, даже *при противоречивых* наборах T . Эти приемы проливают определенный свет на построение интуитивных картин, в частности на соотношения

$$a \xleftarrow[h]{} g, \quad a \in A, \quad g \in G, \quad h \in H.$$

Итак, нейрокомпьютинг начнет обретать зрелость, когда он станет способным эмитировать новое знание. Это наш ответ на шесть вопросов, поставленных перед участниками Круглого стола МИФИ.

Моделирование функциональной системы по П.К. Анохину – путь к взаимопониманию между биологами и кибернетиками

В.Г. Редько

Trust Works Systems Ltd.

Несмотря на чрезвычайную активность исследований по нейронным сетям и нейрокомпьютерам, настораживает то, что работы кибернетиков (математиков, физиков, инженеров) слишком далеки от представлений биологов о работе мозга и о поведении животных. Изучаемые нейросетевые алгоритмы в основном ограничены сравнительно простыми моделями ассоциативной памяти и распознавания образов и довольно слабо связаны с моделированием высшей нервной деятельности (ВНД) животных. В настоящем обсуждении делается попытка «навести междисциплинарные мосты» и предлагается направление исследований по моделированию эволюции поведения животных на базе кибернетической формализации функциональной системы по П.К. Анохину [1].

1. Схема модели поведения. Функциональная система по П.К. Анохину – достаточно универсальная схема регулирования, нацеленная на достижение полезных для организма результатов. Формализуем наиболее общие особенности функциональной системы в виде схемы модели поведения, характеризуя основные ее свойства, и переводя – там, где это естественно – биологические представления на кибернетический язык.

Будем считать, что *модель поведения* характеризует следующие свойства *системы управления* поведением животных:

- целенаправленность, связанную с необходимостью удовлетворения потребностей животного;
- мотивацию, задающую предпосылки (например, обусловленные потребностями) для формирования цели;
- доминанту по А.А. Ухтомскому, обеспечивающую мобилизацию ресурсов животного на достижение приоритетной цели, в том числе мобилизацию интеллектуальных ресурсов (концентрацию внимания);
- распознавание ситуации;
- "планирование" действий;

- прогноз результата действия (с использованием "базы знаний", содержащейся в памяти животного);
- выполнение самого целенаправленного действия;
- оценку результата действия;
- сопоставление прогноза и результата;
- поиск нужного решения и корректировку базы знаний (в случае рассогласования прогноза и результата) – обучение.

Это довольно естественная схема как для понимания поведения животных, так для построения кибернетических технических систем управления. Прикладной аспект схемы можно проиллюстрировать следующим примером. Недавно в технической литературе появился термин «Интеллектуальное предприятие». Замените всюду в приведенной схеме слово «животное» на слово «предприятие», и вы получите вполне разумную общую схему управления предприятием и подход к созданию интеллектуальных предприятий будущего. И, конечно же, вполне осмысленно можно провести замену слов «животное» → «робот».

Приведенная схема относится не к «микроскопическому» уровню (уровню детальной структуры нейросети, составленной из отдельных нейронов), а к поведенческому, феноменологическому уровню, к уровню ВНД.

Подчеркнем, что исследование поведения на феноменологическом уровне вполне имеет право на существование. Пример таких исследований со стороны биологии – работы по эволюции ВНД [2,3]. Со стороны физики пример феноменологического рассмотрения – термодинамика. Микроскопический аналог термодинамики – статистическая механика. И соотношение между феноменологическим и микроскопическим уровнями исследования в нейрокибернетике может быть аналогично соотношению между термодинамикой и статистической механикой. Естественно, что микроскопический и феноменологический подходы в нейрокибернетике могли бы быть взаимодополнительными, так же, как термодинамика и статистическая механика дополняют друг друга.

Перечисленные выше свойства характеризуют общую «оболочку» модели поведения животного. И пока структура модели была почти тривиальна. Однако имеется большой потенциал для глубокого развития модели. Наметим вопросы, задающие направления развития:

1) Какова могла бы быть *структура памяти* в базе знаний? Естественно предположить существование *постоянной* (генетической,

передаваемой по наследству) памяти (памяти инстинктов), *долговременной* памяти, в которую записывались бы надежно выработанные приобретенные навыки, и *кратковременной* памяти, в которую записывались бы промежуточные результаты, формируемые в процессе выработки приобретаемых навыков. Каковы приоритеты использования того или иного вида памяти? В каком виде могут записываться данные в память? Как производится сжатие информации при записи в память?

2) Какова *функциональная нагрузка памяти* в базе знаний, как в нее включаются категории, понятия и отдельные образы? Можно ли ее рассматривать, как *семантическую сеть*, включающую образы объектов, объединенные в сеть смысловыми связями (аналогичную семантическим сетям в разработках искусственного интеллекта)? Можно ли ввести "синтаксис", характеризующий структуру базы данных?

3) Каковы *программы поведения*, основанные на базе знаний? Как они формируются в процессе обучения? Какова степень параллелизма обработки информационных данных в процессе формирования программ?

4) Как видоизменяется целенаправленное поведение в процессе *взросления* животного? Какова роль любопытства, игр в процессе пополнения баз знаний? Какова роль родителей животного, передающих потомкам накопленный опыт поколений?

5) И самый нетривиальный, самый интересный вопрос: Какова "*логика умозаключений*", используемая животными при планировании, прогнозе, построении их собственных "моделей" ситуаций, коррекции и пополнении базы знаний? Каковы особенности этой "логики умозаключений" (степень нечеткости, параллелизма, степень эмоциональной окраски)? До какой степени "логику умозаключений" животных можно сопоставить с человеческой логикой (повседневной и научной)? Каковы эволюционные корни "логики умозаключений" животных и человеческой логики?

2. О моделировании эволюции высшей нервной деятельности. Чтобы охватить все многообразие особенностей управления поведением, целесообразно придерживаться определенного стратегического подхода. Наиболее естественным представляется эволюционный подход, позволяющий шаг за шагом проследить постепенное развитие систем управления поведением животных и промоделировать (на базе очерченной выше схемы) эволюцию ВНД.

Наиболее интересная область такого моделирования – исследование процесса развития "интеллектуальных изобретений" биологической

эволюции (привыкания, сенсублизации, классического условного рефлекса, инструментального условного рефлекса, цепей рефлексов, и т.д.) [2], в результате которых возникла человеческая логика, обеспечивающая научное познание природы. По мнению автора, в результате таких исследований могла бы быть построена *теория происхождения логики*, которая могла бы способствовать прояснению глубокой гносеологической проблемы, – почему человеческая логика применима к познанию природы? Подходы к построению теории происхождения логики намечены в [4-6].

3. Задел по моделям управления поведением. Далеко не претендуя на полноту рассмотрения, отметим работы, которые частично характеризуют описанную в первом разделе схему управления поведением:

- работы В.И. Крюкова по моделям доминанты и внимания [7];
- программа "Животное", разработанная М.М. Бонгардом с сотрудниками [8,9]; эта модель характеризует адаптивное поведение искусственных организмов, живущих на разбитой на клетки плоскости и обладающих рядом конкурирующих между собой потребностей; модель отражает наиболее общие свойства изложенной схемы поведения;
- теоретические и прикладные работы Д.А. Пospelова по ситуационному управлению [10];
- модели классифицирующих систем, разработанные Дж. Холландом с сотрудниками [11]; эти модели индуктивного вывода основаны на системах логических правил; структура правил вывода оптимизируется путем обучения и эволюционного поиска.

4. К конверсии прикладной науки. В свое время А. Эйнштейн сетовал на то, что достижения науки в первую очередь используются в военных целях. Можно надеяться, что основанные на нейрокибернетических принципах искусственные системы управления будут использоваться именно в полезных для человечества целях, аналогично тому, как нейронные информационные системы обеспечивают выполнение жизненно важных функций организмов.

5. Заключительное замечание. Основная мотивация данного обобщения – попытаться наметить общую схему исследований по моделям

эволюции когнитивных свойств биологических организмов. Исследований, которые были бы интересны и понятны как биологам, так и кибернетикам. Автор отчетливо осознает дискуссионный характер высказанных предложений, однако надеется, что эти предложения будут способствовать активному развитию работ по моделированию эволюции биологических когнитивных систем.

Благодарности. Автор выражает глубокую признательность А.А. Жданову, К.А. Никольской и А.В. Чернавскому, плодотворные беседы с которыми способствовали формированию некоторых из изложенных здесь идей.

Литература

1. Анохин П.К. Системные механизмы высшей нервной деятельности. М.: Наука, 1979. 453 с.
2. Воронин Л.Г. Эволюция высшей нервной деятельности. М.: Наука, 1977, 128 с.
3. Леонтьев А.Н. Проблемы развития психики. М.: Изд-во Московского университета, 1981. 584с.
4. Редько В.Г. Эволюционный подход к исследованию естественных и созданию искусственных "биокомпьютеров" // Нейрокомпьютер. 1994. N.1,2. С. 38-49.
5. Red'ko V.G. Towards the evolutionary biocybernetics // Proceedings of The Second International Symposium on Neuroinformatics and Neurocomputers, Rostov-on-Don, 1995. P. 422-429. Интернет адрес: <http://pespmc1.vub.ac.be/Papers/Redko/ToEvCyb.html>.
6. Редько В.Г. Проблема происхождения интеллекта и эволюционная биок cyberнетика // Журн. высш. нервн. деят. 1998. Т.48. N.2. С.358-369.
7. Kryukov V.I. An attention model based on the principle of dominantia. // Proceedings in Nonlinear Science. Neurocomputers and Attention. I: Neurobiology, Synchronization, and Chaos. 1989. Ed. by A.Y. Holden and V.I. Kryukov. P. 319-351.
8. Моделирование обучения и поведения. М.: Наука, 1975.
9. Гаазе-Раппопорт М.Г., Поспелов Д.А. От амебы до робота: модели поведения. М.: Наука, 1987. 288 с.

10. Поспелов Д.А. Ситуационное управление: теория и практика. М.: Наука, 1986, 288 с.
11. Holland J.H., Holyoak K.J., Nisbett R.E., Thagard P. Induction: Processes of Inference, Learning, and Discovery. Cambridge, MA: MIT Press, 1986.

**Семантические нейроподобные сети - следующий шаг
нейрокомпьютинга**

В.И. Бодякин

Институт проблем управления РАН, Россия

Сопоставляя свою позицию с высказанными мнениями участников "круглого стола", хотелось бы сообщить и свою точку зрения, возможно, что она будет также небезынтересна.

Отсутствие ожидаемых грандиозных успехов в области нейрокомпьютинга (нейронных сетей) можно отнести к *отсутствию фундаментального понимания механизмов* работы мозга, а также к отсутствию дедуктивных моделей самоорганизационных процессов на нейроподобных средах.

Экспериментальная нейрофизиология на сегодня не может дать точного описания работы как отдельного нейрона, так и их ансамблей, вследствие сложности изучаемого ею объекта (структуры). Но при этом, отсутствует и ранжированность моделей: *"адекватность - сложность"* для инженерного моделирования в условиях ограниченности вычислительных ресурсов. Афишируемая и постулируемая биологами сложность, в частности нейрона, может быть объяснена необходимостью эволюции живого пренебрегать *эффективностью ради надежности*. Пояснить это можно следующей метафорой. Представьте, что современные микросхемы частично сохраняют в себе предыдущие этапы эволюции: "ламповую родню", "механические элементы машины Бэббиджа" и др., соответственно, сложность такой микросхемы неизмеримо возрастает, против ее функционально необходимой, и разобраться и понять в этом "вавилоне" что-либо действительно невозможно.

Одним из упущений нейрофизиологии, во моему, является представление нейрона как порогового элемента с *алгебраической суммой* сигналов, приходящих по синапсам. Очевидно, что такое преобразование *необратимо*, что нарушает системные принципы.

Переход к *векторному* — пространственно-временному преобразованию снимает неоднократно упоминавшуюся сложность корреляции ЦНС процессов в различных пространствах (механическом, зрительном, акустическом и пр.). Сходящиеся в ЦНС сигналы, постоянно несут на себе печать предыдущих этапов преобразований, объединенные в

заключительных нейронных структурах, они обратимы и естественно взаимосвязывают с единой целевой установкой все пространства признаков в которых функционирует данная модель.

Еще одно достоинство векторной модели, это естественная простота при работе с *временными рядами*. Каждый образ (нейрон), включаемый в рассмотрение нейроном иерархически следующего уровня, имеет еще и относительную временную компоненту, что позволяет его легко выстраивать по временной оси с другими образами.

Другим существенным из упущений (мифом) нейрофизиологии, по видимому, является модель начальных связей *каждый с каждым со случайным распределением весов* с их последующей вынужденной подстройкой под конкретную задачу. Хотя известно, прораствание дендритных связей в процессе поступления информации в мозг, особенно на начальных этапах вхождения в среду организма (для человека, это первые два месяца жизни).

С другой стороны, *сама информация*, проходящая через генетически заданную рецептивную часть ЦНС, уже формирует некоторые структуры, которые вполне способны формировать новые связи, которые отражают реальные процессы среды. При этом время, т.н. "тренинга" сводится к минимуму, и количество связей не "N", а число в пределах некоторой константы (например, $k=5\div 7$).

Еще одной характеристикой, значимость которой пока никак не отмечается является — *"компрессия данных"*. Реальная система, способная к эволюционной самоорганизации, должна обрабатывать информационные потоки, которые многократно, по количеству образов (процессов,...) превосходят конечное число отображающих их нейронов (бистабильных элементов, конечных автоматов, нейроподобных элементов). Идет информационный поток постоянной мощности, при этом количество нейронов ограничено и много меньше необходимого для простого отображения — задача для эволюции.

Одним из решений этой задачи можно рассматривать *иерархичность*. Имея k входов и один выход нейрон представляет собой свертку " k " образов в " 1 ". Иерархия (m) из таким образов организованных нейронных структур порождает степенную функцию компрессии — k^m .

Компрессия — это не просто сжатие (экономия) как самоцель, это прежде всего *структуризация информации (данных)* для решения задачи компрессии.

При изложенном подходе можно не задавать априорно жесткую структуру, а предоставив достаточный ресурс из конструктивных эле-

ментов (нейронов), пустить все "на самотек" под управлением текущих информационных потоков. Которые, при данных условиях, определяют и число нейронов в структурах (слоях) и количество иерархий из них. Кстати, эта модель объясняет, почему зрительная область находится "на затылке", а слуховая в височной области мозга. Структурно более сложная информация требует большего числа, как можно менее зависимых этапов переработки, а соответственно максимально удаленных (от предыдущих этапов), что и определяет их прямолинейную направленность. Но это действительно не более чем как пример.

Коннекционизм или осцилляторная модель. Почему или? Коннекционизм эффективен в статике, как основа механизма памяти, осцилляторная модель более эффективна в динамике, например при ранжировании по ассоциативной близости образов (отображаемых на нейронах). Совмещение этих двух моделей позволяет строить инженерно простую и понятную конструкцию, которая уже решает множество задач, стоящих перед нейрокомпьютингом.

Сегодня мир буквально задыхается под лавиной информации, не знаний(!), а под *сверхбольшими потоками данных, не поддающихся формальной структуризации, для которых характерна неполнота, уникальность и необычайная динамичность.* Другая немаловажная характеристика сегодняшнего мира – это *запрет на экспериментирование методом "проб и ошибок"*, каждая ошибка может привести к необратимым последствиям. С другой стороны, правильные и согласованные решения позволяют многократно улучшать характеристики всех жизненно важных для человечества процессов.

Следовательно, остается только путь *"опережающего моделирования"*. Построение классических формальных моделей невозможно вследствие отсутствия теорий и аппарата для этого, а также вследствие психофизиологической ограниченности, как человека так и коллективов специалистов. Единственным инструментарием, удовлетворительно разрешающим весь этот спектр характерных проблем, может стать нейрокомпьютинг и, в частности, нейросемантические структуры, разрабатываемые в ИПУ РАН [1,2].

Базисной особенностью концепции *нейросемантических структур* является *способность естественных языков к самоописанию и однородность вычислительных сред* [3]. Возможность самоорганизации [2] нейросемантических структур является практическим решением сегодняшних насущных проблем по структуризации и автоматизации обработки ("семантизации") лавинообразно нарастающих информационных

потоков данных во всех областях человеческой деятельности. Качество самоорганизации нейросемантических структур определяется повышением удельной информационной емкости N-элементов, отображающих информационные потоки (побитно). Механизмы самоорганизации: иерархически-сетевое и нейро-лингвистическое преобразования [2]. Все технически важные характеристики такой информационной системы (*сжатие-компрессия, надежность, время доступа*) имеют тенденцию к *улучшению по мере роста охватываемых ею объемов информации.*

Если направить мощь нейрокомпьютинга на обработку сверхбольших неструктурированных потоков информации то сразу, *в 10-20 раз*, можно повысить производительность научно-исследовательской деятельности (так по данным наукометристов научные исследования дублируются на 90-95%). И аналогично, во всех областях человеческой деятельности, т.к. работа с информацией охватывает уже более 50-80% трудового населения в экономически развитых странах и эта тенденция неуклонного роста информационного сектора экономики сохраняется.

Аппаратные средства вычислительной техники уже способны хранить и обрабатывать информацию накопленную человечеством за всю его историю. Необходимо только организовать этот глобальнейший процесс и здесь *без нейрокомпьютинга не обойтись.*

Границ у нейрокомпьютинга пока не видно. Если мы уже дедуктивно угадали (или еще угадаем) математическую модель нейрона и самоорганизующихся структур из него, то перейдя от "биологической элементной базы" (100 Гц, и миллионы образов) на Гигагерцы и Тера-образы мы получим *Сверхразум, или же – Сверхсознание* (сознание собственного "Я").

Это будет новая ветвь эволюции Разума.

Человек и Сверхразум будут взаимодополняемы, решающие общую задачу – *познание Вселенной.*

Человек от Сверхразума может получить новые более эффективные приемы мышления (также как племена, стоящие на уровне первобытных обществ, перенимая от "европейцев" их культуру мышления мгновенно качественно поднимались до их уровня обработки информации).

Для Сверхразума же Человек – это миллиарды его глаз, миллиарды его ощущений.

Союз Человека и Сверхразума – это новые открытия, эффективность которых невозможно сегодня даже предвидеть. Это ускорение НТП в степенной функции, "каждый день – удвоение знаний" (а не количества

байт), расширяющих горизонт нашего познания Метагалактики (как видимой части Вселенной – 15-20 миллиардов световых лет), которая в свою очередь *конечна*. А далее, уже не познание, а *Творение*.

Фантастика, вымысел, ... , скажет кто-нибудь из читателей, и ОН будет прав, если МЫ не построим самоорганизующиеся информационные структуры, те, что природа уже нашла и построила, но мы должны построить руководствуясь уже тем, что ОНА нам дала – *разумом*.

Литература

1. Бодякин В.И. Информационные иерархически-сетевые структуры для представления знаний в информационных системах, // Сб. тр. Проблемно-ориентированные программы (модели, интерфейс, обучение). М., 1990 ИПУ.

2. Бодякин В.И. Куда идешь, человек? Основы эволюциологии (информационный подход) -М., СИНТЕГ, 1998, 332с., 61 рис., 21 прил., грант РФФИ №97-06-87017.

3. Евреинов Э.В., Прангишвили И.В. Цифровые автоматы с настраиваемой структурой (однородные среды). М., 1974

Дополнение Бодякина к дискуссии

На Круглом столе неожиданно разгорелась дискуссия, сколько же необходимо нейронов для решения задач. Одни утверждали что 2-3-х десятков вполне достаточно и они просто не могут представить задачу когда надо большее количество. Другие утверждали, что без тысяч или миллионов нейронов они даже не могут подступиться к своим задачам.

Очевидно, что это задачи разных классов. В организме их можно представить, как задачи простейшей перцепции, когда действительно десятка элементов нейронов достаточно, чтобы в данном пространстве признаков настроиться на нужный образ.

И второй класс задач – это задачи ЦНС. Когда становятся огромными не только иерархически сложные пространства, отражающие предметную область, но и сам нейрон уже не может быть простым алгебраическим сумматором, он должен уже отражать логически сложную последовательность приходящих активностей с периферии. Нейрон должен эволюционировать от простого сумматора в некоторый сложный (обратимый) "векторный ассоциатор", только после этого возможна дальнейшая эволюция информационных систем как биологических видов, от условно рефлекторных к разумным.

Очевиден и вытекающий ответ на дискуссию о числе нейронов. При переходе от простейших моделей от насекомого и до голубя, сортирующего на конвейере детали, вполне достаточно ограниченного числа нейронов. В попытках моделирования человеческой психики (решения сложных задач), понятно, что десятком нейронов уже не обойтись, когда число одних только понятий (образов) у человека более миллиона.

Вот и вытекает простейшая количественная классификация нейронных структур. Несложная независимая перцепция — десятки нейронов — первый класс. Интегральная обработка перцептивной информации со всех источников — миллионы и миллиарды образов, т.е. ЦНС — второй класс нейронных структур.

Еще одна особенность нейрокомпьютинга — это возможность автоматической структуризации большого числа входных признаков, недоступная в реальном масштабе времени процедура, для ее логического осмысления человеком. В процессе структуризации происходит некоторая взаимоувязка и отображение активированных рецептивных признаков в один конкретный образ (нейрон). Причем пространство отображений *минимально* по количеству образов и достаточно функционально покрывает прагматику возможных действий конкретной информационной системы.

Введение ресурсного минимума, как количества функциональных элементов (нейронов) информационной системы отображающих ее предметную область, является достаточным критерием для построения эффективной функции самообучения.

Вообще с появлением нейрокомпьютинга принципиально меняется парадигма проведения эксперимента. Если ранее исследователь анализируя предстоящий эксперимент пытался выделить ограниченное число наиболее значимых параметров и при этом повысить их точность, направляя на это все свои усилия.

Можно отметить, принципиальную ограниченность этого подхода. Повышение избирательности (отношения амплитуды сигнал/шум) приводит к громоздкости приборов и их стоимости. К тому же 5-10 параметров (а обычно, вообще 1-3) не отражают динамических характеристик исследуемых объектов.

Так вот, нейрокомпьютинг открывает возможность оперирования практически неограниченным числом параметров, с соотношением сигнал/шум чуть больше единицы. Малая стоимость датчиков и достаточно эффективное самообучение нейронных сетей, позволяют автоматизи-

зирать процесс построения модели исследуемой области. При этом, задача экспериментатора сводится к выбору предпочтительного из множества решений. Это новый, более эффективный, этап в работе исследователей.

Пустая страница

ИНФОРМАЦИОННЫЙ МАТЕРИАЛ
«ДИСКУССИЯ О НЕЙРОКОМПЬЮТЕРАХ»
Редактор и ответственный за выпуск В.И.Крюков
г. Пущино, 11-13 мая 1988 года

1. Введение. Что такое нейροкомпьютеры?

Этот выпуск возник в результате неформальной дискуссии за круглым столом, состоявшейся во время совещания «Архитектура нейрокомпьютеров» в НИВЦ АН СССР 11-13 мая 1988 года. Основной вопрос дискуссии – о путях развития нового перспективного направления в науке, которое может оказать серьезное влияние на различные аспекты жизни человека. Дискуссия неожиданно оказалась на редкость острой, содержательной и актуальной. Поэтому было решено опубликовать расширенный вариант выступлений, присоединив сюда необходимую информацию об отличительных особенностях направления и о перспективах его развития.

Нейрокомпьютеры – это ЭВМ нового поколения, качественно отличные от всех предыдущих (в том числе от ЭВМ 5-го поколения) тем, что в них отсутствуют заранее созданные алгоритмические программы и что они, аналогично человеческому мозгу, способны обучаться на отдельных примерах. Сначала нейрокомпьютер делает массу ошибок, но постепенно обучается выполнять такие задачи, которые были не под силу машинам предыдущих поколений. Например, показав нейрокомпьютеру три или четыре ракурса одного и того же лица, можно затем опознать это лицо с любого другого ракурса. Уже созданы машины, которые превращают естественную английскую речь в письменный текст, даже если отсутствует ясная артикуляция и слова идут естественным разговорным потоком.

Появление нейрокомпьютеров означает появление совершенно новой архитектуры компьютеров. В обычных ЭВМ элементы схем соединены последовательно, где каждый элемент соединен только с двумя-тремя элементами, так что сигнал обрабатывается поэтапно, шаг за шагом.

Однако в нейронных сетях элементы имеют множество параллельных соединений, причем каждый элемент соединен почти с каждым. Из-за этого входной сигнал «разливается» по всей сети и все элементы сети работают параллельно, реализуя, как говорят, массивованно-параллельные вычисления. Этим объясняется возможность решать сложные вычислительные задачи в реальном времени, справляться с непредвиденными ситуациями и даже синтезировать знания из случайных данных почти без участия человека.

Какие конкретные задачи может решать нейрокомпьютер?

- Многомерная нелинейная регрессия.
- Распознавание двумерных картин (паттернов, рукописных текстов, иероглифов).
- Экспертные системы, обучаемые на примерах.
- Базы данных большой емкости с быстрым извлечением по неполным входным данным.
- Нахождение общих свойств разных объектов.
- «Трудные» задачи оптимизации типа задач о коммивояжере, о размещении банковских кредитов и т.д.

Что физически представляет из себя нейрокомпьютер?

Уровень 1. Имитационная модель нейронной сети на обычной ЭВМ (малые размеры сети и малое быстродействие).

Уровень 2. Плата или приставка к персональному компьютеру (такие копроцессоры выпускают уже многие зарубежные фирмы).

Уровень 3. «Настоящий нейрокомпьютер» на микрочипах (появится на рынке в 1989 году, но будет привычным к 1995 году).

Заменят ли нейрокомпьютеры обычные ЭВМ?

Специалисты считают, что в течение ближайших пяти лет они будут работать в симбиозе. Например, нейрокомпьютер, распознающий речь и соединенный с процессором слов последовательного типа, будет первым электронным секретарем. Полная замена затруднена тем, что нейрокомпьютеры «слабы в математике»: им нельзя задавать правила, но лишь примеры, причем их решения обычно приближенные и «расплывчатые».

Как нейрокомпьютеры связаны с искусственным интеллектом?

Вначале теория нейронных сетей и искусственный интеллект развивались параллельно во взаимодействии. Однако на некотором этапе теории искусственного интеллекта решили, что гораздо легче «построить мозг», двигаясь сверху вниз, т.е. от программ и общих идей к «реализации» конкретных функций мозга. При этом они нанесли сокрушительный удар моделированию нейронных сетей, двигавшемуся снизу вверх, т.е. от нейрона к поведению. Сейчас теория нейронных сетей наносит с помощью нейрокомпьютеров ответный удар, но одновременно обе стороны осознают необходимость сосуществования и даже комбинирования обоих подходов. Это нашло свое отражение в появлении так называемого коннекционизма – первоначально особой школы искусственного интеллекта, взявшей на вооружение все ценное, что появилось в теории нейронных сетей и ставшей после этого ведущим направлением в теории нейрокомпьютеров и моделей конкретных нейронных структур. Хотя отношения продолжают оставаться сложными и напряженными, но они больше напоминают разногласия ближайших родственников, чем непримиримых врагов.

Что представляют из себя нейрокомпьютеры с точки зрения математика?

Приведем три наиболее популярных определения модельной нейронной сети.

Определение 1. (Szu, 1987) Нейронная модельная сеть – это генерическая система, удовлетворяющая условиям нелинейности, нелокальности, нестационарности и невыпуклости.

Определение 2. (Grossberg, 1987) Нейронная модельная сеть – это система элементов (уравнений), обладающая свойствами нелинейности

(целое » суммы частей), нелокальности (дальнодействия), нестационарности (обучаемости), невыпуклости (имитация отжига, новейшего метода оптимизации) и обратной связи (исключение бесконечного регресса).

Определение 3. (Kohonen, 1987) Нейронные модельные сети это массивно-параллельные соединения простых, обычно адаптивных элементов вместе с их иерархической организацией, которые предназначены взаимодействовать с объектами реального мира тем же способом, что и биологическая нервная система.

Дальнейшую информацию о существующих нейрокомпьютерах и перспективах развития нового направления можно получить из выступлений многих участников дискуссии, особенно В.Л.Дунина-Барковского, Ф.В.Широкова. Есть основания надеяться, что проведенная дискуссия о нейрокомпьютерах привлечет внимание широкой научной общественности.

Редактор В.И. Крюков

2. ДИСКУССИЯ ЗА КРУГЛЫМ СТОЛОМ.

Сопредседатели: Р.М.Борисюк, В.И.Крюков

Публикуемые ниже тексты выступлений были присланы по просьбе Оргкомитета участниками дискуссии после домашней проработки их содержания, поэтому они не вполне точно воссоздают фактический ход дискуссии, зато выступления стали более содержательными, подкреплены ссылками и хорошо отражают остроту ситуации.

В.И.Крюков

ПОСТАНОВКА ВОПРОСОВ

Мы должны обсудить необычное состояние дел, сложившееся в нашей области за последние 2-3 года и по возможности наметить план ближайших действий. Предлагаю ограничиться обсуждением следующих вопросов.

В1. Что сделал Хопфилд?

В2. Коннекционизм : столбовая дорога или тупик?

В3. Каково наше отношение к нейронаукам?

В4. Куда нам идти и с кем?

В5. Почему нас интересуют нейрокомпьютеры?

Первый вопрос был предложен для обсуждения Р.М.Борисюком на одном из наших заседаний. Я его поддерживаю, потому что знаю, что речь, по-видимому, не столько о приоритетных вопросах, сколько о чисто научной стороне дела: в чем состоит принципиальный прорыв в моделировании нейронных сетей с тех пор как нейронные сети были «закрыты» в результате критики Мински и Пейперта в 1969 году?

Четкого, однозначного ответа, по-видимому, не существует, но попытка сформулировать ответ помогает осветить сложную ситуацию с разных точек зрения и наметить пути поиска новых, еще не использованных возможностей в теории нейронных сетей.

Второй вопрос касается основного принципа моделирования нейронных сетей и, возможно, основного принципа функционирования мозга. Под коннекционизмом понимается то направление (школа) в моделировании нейронных сетей, которое считает, что большие вычислительные возможности возникают в нейронных сетях не за счет свойств индивидуальных нейронов, а за счет подходящих синаптических связей, которыми они соединены с большим числом аналогичных нейронов. Я предлагаю для большей определенности дискуссии считать модель коннекционистской, если она эквивалентна системе обыкновенных нелинейных дифференциальных уравнений, в которой параметры связи между переменными задаются матрицей элементов, изменяющихся по так называемому хеббовскому правилу. Основная Догма (основная гипотеза) коннекционизма состоит в том, что мозг представляет из себя массивный параллельный компьютер с бинарным или аналоговым кодированием информации и с локальным алгоритмом модификации весов межнейронных связей. В такой форме основная гипотеза коннекционизма, по моему, принципиально не отличается от основной гипотезы искусственного интеллекта, утверждающей, что мышление сводится к манипулированию символами согласно предписанным алгоритмам (в данном случае согласно системе обыкновенных дифференциальных уравнений с переменными коэффициентами). Некоторые коннекционисты придерживаются более слабой формы этой гипотезы: коннекционизм способен описать если не все, то многие существенные аспекты мышления. Короче говоря, коннекционизм, возможно, – не столбовая дорога, но уж во всяком случае не тупик. В последнее время поставленный выше вопрос обострился в связи с неподтверждением предсказаний некоторых коннекционистских моделей.

Третий вопрос возникает в связи с известным фактом слабой связи коннекционизма с нейронауками и призывает как-то изменить существующее положение, поскольку оно ведет как минимум к неоптимальной архитектуре нейрокомпьютеров.

Четвертый вопрос – о планах исследования нейронных сетей в связи с особенностями организации науки в нашей стране. Теория ней-

ронных сетей находится сейчас, как часто пишут на Западе, «в фазе взрывного роста», поэтому догонять эту фазу нам вроде бы бессмысленно, тем более что все еще сохраняется искусственная, изнутри созданная изоляция отечественных исследований в этой области от зарубежных. Может быть, существует альтернатива – не догонять? Тогда какая?

Последний пятый вопрос предложил участник совещания В.М.Мусин. Его можно понимать как возможность каждому высказаться по любому интересующему его аспекту проблемы нейрокомпьютеров.

Р.М. Борисюк

ДИСКУССИЯ

Это выступление было подготовлено для обсуждения во время дискуссии, но так как я был ведущим, то не мог позволить себе длинное выступление, и потому ограничился лишь отдельными замечаниями. Здесь я бы хотел более развернуто высказаться по трем вопросам.

I Архитектура нейрокомпьютеров.

II Почему нас интересуют нейрокомпьютеры?

III Что сделал Хопфилд?

I. Архитектура нейрокомпьютеров

Итак, об архитектуре нейрокомпьютеров. Когда говорят о нейрокомпьютере, как правило, имеют в виду некое специализированное техническое устройство, способное имитировать работу нейронной сети (нескольких нейронных сетей). Чтобы задать модель нейронной сети нужно определить три ее компоненты:

1. Модель отдельного элемента сети.
2. Топологию связей между элементами.
3. Правила изменения весов связей между элементами.

В большинстве рассматриваемых моделей используется предельно простой элемент – нейрон Маккаллока-Питтса. В некоторых моделях используются более сложные элементы, учитывающие абсолютную и относительную рефрактерность, задержку при передаче импульса, нелиней-

ную суммацию, нелинейность порога, затухание потенциала при отсутствии воздействий и т.д. (см. Г.Н.Борисюк и др. «Новые методы анализа нейронной активности». Пушино, 1986).

Хотелось бы понимать, какие из свойств, присущих реальным нейронам, являются существенными и должны найти свое воплощение в обрабатывающем элементе нейрокомпьютера. Может быть достаточно простейшего нейрона Маккаллока-Питтса, а все остальные свойства – особенность биологической реализации, не влияющая существенным образом на процесс обработки информации?

К сожалению, ответы на эти вопросы неизвестны. При исследовании модельных нейронных сетей, в которых используются достаточно сложные элементы, обычно остается непонятным, какие из наблюдаемых эффектов обусловлены спецификой элемента, а какие от нее не зависят.

Как правило, в рассматриваемых сетях все элементы предполагаются одинаковыми, в то время как имеются морфологические данные, свидетельствующие о наличии клеток различных типов в каждой из структур мозга. Например, в мозжечке есть клетки Пуркинье, зернистые, корзинчатые и др. Топология связей обычно базируется на принципе однородности, а наиболее популярными являются связи типа «все-на-всех». При этом рассматриваются возбуждающие и тормозные синапсы. Здесь опять же не учитывается тот факт, что в ЦНС работают порядка 100 различных медиаторов, регулирующих синаптические связи. Кроме того, имеются, по-видимому, электрические контакты между нейронами, но какова их роль остается неясным.

В наших имитационных моделях рассматриваются локальные связи между элементами. Представляется, что такой тип топологии связей является перспективным для нейрокомпьютеров, как с точки зрения технической реализации, так и по достаточно большому набору типов динамического поведения.

Наиболее широко распространенным правилом изменения весов связей в процессе обучения (материальный субстрат памяти) является правило Хебба или одна из его модификаций. Возможен другой подход. В процессе обучения происходит подстройка сети (установка порогов, изменение синаптических весов, времен рефрактерности и т.д.) таким образом, чтобы в ней был возможен динамический режим периодического (квазипериодического) изменения активности. Именно такой периоди-

чески повторяющийся пространственно-временной паттерн может интерпретироваться как памятный след. Регулируя параметры сети, можно управлять ее динамическим поведением, получая различные пространственно-временные паттерны. Например, сеть, находящуюся в состоянии низкой фоновой активности, можно перевести в колебательный режим, изменив пороги некоторых элементов. Более того, можно осуществить такой перевод, подавая на сеть кратковременное воздействие. При этом можно регулировать количество пробегающих волн, их взаимное расположение, скорость и т.д. Все эти результаты получены на модельных нейронных сетях и хорошо согласуются с экспериментальными данными.

Понять роль колебательных режимов в процессах обработки информации – это актуальная задача для исследователей нейронных сетей. Ясно одно – не только правило Хебба можно использовать при записи информации. По-видимому, нужно комбинировать различные подходы. Такой путь представляется нам плодотворным и хотелось бы, чтобы в будущей архитектуре нейрокомпьютеров предусматривались широкие возможности для варьирования правил и способов записи информации.

II. Почему нас интересуют нейрокомпьютеры?

Отвечая на этот вопрос, я хочу выделить три направления развития и использования нейрокомпьютеров, которые представляются мне наиболее важными и интересными.

1. Решение задач, традиционных для искусственного интеллекта. Это задачи, связанные с распознаванием образов (зрительных, слуховых и др.), классификацией изображений, воспроизведением речи и т.д. Успех в решении этих задач, связанный с идеологией нейронных сетей, может позволить создать специальные устройства – миниатюрные, быстродействующие, дешевые, которые будут иметь широкое распространение (дешевые приставки к персональным компьютерам) и обеспечивать потребности диалогового общения человека с ЭВМ.

2. По-видимому, значительный успех может быть достигнут при использовании идеологии нейронных сетей для решения трудных задач теории вычислений, так как при этом могут быть получены естественные параллельные алгоритмы, позволяющие значительно ускорить вычисления. Создание специализированных вычислительных устройств на принципах нейронных сетей для решения конкретных, сложных вычислительных задач может позволить получить значительный прогресс в

области вычислительной и прикладной математики (минимизационные задачи, гидро- и аэромеханические расчеты и т.д.).

3. Использование нейрокомпьютера как инструмента для моделирования работы структур мозга. На мой взгляд, это наиболее важное и перспективное направление использования нейрокомпьютеров. Несмотря на провозглашаемые лозунги о том, что в основе функционирования нейрокомпьютеров лежат принципы работы мозга, используется чрезвычайно малое количество нейрофизиологических фактов. Кроме того, имеющихся данных совершенно недостаточно. Известно очень мало о работе отдельного нейрона, кое-что известно об устройстве и функционировании некоторых сообществ нейронов и очень мало известно о том, как устроена та или иная структура мозга, какова функциональная роль структур мозга, как различные структуры взаимодействуют между собой в процессе обработки информации. При изучении этих вопросов важную роль будут играть модели нейронных сетей, позволяющие имитировать имеющиеся нейрофизиологические данные, строить различные схемы и проверять гипотезы об устройстве и функционировании структур мозга. И здесь возникает целый ряд требований к нейрокомпьютеру как удобному инструменту для работы модельеров.

III. Что сделал Хопфилд?

Почти во всех докладах, прочитанных на конференции, упоминаются работы Хопфилда. Мне представляется интересным обсудить, что же сделал Хопфилд, какие из его результатов представляют интерес для теории нейронных систем, в чем новизна результатов и почему они имеют столь большую популярность.

Идея о том, что множество стационарных состояний нейронной сети можно интерпретировать как совокупность запомненных образов, не является новой. Например, в работе Н. Wilson, J. Cowan, Biophys. J., 1972, v.12, p.2-24 показано, что ансамбль нейронов, состоящий из возбуждающей и тормозной популяций, способен иметь достаточно богатое множество стационарных состояний. Впрочем, из уравнений динамики элементарно получается, что даже для одной популяции возбуждающих нейронов можно получить много стационарных состояний, описываемых уравнением

$$\dot{x} = -x + f(ax + P)$$

Для этого нужно выбрать нелинейную функцию f , имеющую большое количество точек перегиба, чтобы уравнение

$$\bullet l = f(ax + P)$$

имело много решений.

На мой взгляд, наиболее существенным результатом, полученным Холфилдом, является утверждение о существовании функции Ляпунова («энергии») для модели нейронной сети. Благодаря этому наблюдению открылись аналогии с теорией спиновых стекол, а это в свою очередь позволило привлечь к моделированию нейронных сетей значительные силы физиков-теоретиков. Кроме того, осознание факта, что динамика нейронной сети происходит таким образом, что при этом минимизируется функция энергии, дало новый импульс в науке о вычислениях, производимых нейронной сетью.

А.Г. Гусев

ДИСКУССИЯ

Меня очень радует тот факт, что дискуссия повернула в сторону нейрофизиологии. Я с удовольствием отмечаю среди физиков и математиков повышенный интерес к сведениям о том, как устроены реальные нейронные сети. Действительно, создание компьютеров нового поколения на данном этапе невозможно без познания мозга и использования принципов его работы. Обратите, пожалуйста, внимание на первое слово в названии нашего совещания: Архитектура нейрокомпьютеров. До сих пор здесь, за редкими и несущественными исключениями, я слышал о детальных разработках, относящиеся к архитектуре однородных сетей. По-видимому, для физиков и математиков это – пока единственный путь получения точных решений, для инженеров – экономическая выгодность единой элементарной базы – сети из одинаковых нейронов не слишком большой сложности. Сегодня эта позиция имеет свои оправдания – многое еще не сделано и на однородных сетях. Но если думать о том, куда идти дальше, вспомним в первую очередь, что в сложнейшей архитектуре мозга (один из разделов науки о мозге так и называется – цитоархитектоника) вы не встретите однородных сетей. Есть иерархичность, есть

вертикальная послойная организация, есть модульная организация, есть проекционный принцип дальних связей, есть, наконец, принципы локальной организации, общие для многих отделов мозга (например, возвратное торможение), но нигде эти принципы не доводятся до абсурдного абсолюта, существует полезное «равновесие принципов», пожалуй, в каждой конкретной подсети реального мозга – и нигде нет одинаковых нейронов. Изучать такие сети чрезвычайно трудно, моделировать практически невозможно, особенно, если пользоваться методологией, разработанной для газов или твердого тела, состоящих из одинаковых частиц.

Пока что словом «архитектура» мы обозначаем широкий спектр понятий на разных условиях соединения элементов. Понятно, что закономерности соединения элементов будут сильно зависеть от сложности самого элемента, его возможностей. Сравнительно небольшое увеличение разнообразия – локальных степеней свободы – приводит к скачку: мы перейдем к анализу и конструированию неоднородных сетей. Для начала – архитектура взаимодействия разных однородных сетей. Дальнейший шаг к реальному мозгу – отказ от дискретной архитектуры элементов и подсистем в пользу архитектуры непрерывной. Этого не умеют делать пока даже специалисты, изучающие мозг, даже на качественном уровне. В науке о мозге нарастает необходимость применения новых методов, нового математического аппарата. Таковы мои представления о том, «куда нам идти».

Г.П. Дишкант

**ЗА БОЛЕЕ ШИРОКОЕ, МНОГООБРАЗНОЕ, ЦЕЛЕУСТРЕМЛЕННОЕ
СОТРУДНИЧЕСТВО, ЗА ОПЕРЕЖАЮЩИЙ СКАЧОК.**

Слово «нейрокомпьютер» произошло от соединения двух понятий «нейронная сеть» и «компьютер». Работа нейрофизиологов и их помощников – «модельеров» и физиков-теоретиков – были представлены на Совещении более широко. Но, на мой взгляд, следовало бы шире привлечь специалистов по архитектуре компьютеров, а также по близким дисциплинам: теории распараллеливания алгоритмов, теории клеточных автоматов, теории сложности вычислений и др.

Все знают, крыло самолета не обязано быть копией крыла птицы. Тем не менее, наблюдения за птицами должны предшествовать созданию самолетов. Не надо забывать и о другой стороне дела. Знание крыла самолета много дает для понимания полета птицы. Кроме бионики существует и противоположное направление мысли: от знания технических систем к пониманию живых. Я считаю, что не только устройство мозга – ключ к построению суперкомпьютера, но и наоборот, архитектура современных компьютеров – ключ к разгадке мозга. Многочисленные инженерные хитрости, реализованные в современных компьютерах, наверное, имеют свои аналоги в живом мозге. Физиологам следует поискать их. В первую очередь надо обратить внимание на архитектуру уже действующих высокопроизводительных параллельных и ассоциативных процессоров. Много может открыть архитектура многопроцессорных систем на сверхбольших интегральных схемах. Принципы этих систем: простота функций каждого процессора, регулярность и простота их соединений, однородность потоков данных. Весьма вероятно, эти же принципы заложены в архитектуре каких-то нейронных структур головного мозга. Интересны структуры уже действующих нейрокомпьютеров, систолических массивов, процессы параллельной и конвейерной обработки данных, архитектура волновых матричным процессоров и многое другое. Надо поискать аналогичные структуры и процессы в абстрактных моделях нейронных сетей и в мозге. Не исключено, что тут ключ к разгадке электрической активности мозга, обнаруживаемой в электроэнцефалограммах.

Не следует также забывать, что нейрокомпьютер не есть нечто абсолютно новое, а закономерный следующий этап эволюции поколений компьютеров. Следует предложить такие нейронные сети, которые смогут выполнять работу современных многопроцессорных систем.

Ситуация, сложившаяся с нейрокомпьютерами, напоминает ситуацию 50-х годов с ракетами. Тогда, на фоне наметившегося отставания в области авиации, тем не менее было решено бросить свои силы на создание ракетной техники, которая показала правильность этого смелого решения. Нам удалось тогда выйти на первое место в доминирующей области техники. Учитывая этот успешный опыт, нам не следует пытаться догнать развитые страны в области обычных компьютеров. Ведь это поведет только к гигантской трате сил и средств, но все равно цель не будет достигнута. Нам следует решиться на опережающий скачок: бросить все силы на реализацию нейрокомпьютеров. Первенство в этой

области нами может быть завоевано. Это определило бы ход дальнейшего соревнования с Западом.

В.Л. Дунин-Барковский

НЕЙРОКОМПЬЮТЕРЫ. ТОЧКА ЗРЕНИЯ

С конца 1986 года в мировой научно-технической среде появилось и прочно утвердилось понятие «нейрокомпьютер». Примерно с того же момента начался и продолжается по настоящее время бурный рост интереса к механизмам переработки информации в нервной системе и нарастает поток попыток использовать в технике возникающие при этом возможности. Ниже кратко охарактеризованы основные этапы и направления «новой волны» – работ по нейрокомпьютерам .

Среди определяющих событий в этой области была конференция в штате Нью-Йорк в мае 1986 г. под названием «Нейронные сети для вычислений». После нее последовали десятки международных и национальных конференций по теории нейронных сетей, механизмам преобразования информации в естественных и искусственных нейронных сетях. Создано международное общество нейронных сетей. Начал выходить новый международный журнал «Нейронные сети» (Neural networks). Произошло репрофилирование некоторых классических журналов, в частности журнала *Intelligence*, на публикации в области нейронных вычислений. Мартовский номер журнала *Computer* (IEEE) целиком посвящен искусственным нейронным сетям.

В США возникли десятки фирм, основным продуктом которых – создание нейрокомпьютеров. В руководстве фирм – крупнейшие специалисты в области микроэлектроники, искусственного интеллекта, нейробиологии. О создании нейрокомпьютеров объявили фирмы Японии. В США, Японии и Западной Европе созданы крупномасштабные программы, направление которых характеризует аббревиатура BRAIN – Basic Research in Adaptive Intelligence and Neurocomputing. Сведения о нейрокомпьютерах все чаще появляются в деловой прессе (журналы *Fortune*, *Business Week*, *Forbes Magazine* и др.), в средствах массовой информации (утренняя сводка новостей ЦТ СССР 13.06.88 и т.п).

Разработки нейрокомпьютеров ведутся на трех уровнях:

(1) создание специализированного математического обеспечения для моделирования нейронных систем;

(2) разработка специализированных процессорных плат для моделирования нейронных систем и

(3) создание специализированных СБИС – искусственных нейронных сетей. В рамках нейрокомпьютерных программ вкладываются средства в нейробиологические исследования по анализу механизмов работы реальных нейронных сетей.

Наиболее представительным форумом по данной проблематике была Первая Международная конференция IEEE по нейронным сетям (Сан-Диего, Калифорния, июнь 1987 г.). В текущем году проходят две крупнейшие конференции – в Сан-Диего (под эгидой IEEE) и в Бостоне (организатор – Международное общество нейронных сетей).

В трудах конференции IEEE 1987 г. по нейронным сетям (4 тома по 800 страниц) рассмотрены проблемы математического моделирования нейронных сетей, нейросетевые методы решения прикладных задач, описаны устройства для моделирования нейронных сетей, оптические и электронные искусственные нейронные сети.

Судя по последним опубликованным материалам, научно-техническое направление, связанное с нейрокомпьютерами, притягивает специалистов и организации из классических областей создания адаптивных технических систем. Среди заказчиков разработок обращает на себя внимание очень большой процент военных ведомств, связанных с военно-промышленным комплексом.

В уже созданных или интенсивно исследуемых сейчас искусственных нейронных сетях основным является представление о так называемых связевых (коннекционистских) архитектурах. Иными словами, речь идет о системах, состоящих из достаточно большого числа сравнительно просто устроенных, многосвязных элементов. Причем, связи между элементами имеют возможность изменяться под влиянием сигналов в такой сети. Замечательные свойства таких систем были предсказаны в 1949 г. Д. Хембом и обнаружены в конце 60-х годов (Brindley, 1967,

1969; Магг, 1969-1971; Фомин и др., 1976; Дунин-Барковский, 1978 и многие другие). В статье В.Л.Дунин-Барковского «О физическом моделировании нейронных схем ассоциативной памяти» (1975) предложен вариант нейронных конструкций очень больших интегральных схем для воспроизведения нейронных конструкций Бриндли и Марра. Предлагалось создать схемы нейроподобных элементов с большим числом связей (10000 и более) так, чтобы связи могли модифицироваться по правилам Хебба. При этом отмечалось, что физическое моделирование нейронных схем необходимо по двум причинам. Во-первых, эти схемы нужны для проверки работоспособности конкретных идей, связанных с возможным устройством реальной нейронной системы, и, во-вторых, такие схемы по своим функциональным возможностям могут оказаться полезными в устройствах преобразования информации.

В наше время внимание мировой научно-технической аудитории к исследованию свойств таких систем было привлечено по трем основным причинам:

(1) появились технические средства для воспроизведения больших многосвязных систем процессорных элементов;

(2) имелся серьезный багаж теоретических разработок в данной области, в частности, физиками (Хопфилд и его последователи) были переоткрыты результаты Я.Марра по ассоциативной памяти в многосвязных системах и

(3) строго логические подходы к созданию систем искусственного интеллекта оказались очень сложными, они не дают пока ощутимых практических результатов. В то же время выяснилось, что суровая критическая оценка нейросетевого подхода, данная в свое время М.Минским, не слишком серьезно обоснована.

У нас в стране работы по моделированию нейронных сетей велись с начала 60-х годов (Л.И.Розоноэр, Н.В.Позин, И.А.Любинский, С.В.Фомин, А.Н.Четаев, А.М.Гутман, В.Л.Дунин-Барковский, В.И.Крюков, А.А.Фролов, сотрудники А.Б.Когана, Е.Н.Соколова и др.). На волне резкого возрастания интереса к нейронным сетям (после работ Хопфилда) появились группы А.А.Веденова, М.Д.Франк-Каменецкого, М.В. Фейгельмана.

Работы по теории нейронных сетей регулярно обсуждались на семинарах «Нейронные схемы» (ИППИ АН СССР, 1977-1985 гг.) и семинарах по теории нейронных сетей (МИРЭА, 1985-1988 гг). В работах этих семинаров принимали участие сотрудники многих других институтов Москвы, Пущина и других городов. Здесь были заслушаны доклады по оригинальным работам практически от всех групп, ведущих в Москве и ее окрестностях исследования по нейронным сетям.

А.А. Ежов
ДИСКУССИЯ

1. ЧТО СДЕЛАЛ ХОПФИЛД?

Хопфилд сделал много хорошего и много плохого.

Хорошее.

I. Связал идеализированную модельную сеть, имеющую свойства ассоциативной памяти, со спиновыми стеклами и тем самым инициировал массовое вторжение физиков, а что более существенно, физических методов в новую область исследований.

II. Ввел энергию состояния сети, тем самым определив возможность использования минимизирующих энергию нейросетей для решения задач оптимизации.

III. Рассмотрел один из случаев возникновения состояний «ложной памяти», обратил внимание на их структуру и указал на возможность интерпретации таких состояний в качестве «алогичных умозаключений».

Плохое.

I. Смотри пункт I раздела «хорошее».

II. Ввел энергию состояния сети, чем ввел в заблуждение некоторых представителей нейронаук, пытающихся теперь определить, чему она соответствует в природе.

III. Объединил возникающие в сетях непредвиденные стационарные состояния понятием «ложная память», спровоцировав тем самым борьбу с ними.

2. КОННЕКЦИОНИЗМ: СТОЛБОВАЯ ДОРОГА ИЛИ ТУПИК?

Коннекционизм естественен и привлекателен для физиков и для нейрокомпьютеров. Поскольку мышление есть различение тождественного и отождествление различного, а для изучаемых в настоящее время нейросетей эти функции естественны, имеется основание для оптимизма. Однако, относиться к коннекционизму, равно как и к физическим методам, следует с осторожностью, особенно, когда происходят скрытые переходы от рассуждений о нейрокомпьютерах к рассуждениям о мозге и наоборот.

3. КАКОВО НАШЕ ОТНОШЕНИЕ К НЕЙРОНАУКАМ?

Работы последних лет вызывают у представителей нейронаук большой интерес, но все же далеки от их потребностей: понять, что можно и нужно измерить. Необходима взаимопомощь.

4. КУДА НУЖНО ИДТИ ДАЛЬШЕ И С КЕМ?

Необходим глубокий анализ проблем, возникающих при изучении модельных систем, выявление основных и естественных свойств таких систем и реализация их в нейрокомпьютерах. Поскольку в науке важнее всего понять, что невозможно сделать, роль строгого анализа необходимо увеличить примерно в Минский/Розенблатт раз. Идти надо с теми, кто идет.

3. ПОЧЕМУ НАС ИНТЕРЕСУЮТ НЕЙРОКОМПЬЮТЕРЫ?

Развитие традиционной вычислительной техники ведется как создание все более мощных усилителей левого полушария мозга. Нейрокомпьютеры должны усилить правое. Дискуссия 60-х годов «Может ли машина творить?» с приходом нейрокомпьютеров разрешается парадоксальным образом: невозможно создать нейрокомпьютер, лишенный «воображения», без «творческих» возможностей. Это – самое интересное в них.

В. И. Крюков

КОННЕКЦИОНИЗМ И ДОМИНАНТА

Я изложу свою точку зрения на проблему нейрокомпьютеров в форме ответов на вопросы, поставленные в начале дискуссии.

В1. Разные люди приписывают Хопфилду разные заслуги. В чем математическая причина столь большого, но трудно формулируемого успеха Хопфилда? Ответ я нашел в его второй основной работе (PNAS, 81, 3088-3092, 1984), где довольно сложное вероятностное описание сети из неформальных нейронов он с помощью некоторых допущений сводит к простой динамической системе, известной теперь под названием «сеть Хопфилда». Основное ограничение состоит в том, что указанная аппроксимация справедлива не всегда, но лишь вдали от критической точки фазового перехода и дает качественно неверное описание вблизи этой точки. Эта точка обычно считается нерабочей: в ней происходит неприятное явление, называемое «катастрофой переполнения». А что если для исходной сети из неформальных нейронов в этой точке на самом деле имеет место не катастрофа, а нормальный, хотя, возможно, и не вполне привычный рабочий режим? А что, если затем не только в исходной модели, но и в мозге происходят фазовые переходы, а процесс, соответствующий критической точке, возможно есть самое интересное явление в мозге? Положительные ответы на эти вопросы были даны в моем докладе на нашем первом заседании, где были приведены теоретические и экспериментальные доказательства того: что фазовые переходы в мозге действительно существуют вовсе не как досадное осложнение потери устойчивости, а как самое главное, фундаментальное явление, позволяющее предположить и затем доказать существование главного принципа функционирования мозга. Но тогда модель Хопфилда (а с ней вместе почти каждая коннекционистская модель) должна неизбежно столкнуться с рядом серьезных проблем всякий раз, когда придется выходить за границы области справедливости указанной выше аппроксимации. Какие это проблемы?

В2. Перечисленные ниже проблемы сформулированы нами на основе двух обзоров, опубликованных вместе с их детальным обсуждением в журнале *Behavioral and Brain Sciences* (9, 67-120, 1986; 10, 161-195, 1987) и отражает мнение ведущих специалистов в области нейронаук и когнитивной психологии.

1. Проблема ритмов. Как в рамках коннекционистских моделей объяснить низкочастотные ритмы и пространственную синхронизацию ЭЭГ, поздние компоненты вызванных потенциалов и их зависимость от когнитивных заданий испытуемых?

2. Проблема временных задержек. Временные задержки, необходимые нервной системе для восприятия различных аспектов внешнего мира, на один-два порядка превышают характерные времена релаксации одиночных нейронов. Задержка на одном синапсе составляет 1-2 мсек. Как и откуда возникают задержки до секунды и более?

3. Проблема временной развертки. Обработка информации в мозге разворачивается во времени. Чем достигается «склейка» последовательности событий во времени, позволяющая воспроизводить очень длинные последовательности на основе небольшого начального фрагмента?

4. Проблема комбинаторного взрыва: необходимое число нейронов сети растет экспоненциально с ростом числа анализируемых свойств входного сигнала.

5. Проблема иерархичности. Иерархическое разбиение сети на группы с целью, например, решить проблему комбинаторного взрыва ведет к предсказанию «генерального» или «гностического» нейрона, принимающего решения. Однако нейрофизиология отрицает существование таких нейронов в нервной системе еще со времен Шеррингтона.

6. Проблема глобальных связей: с ростом числа нейронов N в «неразрезанных» сетях число взаимосвязей нейронов растет как N^2 . Учитывая, что реально N велико, непонятно, где и как разместить такое количество соединений?

7. Проблема кратковременной памяти. Если в коннекционистских моделях предельные циклы и временно устойчивые состояния недопустимы, то как объяснить существование кратковременной памяти и почему емкость кратковременного хранения человека составляет 7 ± 2 единицы?

8. Проблема обучения. Время обучения в коннекционистских моделях резко возрастает с размером сети. Животное, реализующее один из

существующих алгоритмов обучения, не имело бы возможности выжить в опасной обстановке.

9. Проблема внутри- и меж-модальной интеграции. Если нейроны – детекторы свойств выделяют отдельные признаки сложных стимулов, то как и где комбинируется их активность, чтобы воспроизвести целостный образ этого стимула? В частности, как реализуется стереоскопическое зрение?

10. Проблема универсального кода. Чтобы различные центры мозга и организм в целом могли быть функционально связаны, все нейроны должны понимать «общий язык». Отрицание существования единого кода (например, Кохонен, 1987) в свою очередь создает много дополнительных проблем.

11. Проблема «перекрестных» помех. Где и как предотвращается неправильная комбинация активности отдельных нейронов-детекторов для устранения зрительных иллюзий и образов несуществующих объектов – монстров ?

12. Проблема инвариантного восприятия. Каким образом наше восприятие остается неизменным, несмотря на то, что изображение на сетине может подвергаться различным преобразованиям: сжатию, вращению, растяжению, трансляции, неизотропным деформациям, движению объекта и наблюдателя ?

13. Проблема внимания. Каким образом сеть игнорирует большую часть входных стимулов, выделяя для анализа лишь небольшое их подмножество? В более общей постановке требуется решить указанные выше проблемы без существенного изменения архитектуры модели при переходе от одной проблемы к другой.

14. Проблема сенсомоторной координации и организации движения. Кто управляет вниманием и принимает решение о начале движения? Как конкретно осуществляется редукция огромного числа имеющихся степеней свободы до нескольких единиц при движении?

В Таблице в условной форме записаны сами проблемы и некоторые способы их решения.

Таблица. Два способа решения проблем.

Проблемы	Коннекционизм	Доминанта
1. Ритмы	Неустойчивость алгоритма	Системообразующий фактор
2. Задержка	Дополнительный постулат	Коллективный аффект
3. Развертка	Блуждание по аттракторам	Сканирование по частоте
4. Взрыв	Иерархия/группировка данных	Нет проблемы
5. Иерархия	Тираническая	Демократическая
6. Связи	"Все на всех" разреженные	"Общий вход"/ функциональные
7. Память	Синаптическая с забыванием	Реверберационная с консолидацией
8. Обучение	Хеббовское	Частотное
9. Интеграция	Нет решения	Синхронизация
10. Код	Бинарный /аналог пространственный	Частотно-фазовый пространственно-временной
11. Помехи	Нет решения	Частотная селекция
12. Инвариантность	Частная	Общая
13. Внимание	Таламический прожектор/ адаптивный резонанс	Кортико-септо-гиппокампальная ФАПЧ
14. Движение	Нет решения	Синхронизация осцилляторов

На основании пункта В1 я утверждаю, что без выхода за рамки постулатов коннекционизма ни одна из этих проблем не имеет удовлетворительного решения. Тем более такого решения не существует, если

дополнительно потребовать чтобы одна и та же модель решала сразу все проблемы одновременно, как это предположительно делается в мозге. В этом смысле коннекционизм близок к исчерпанию своих возможностей в понимании функций мозга. Нужны существенно новые идеи и новые методы анализа нейронных сетей. Это признал и сам Хопфилд: «Добавление ритмов, адаптации и синхронизации во времени (см. Проблему 1) обеспечит и механизм движения от одного аспекта вычислений к другому (см. Проблему 2) и возможность иметь дело со входами, зависящими от времени (Проблема 3), что обеспечит новые вычислительные возможности даже в случае малых сетей (Проблема 4). Необходимо ввести иерархию (Проблема 5), чтобы довести число синаптических связей до разумной величины (Проблема 6). Эти идеи будут существенны для переноса высказанных соображений с уровня нейронных сетей на уровень нейронных систем» (Science, 1986, 233, 625-693). Именно такое решение всех проблем на основе ритмов и синхронизации предлагается в рамках нового подхода (см. правый столбец Таблицы), причем сущность решения уже известна более 50 лет как основной принцип работы мозга – принцип доминанты А.А.Ухтомского. Подробнее об этом можно прочитать в коллективной монографии «Метастабильные и неустойчивые состояния в мозге», 1986, и в наших последних статьях.

ВЗ. Между коннекционизмом и доминантой различие такое, образно говоря, как между проводной связью без коммутатора и современным радиоканалом или, иначе, между лотом и эхолотом (радаром). Отсюда возникло первоначальное название для нейронной модельной системы – «Нейролокатор», – предложенной нами как прототип доминантного нейрокомпьютера (см. Тезисы докл. I Всес. биофизич. съезда, Пушкино, ОНТИ НЦБИ АН СССР, 1982, т.3, с.32). Однако наиболее существенное различие между двумя подходами лежит, как ни странно, в области методологической и, в частности, в отношении к объекту исследования и нейронаукам. Человек с точки зрения коннекционизма – это машина для обработки информации, а поэтому к нему применены те же механические принципы, что и к другим техническим устройствам. Факты нейробиологии представляют интерес лишь в той мере, в какой они полезны для получения оптимальных технических решений. Наоборот, с точки зрения доминанты человек и его мышление – это центральная, самая главная научная проблема, если угодно, тайна, которая открывается частично и постепенно при условии учета всего громадного опыта человечества, научного и вненаучного, но в первую очередь данных нейрофизиологии и нейропсихологии. Принцип доминанты учитывает

наиболее важный, господствующий над всем остальным интерес организма к внешней или внутренней среде, обращает внимание на глубоко скрытые от поверхностного зрения необычные, непривычные и часто парадоксальные проявления доминанты сразу на нейронном, поведенческом и психологическом уровнях и предлагает искать для всех данных единый простейший «механизм» их генерации. Эта задача несравненно более сложная, чем создание искусственного интеллекта, программного или коннекционистского, потому что требует единой точки зрения на все факты, в то время как для коннекционизма существует неограниченное множество способов «пожертвовать биологичностью ради простоты».

В4. Из этого главного отличия вытекают следующие практические предложения:

а) Везде, во всех экспериментальных данных искать, прежде всего, главный принцип соподчинения, увязки и организации данных путем проверки гипотезы доминанты комбинируя ее, где необходимо, с другими принципами работы мозга.

б) Сосредоточить внимание на наиболее важных и трудных для коннекционистского объяснения данных, в особенности, связанных со зрением, вниманием и движением.

в) В противовес школе коннекционизма организовать школу моделирования доминанты, т.е. более или менее долговременное внутри-союзное содружество исследователей разных специальностей для регулярного еженедельного, в крайнем случае ежемесячного, обсуждения результатов моделирования доминанты.

г) Заинтересовать ведущих теоретиков мозга США, ФРГ, Японии и др. идеями доминанты и организовать совместный проект создания доминантного нейрокомпьютера, – прежде всего для нужд нейронного моделирования, а потом и для других применений.

д) Ежегодно созывать международные совещания по проблеме моделирования доминанты с обязательным приглашением ведущих специалистов-коннекционистов, работающих над проблемами зрения, внимания, движения. Первое такое совещание запланировано провести в

г.Пушино, второе – за рубежом, например, в Праге, третье – снова в Пушино и т.д.

В5. Очевидно теперь, что нейрокомпьютер не только хороший стимул для мультидисциплинарного изучения нейронных сетей, но средство популяризации глубоких идей доминанты и вытекающих из нее двух законов психологии, открытых А.А.Ухтомским: Закона Заслуженного Собеседника и Закона Любви. Эти законы связывают воедино психофизиологический механизм мышления со «сложной работой рода и предания» и указывают путь преодоления человеком своих порочных доминант, перестройки восприятия окружающего мира путем самовоспитания и создания морально-этических установок личности. Поэтому есть надежда, что доминантный нейрокомпьютер (машина Ухтомского как альтернатива машине Больцмана/Коши) поможет не столько овладеть новыми «неисчислимыми богатствами природы» или открыть новую эру «универсальной нобильности» (всеобщего благородства), о которой пишет Хехт-Нильсен, сколько открыть для себя, что главное богатство человека в нем самом, а не во вне его, что оно накапливается длительным систематическим личным трудом по овладению своими доминантами, своим вниманием и направлению их, как писал А.А.Ухтомский, «на другое лицо» (см. Природа, 1975, N9; Нева, 1988, N4; Новый мир, 1973, N1).

В заключение – краткое резюме по всем затронутым вопросам.

В1. Хопфилд редуцировал исходную стохастическую модель нейронной сети к детерминированной модели и тем самым создал множество проблем, неразрешимым в рамках коннекционизма.

В2. Коннекционизм – серьезное, по-видимому, достижение искусственного интеллекта, но тупик для дальнейшего понимания функций мозга.

В3. Основа моделирования функций мозга – принцип доминанты А.А.Ухтомского и теория фазовых переходов.

В4. Необходимо построить модель внимания, а затем доминантный нейрокомпьютер, как модель основных функций мозга, а не как дополнительное усовершенствование коннекционистских моделей.

В5. Доминантный нейрокомпьютер обещает более глубокое понимание мышления человека, его границ и назначения.

Е.Е. Левченко
ДИСКУССИЯ

Известная работа Дж.Хопфилда, опубликованная в 1982 г., без сомнения послужила толчком к всплеску интересов в среде физиков (хотя, по-видимому, не только физиков) к информационным процессам типа «распознавания образов», которые могли бы протекать в системах, состоящих из большого числа сравнительно простых элементов. Этот интерес возник, разумеется, не на пустом месте, и значение работы Хопфилда следует рассматривать в более широком контексте. Большой объем эмпирического материала, накопленного в нейрофизиологии и психологии, был сформулирован в виде математических моделей (Литл, Гроссберг, Андерсон, Кохонен и многие другие), близких к модели Хопфилда. Существенным элементом, который был внесен работой Хопфилда 1982 г, было понятие «энергии» нейронной сети. Несмотря на то, что модель с «энергией» лишь весьма приблизительно описывает реальные ансамбли нейронов (в этом смысле модели, разработанные предшественниками Хопфилда, более реалистичны), именно введение энергии позволило добиться лучшего понимания свойств модели ассоциативной памяти, в частности вследствие возможности привлечения идей и методов статистической физики. Немаловажное значение имело то обстоятельство, что в физике большие усилия были направлены на выяснение свойств такого объекта, как спиновые стекла, разработанные модели которых были близки к моделям нейронных сетей с симметричными связями.

В последние годы наблюдается общее повышение интереса к системам, проявляющим сложное, в частности, информационное поведение. Активно обсуждаются идеи в области создания молекулярных вычислительных устройств (в том числе биочипов), которые могли бы реализовывать «физические» модели вычислений, возможно, решать какие-либо сложные оптимизационные задачи. В этой связи работы Хопфилда и Танка, в которые предложены нетрадиционные методы решения задач комбинаторной оптимизации с помощью нейронных сетей, представляют значительный интерес.

Можно предположить, что развитие нейрокомпьютеров должно повысить интерес к нейрофизиологии, как к экспериментальной, так и к теоретической. Отчасти это уже наблюдается в настоящее время. В

частности, некоторые элементы архитектуры будущих нейрокомпьютеров, возможно будут «подсмотрены» в нейронных сетях живых организмов. Однако, парадигма нейрокомпьютера – массивный параллелизм вычислений в «обученных» каким-либо способом сетях из нейроподобных элементов – не предполагает буквального копирования биологических структур. Безусловно, технологические ограничения на производство искусственных нейронных сетей окажут существенное влияние на возможность практической реализации тех или иных моделей вычислительных процессов. Поэтому на начальной стадии необходимо рассматривать возможно более широкий круг моделей нейронных сетей и процессов в них.

Области наиболее эффективного применения нейрокомпьютеров в настоящее время четко не обозначены. Это связано прежде всего с тем, что ЭВМ традиционной фон-неймановской архитектуры удовлетворяют многим требованиям практики, в то числе, в области проведения математических расчетов различные процессов. Кроме того, разработанные к настоящему времени технологии производства интегральных схем из стандартных элементов, а также созданное математическое обеспечение ЭВМ чрезвычайно эффективны и удобны. Поэтому место нейрокомпьютеров, по-видимому, следует искать в областях, где применение обычных ЭВМ не обеспечивает решение возникающих проблем. Это могут быть сложные оптимизационные задачи и/или задачи искусственного интеллекта, технического зрения и др.

В.М. Мусин

О ВЫБОРЕ НАПРАВЛЕНИЯ ИССЛЕДОВАНИЙ НЕЙРОПОДОБНЫХ СЕТЕЙ

Прежде, чем обсуждать направления исследований нейронных и нейроподобных сетей, необходимо выяснить цели, которые ставит перед собой данное научное направление. Поскольку в исследованиях участвуют представители различных наук (нейрофизиологи, медики, кибернетики, физики, математики и т.д.), цели также очень разнообразны. Существует, пожалуй, лишь одна цель, которая объединяет представителей всех наук: понять принципы работы человеческого мозга или другими словами – понять КАК МЫСЛИТ ЧЕЛОВЕК.

Если исходить из этой цели, как из определяющей, становится очевидным, что исследования в данной области необходимо сразу вести по нескольким взаимосвязанным направлениям. Причем, необходимо при решении конкретных задач, возникающих в каждой из перечисленных наук, опираться на методы решения аналогичных задач в смежных науках. Например, при решении задачи о выборе оптимальной стратегии обучения нейронной сети весьма полезным может оказаться привлечение опыта психологов и педагогов.

В дальнейшем остановимся более подробно на кибернетическом подходе к исследованию нейронных и нейроподобных сетей.

Основные цели кибернетиков, исследующих нейроподобные сети, заключаются в следующем:

Создание на основе концепции нейронных сетей принципиально новых систем обработки информации. Эти устройства должны объединить в себе основные достоинства электронных вычислительных машин, такие как: высокое быстродействие отдельного элемента, высокую скорость передачи сигналов, большой объем памяти; и основные достоинства нейронных систем: высокую скорость обработки как дискретной, так и непрерывной (аналоговой) информации, возможность оптимального управления сложными, плохо определенными системами, возможность решения в реальном времени сложных оптимизационных задач, а также высокую степень надежности и способность адаптации к быстро меняющейся обстановке.

Основным подходом, используемым в настоящее время для теоретического исследования нейроподобных сетей, является численное и аналитическое моделирование всевозможных структур из формальных или более сложных нейроподобных элементов.

Аналитическими методами пока удается исследовать достаточно простые и в высокой степени однородные структуры. Переход на более сложные структуры, приближающиеся по сложности к реальным нейронным сетям, с необходимостью приводит к использованию численного моделирования.

Недостаток численного моделирования обусловлен ограниченностью возможностей электронных вычислительных машин. Реально доступными

моделированию являются достаточно простые структуры, состоящие из десятков или сотен взаимодействующих «нейронов». Использование для численного моделирования супер-ЭВМ не приводит к радикальному изменению ситуации, а несколько увеличивает размеры моделируемых систем.

Какие же цели преследует численное и аналитическое моделирование нейронных систем? Основная цель, пожалуй, заключается в поиске адекватной модели нейрона и адекватной структуры связей. Причем, как правило, структура связей жестко задана и вопрос о модификации структуры связей сводится к изменению весов связей. Если исследуемая модель демонстрирует поведение, близкое к моделируемому оригиналу, то она считается правильной. Однако, далеко не очевидно, что существует единая модель, удовлетворяющая этому требованию. Скорее всего существует достаточно большое множество подобных моделей, и вопрос о выборе из этих моделей наиболее подходящей повисает в воздухе. При таком подходе теряется возможность исследования надежности и адаптивности нейронных сетей. Кроме этого остается в стороне вопрос о формировании нейронной сети. Само же формирование нейронной сети, на наш взгляд, является вопросом даже более важным, чем ее последующее функционирование. В живых системах грань между формированием и функционированием можно провести весьма условно. Гораздо более близким к реальности было бы предположение, что процессы формирования и функционирования вообще нельзя разделять, что они всегда идут параллельно. Иными словами, нейронная сеть формируется в процессе функционирования, поскольку функционирование нейронной сети одновременно является процессом ее обучения, а при обучении с необходимостью происходит та или иная трансформация сети.

Возникает вопрос: может ли существующая методика исследования нейронных и нейроподобных систем дать нам какую-нибудь информацию о механизмах формирования структуры связей и разнообразия свойств отдельных «нейронов»? Ответ на этот вопрос однозначно отрицательный. Для понимания механизмов формирования нейронных сетей необходимо исследовать их формирование, а не функционирование уже сформированных структур.

Поворот к исследованию формирования нейронных структур является в достаточной степени радикальным. Он связан с модификацией цели исследования. Как и прежде, необходимо найти адекватную модель, одна-

ко эта модель должна удовлетворять дополнительному требованию: она должна обеспечивать формирование нейронной сети, компенсацию повреждений и приспособляемость сети к меняющимся внешним условиям.

Для того, чтобы показать возможные направления работы, необходимо сделать ряд предположений, на которых эта работа должна основываться.

- Алгоритмы формирования больших и малых нейронных сетей тождественно совпадают. (Это предположение дает возможность исследовать малые нейронные ансамбли и на основе этих исследований определять основные алгоритмы формирования любых нейронных сетей).

- Алгоритмы функционирования элементов сети (нейронов) выбираются одинаковым образом из конечного или конечномерного множества алгоритмов в зависимости от состояния данного элемента и от состояния его соседей. (Под конечномерным множеством здесь подразумевается, например, изменение коэффициентов в уравнении, описывающем реакцию нейрона и его последующее состояние).

- Алгоритмы компенсации повреждений нейронных сетей совпадают или являются подмножеством алгоритмов формирования. (Известно, что существует возможность восстановления утраченных при повреждении сети функций без изменения структуры связей между элементами сети.)

Направление исследований нейронных сетей почти однозначно следует из перечисленных предложений. Необходимо параллельное исследование малых нейронных сетей (пожалуй, проще всего реализуемое на беспозвоночных типа улиток, пиявок и т.п.) нейрофизиологическими методами и численным моделированием. Причем, критерием правильности модели отдельного нейрона и всей сети будет не только воспроизведение основной функции сети, но и возможность компенсации этой функции при частичном повреждении сети, а также способ и временная динамика этой компенсации.

В.Ф. Соломатин

ДИСКУССИЯ

У меня сложилось впечатление, что большинство авторов докладов, представленных на настоящем совещании, работают не на физиологию и не на технику. Похоже, что это своеобразные игры, что исследуемые ими модели являются чем-то вроде интеллектуального кубика Рубика. Мало внимания уделяется соответствию моделей реальной нервной системе и применению их для решения технических задач.

Чтобы работа не имела характер игры, нужно больше внимания уделять соответствию модели физиологическому прототипу. В связи с этим я хотел бы сделать некоторые замечания по моделям типа модели Хопфилда. В них совмещены рецепторные, ассоциативные и выходные элементы, чего нет в реальной нервной системе. Маловероятно, что в мозге существуют такие регулярные связи, какие предполагаются в моделях. Эти модели, по-видимому, имеют низкую устойчивость по отношению к влиянию уничтожению элементов и рассеяния связей (в то время как мозг весьма устойчив по отношению к таким повреждениям). Во время обработки активности нейронная сеть модели должна быть изолирована от воздействий извне, в то время как в реальной нервной системе, по-видимому, нет такой изоляции.

В докладах почти не проводится сравнения исследуемых моделей с другими моделями, что является существенным методологическим упущением. Хотел бы обратить внимание присутствующих на возможность сравнительной оценки моделей по числу воспроизводимых свойств нервной системы: составляется перечень этих свойств и подсчитывается, сколько свойств воспроизводится в модели. Если говорить о памяти, то в качестве основы такого списка может быть использован перечень особенностей условного рефлекса, приведенный в одной из моих статей, опубликованной в «Журнале высшей нервной деятельности». Одновременно замечу, что по указанному критерию предложенная мной модель превосходит другие известные мне модели.

Если же говорить о возможных применениях моделей типа модели Хопфилда в технике, то эти модели можно рассматривать как специализированные устройства для решения задач некоторого класса (например, задач оптимизации). Это не универсальный компьютер и не

аналог мозга, если считать, что основное в функционировании мозга – работа со знаниями.

Одно из возможных технических применений упомянутых моделей – использование их в качестве ассоциативной памяти. У этой памяти имеются следующие недостатки: решение о принадлежности образа принимается в несколько тактов; возможно возникновение ложных образов; нельзя определить, был ли запомнен образ ранее, поскольку модель всегда переходит в какое-то состояние; затруднено избирательное извлечение информации при коррелированности образов.

Я не отрицаю полезности исследования модели Хопфилда и подобных ей моделей. Более того, убежден, что в мозге существуют процессы выделения одного из многих (как, например, в результате регенеративного процесса в модели Хопфилда может быть выделен единственный активный нейрон). Но что «одно» выделяется и с помощью каких механизмов – пока, на мой взгляд, не ясно. В качестве альтернативы выделению нейрона можно было бы предположить выделение возбуждения. И, вообще, на мой взгляд, следует отойти от «нейронизации» функционирования мозга. Информация в мозге, по-видимому, представляется не активностью отдельных нейронов, а возбуждениями, широко распространенными по нейронной сети. Для анализа распространения и взаимодействия таких возбуждений, по-видимому, также могут быть использованы некоторые методы теоретической физики.

В заключение хотел бы задать вопрос; насколько можно доверять газетным сообщениям о нейрокомпьютерах?

А.А. Фролов

К ДИСКУССИИ НА СОВЕЩАНИИ «АРХИТЕКТУРА НЕЙРОКОМПЬЮТЕРОВ»

Мне кажется, что наблюдаемый бум повышения интереса к теории нейронных сетей и к созданию на ее базе нейрокомпьютеров объясняется двумя причинами: кризисом традиционного подхода к проблемам искусственного интеллекта и необходимостью объединить большое число данных, полученных в аналитических нейрофизиологических экспери-

ментах. Соответственно, основное назначение нейрокомпьютеров – моделирование нейронных сетей, выполняющих различные функции по переработке информации у живых систем и интеллектуальных роботов. В идеале нейрокомпьютер может стать универсальным средством для выполнения таких функций в реальном времени и в реальной окружающей среде, т.е. основой различных управляющих блоков для роботов, имитирующих поведение человека и животных. Это определяет прикладное значение нейрокомпьютеров. С другой стороны, возможность имитации различных функций нервной системы с помощью искусственных конструкций позволяет проверить и уточнить наши представления о работе мозга. Это определяет значение нейрокомпьютеров для фундаментальных исследований.

Еще одна область применения нейрокомпьютеров – решение некоторых задач оптимизации, например, типа известной проблемы коммивояжера. В перспективе мне эта область представляется достаточно второстепенной, но в настоящее время это, по-видимому, единственное реальное направление для их быстрого практического применения.

Одна из важных заслуг Хопфилда состоит в том, что он первый обратил внимание на эту область применения теории нейронных сетей и, тем самым, стимулировал создание потребности в нейрокомпьютерах не только в исследовательских лабораториях, но и в промышленности. Хотелось бы предостеречь от взгляда на нейрокомпьютер как на более мощную ЭВМ с традиционными сферами применения. В связи с этим мне не ясно, на какого потребителя можно рассчитывать, налаживая производство нейрокомпьютеров в нашей стране. Теорией нейронных сетей и ее применением в нейрофизиологии или задачах искусственного интеллекта занимается не более 20 лабораторий. При таком положении гораздо дешевле удовлетворить их потребности с помощью приобретения нескольких импортных нейрокомпьютеров. Налаживать их производство имеет смысл только при условии, что существенно увеличится число лабораторий, занимающихся указанными проблемами.

Основной заслугой Хопфилда я считаю то, что он ввел для описания динамики активности нейронной сети функцию «вычислительной энергии». Это позволило использовать для анализа нейродинамики развитый в статистической физике аппарат термодинамических функций. Возможность применения этого аппарата привлекла к исследованию нейронных сетей большое число физиков-теоретиков, получивших на его основе

много законченных и осмысленных результатов. Следует заметить, что сама идея рассматривать нейронную сеть как нелинейную среду с большим числом стабильных состояний высказывалась задолго до Хопфилда, а в частности, еще Хеббом. Однако до работ Хопфилда и его последователей анализ нейродинамики производился только на имитационных моделях (например, Вилвахтером), что ограничивало общность результатов. Большинство работ по теории нейронных сетей соответствует наиболее распространенной точке зрения, что сложность поведения животных или человека основана не на сложности отдельных нервных клеток, а на сложности системы связей между ними, формирующейся в большой степени при индивидуальном обучении. Такое направление исследований получило в последние годы название «коннекционизм».

Нейрофизиологические исследования пластичности мозжечка и гиппокампа, а также нервной системы беспозвоночных, на мой взгляд, подтверждают правильность указанного выше нейрофизиологического фундамента коннекционизма, а данные, противоречащие ему, мне неизвестны. Таким образом, я считаю, что по крайней мере в настоящее время коннекционизм является основным направлением теории нейронных сетей и для его отрицания требуются очень серьезные аргументы.

Теория нейронных сетей является интерфейсом, связывающим нейронауку с искусственным интеллектом, и, тем самым, разделом обоих этих направлений науки. Мне представляется, что ближайшая задача теории нейронных сетей как раздела нейронаук состоит в анализе на базе этой теории конкретных структур нервной системы и их функций и предложенных на этой основе проверочных экспериментов.

Л.Е. Цитоловский

ДИСКУССИЯ

Сначала позвольте отметить непринужденный характер дискуссии на сегодняшнем заседании. Производит впечатление разительный контраст между официальной позицией, которую демонстрировали участники на своих научных докладах и тем, что мы видим сейчас. В докладах и, в особенности, в ответах на вопросы не было и тени сомнения в творческих

возможностям коннекционизма, в том, что для создания нейрокомпьютера необходимо найти наиболее удачную нейронную сеть, способную выполнять полезные для нас операции. Особенно часто нам рассказывали, какие перспективы впереди, если мы определенным образом модифицируем сеть Хопфилда. Однако, судя по выступлениям и репликам, которые мы слышим теперь, у многих накопился здоровый скепсис в отношении перспектив разработки новых десятков моделей нейронных сетей в дополнение к тем сотням, которые уже имеются.

Действительно, есть сомнения, что коннекционизм принесет решение проблемы нейрокомпьютера. Мы ожидаем, что нейрокомпьютер будет уметь то, что хорошо делает мозг и с чем плохо справляется ЭВМ. Он должен работать в переменной среде без оператора и без внешнего программного обеспечения. Он должен обладать инициативой или, как говорят физиологи, мотивацией. Собственной целью нейрокомпьютера должно быть поддержание своей жизнедеятельности, а может быть (как знать!) и забота о появлении новых нейрокомпьютеров. Без этого нейрокомпьютер будет слишком мертв, а значит и примитивен. Направить деятельность нейрокомпьютера в нужную сторону можно путем задания причинно-следственных зависимостей между целью нейрокомпьютера и целью пользователя.

Нейрокомпьютер, конечно, должен выполнять и такие функции, как распознавание образов, автоматическое регулирование и др. Но все это должно обеспечивать его основную функцию, упомянутую выше. Думаю, что нейрокомпьютер не будет хорошим вычислителем. Это и мозг делает хуже, чем ЭВМ.

Вернемся теперь к вопросу, может ли дальнейшее совершенствование нейронных сетей привести к созданию нейрокомпьютера. Нейронная сеть обычно специализирована для выполнения определенных функций. Если требуется реализовать новую функцию, обычно приходится переделывать сеть. Это свойство не способствует разработке нейрокомпьютера. Запоминание информации сводят к модификации нейронной сети. Поэтому емкость памяти ограничена числом элементов сети и низка. Происходит интерференция новой и следов ранее записанной информации, появляется ложная память. А ведь запоминать нужно не только образы, но и собственные действия сети, поступившие награды и всю временную последовательность событий, происходившую в течение «жизни» нейрокомпьютера.

При усложнении сети появятся трудности, стоящие перед конструкторами суперЭВМ: быстродействие будет ограничено из-за большой общей длины линий связи между элементами сети. Производство больших нейронных сетей со множеством линий связи будет ограничено также технологическими трудностями.

В искусственных нейронных сетях отсутствуют процессы, на основе которых можно было бы создать некое подобие мотивации. Поэтому нейронная сеть либо действует однообразно, учится чему-то определенному, либо нуждается во внешнем управлении. Это не позволяет надеяться на создание столь автономного прибора, каким должен быть нейрокомпьютер.

К сожалению, теории нейронных сетей опираются на давно пройденный этап развития нейронаук. Сейчас не все представители нейронаук считают, что вся соль работы мозга сводится к особенностям организации его связей – наблюдается широкий плюрализм мнений. В деятельности мозга играют важную роль нейрохимические процессы, что никак не учитывается представителями коннекционизма. В течение жизни нервные связи постоянно дегенерируют и образуются вновь; время полужизни синапса, по некоторым оценкам, около месяца. Могут ли связи в таких тяжелых условиях хранить информацию? Частичное повреждение нервной сети мозга нарушает лишь распознавание образов и управление организмом. Память при этом сохраняется. Такое свойство не вытекает естественно из теории сетей. Лишь специальными приемами удается моделировать некоторое его подобие.

Выработка условных рефлексов продемонстрирована на отдельном, изолированном нейроне, без нейронной сети. Наконец, после обучения нейрон приобретает способность проявлять большую возбудимость по отношению к биологически более важному стимулу. Это означает, что нейрон способен на основе ранее полученного опыта прогнозировать биологически важные следствия поступившего сигнала и, в зависимости от прогноза, кратковременно и обратимо менять свою возбудимость для оптимального ответа на этот сигнал. Поэтому конкретная структура нервной сети в данный момент времени зависит от оценки каждым из нейронов текущей ситуации.

Эти и множество других данных подтверждают, что коннекционизм, во всяком случае, не единственно возможный подход и поэтому, как

говорят (но в данном случае тоже не делают) американцы, не стоит все яйца класть в одну корзину. Оценка состояния исследований живого мозга подсказывает нам другой возможный путь моделирования мозга и разработки нейрокомпьютера – на нейронах, способных запоминать, прогнозировать события и принимать решение о посылке сигнала на выход.

В МИРЭА, под руководством академика Н.Н.Евтихиева, разработаны несколько вариантов подобных модулей – искусственных нейронов или нейрочипов. На их основе собрана 10-нейронная сеть, способная к выработке привыкания, классического и инструментального условных рефлексов. Сеть хорошо выполняет роль следящей системы и по мере функционирования совершенствует свою работу. Принцип принятия решения таким модулем мы, вместе с Ю.З.Саакяном, доложили на конференции,

Для начала работы над таким модулем уже достаточно экспериментально установленных фактов, полученных в нейрофизиологических и нейрохимических экспериментах. Создав и наладив производство таких унифицированных модулей, можно значительно облегчить проблему разработки и производства нейронных сетей, так как сеть из подобных модулей имеет переменную структуру и подстраивается не только к решению данной задачи, но и к оптимальному ответу на каждый текущий сигнал. Это позволяет сети восстанавливать свою работу после отказов части модулей.

Система таких модулей не специализирована для решения определенной задачи, а ее вычислительная мощность может быть увеличена путем наращивания числа составляющих ее модулей. Емкость памяти такой системы зависит не только от числа модулей, но и от емкости памяти модулей. Каждый из них при обучении изменяет эффективность ответа не на определенные входы, а на их совокупности. Поэтому интерференции следов памяти не происходит и не возникает ложная память. Быстродействие системы модулей не будет страдать из-за большой протяженности линий связи между модулями, так как основная вычислительная работа проводится внутри каждого из них, на коротких расстояниях. Система в целом распознает образ с помощью работы множества модулей, каждый из которых идентифицирует признак образа с прогнозом вероятных следствий. Поэтому образу соответствует пространственная организация состояний модулей. Временную последова-

тельность образов можно записать на пространственной организации элементов памяти внутри модулей.

Каждый из модулей, регулируя собственную активность, в зависимости от оценки информационного значения сигнала, проявляет примитивную мотивацию. Это позволяет получить более сложные формы мотивации в системе модулей. В результате можно надеяться на успешное моделирование инициативы и цели.

Р.А. Чиженов

КОННЕКЦИОНИЗМ. НЕЙРОН. МОЗГ

В нейрофизиологии существуют альтернатива суждения о специализации функций на уровне морфологически организованных нейронных объединений. Представители одного направления выдвигают экспериментальные доказательства, что сложные процессы могут быть обеспечены прямыми связями и конвергентными возможностями клеток (Соколов, 1970; Хорн, 1970; Воронин, 1976; Буллок, 1979). Странники другого направления обладают не меньшим экспериментальным основанием считать, что существуют крупные массы клеток (или их статистических объединений), у которых отсутствуют четкая специализация, взаимосвязь и даже локализация (Ливанов, 1972; Беленков, 1975; Джон, 1977; Коган, 1979). Однако, следует признать, что в обоих суждениях содержатся рациональные моменты. По-видимому, эти две крайние точки зрения могут отражать реальную диалектическую организацию мозга: во-первых, наличие морфологических связей и конкретной архитектуры структур мозга; во-вторых, вероятностный характер включения нейронных клеток в ту или иную деятельность, непредсказуемый характер их поведения (Чиженова, 1984, 1986).

В функционировании всех систем мозга от субклеточного уровня до уровня анатомических образований, структур и самого целостного мозга, несмотря на строгую морфологическую организацию, отсутствует предопределенная фатальность в поведении. Это прослеживается в путях прохождения сигналов, и в их интеграции, что было проанализировано на примере сенсомоторной коры (Чиженова, 1981, 1986).

Центральный нейрон – не формальный элемент системы «мозг», он сам представляет собой нервную систему в миниатюре. В деятельности нейрона заложены черты афферентного и эфферентного аппаратов и механизмы, управляющие его деятельностью в зависимости от характеристик приводящей импульсации и от прошлого «опыта». В нейронах происходит не алгебраическое суммирование возбуждительных и тормозных влияний, а учет «веса» (значимости) этих событий. В электрофизиологических исследованиях нестабильность синапсов реализуется как колебания в эффективности синаптической передачи. У нейронов сенсомоторной коры это выявляется в виде изменений величины постсинаптических потенциалов. Обнаружено, что афферентное и возвратное торможение в сенсомоторной коре по показателям тормозных постсинаптических потенциалов может изменяться совершенно различным образом, например, при повторении стимулов (Сторожук, 1974; Чиженкова, 1986).

Особенностью корковых нейронов является богато развитое дендритное дерево, которое претерпевает прогрессивное усложнение как в онто-, так и в филогенезе. Через дендриты осуществляется основная масса контактов клеток. Именно здесь существуют уникальные возможности конвергенции, интеграции, погашения и усиления отдельных сигналов. В узлах ветвления дендритов решается судьба прошедших через синапс сигналов – какие из них дойдут до тела клетки. Пластичность поведения корковых нейронов связывают со спецификой строения дендритного дерева (Шульговский, 1977; Анохин, 1980), которое описывают как «сложный нейрхимический интегратор» (Анохин, 1980).

Конечный результат прихода сигнала к нейрону зависит, помимо синаптической эффективности, конкретной мозаики задействованных синапсов, архитектоники дендритов и некоторых других переменных, также от исходного внутреннего состояния клетки. Последнее принято определять как возбудимость. Возбудимость нейрона может иметь генерализованные сдвиги, относительно равноценные для прихода различных сигналов (включения разного набора синапсов), но может изменяться индивидуально только для определенных сигналов, значимость которых по тем или иным причинам будет повышена.

Таким образом, сигнал, посланный к нейрону, совершенно не обязательно реализуется в его разряде, но непременно учитывается при интегративных процессах. Функциональные свойства нейронов, выяв-

ляемые в электрофизиологическом эксперименте, – не фиксированные, а пластические показатели его деятельности. Можно привести исторический пример о выделении типов нейронов в зрительной коре по рисунку их вызванные ответов на световые стимулы, что не выдержало проверку временем. Из всех попыток классификации корковых нейронов, которые подробно проанализированы в другой работе (Чиженкова, 1986), наименее удачным является разделение их на основе конфигурации электрических реакций без учета морфогенетических особенностей отдельных клеток и стратификации коры.

ЛИТЕРАТУРА

1. Анохин П.К. Узловые вопросы теории функции системы. М.:Наука, 1980, 197 с.
2. Беленков Н.Ю. Фактор структурной организации в деятельности мозга. Успехи физиол. наук, 1975, т.6, N 1, с. 3-18.
3. Буллок Т.Х. Новые попытки оценить специализацию функций в нервной системе. Ж. эволюц. биохимии и физиологии, 1979, т.15, N 5, с. 449-457.
4. Воронин Л.Л. О клеточных механизмах условнорефлекторной деятельности. Ж. высш. нервн. деят., 1976, т.26, N 4, с. 705-719.
5. Джон Е.Р. Аналитическое распределение и нейрональные механизмы процессов считывания памяти. В кн.: Функциональное значение электрических процессов головного мозга. М.: Наука, 1977, с. 138-131.
6. Коган А.Б. Функциональная организация нейронных механизмов мозга. Л.: Медицина, 1979, 224 с.
7. Ливанов М.Н. Пространственная организация процессов головного мозга. М.: Наука, 1977, 182.
8. Соколов Е.Н. Нейронные механизмы ориентировочного рефлекса. М.: изд. МГУ, 1970, с. 3-24.
9. Сторожук В.М. Функциональная организация нейронов соматической коры. Киев: Наукова Думка, 1974, 272 с.

10. Хорн Г. Нейронные механизмы реакции на новизну. В кн.: Нейронные механизмы ориентировочного рефлекса. М.: изд. МГУ, 1970, с. 25-46.

11. Чиженкова Р.А. Организация следовых явлений в клеточных популяциях сенсомоторной коры. Успехи физиол. наук, 1981, т. 12, №3, с. 106-130.

12. Чиженкова Р.А. Основные законы диалектики и интеграция информации в центральной нервной системе. ОНТИ НЦБИ АН СССР, Препринт, Пушкино, 1984.

13. Чиженкова Р.А. Структурно-функциональная организация сенсомоторной коры (морфологический, электрофизиологический и нейромедиаторный аспекты. М.: Наука, 1986, 241 с.

14. Шульговский В.В. Функциональные особенности нейронов как возможная основа пластичности. В кн.: Пластичность нервных клеток. М.: изд. МГУ, 1977, с. 97-125.

В.А. Чулаевский

ПРОСТРАНСТВЕННО-ВРЕМЕННАЯ ОБРАБОТКА ИНФОРМАЦИИ: ДЕНДРИТНЫЙ УРОВЕНЬ

В ходе этой дискуссии и в ряде докладов затрагивался вопрос о роли и соотношении «коннекционистского» и «неконнекционистского» подходов к моделированию нейронных сетей и построению нейрокомпьютеров. На мой взгляд, часть сил была затрачена на терминологические разногласия, в основе которых – несовпадение границ «коннекционизма» у разных авторов. Между тем, цель, скажем, астронома – открыть и исследовать звезду, а разделение неба на созвездия можно оставить художнику или поэту. Изучая астрономию в школе, человек «узнает», что Большая Медведица – это не элегантный «ковш», а полигональная область небесной сферы. Ценность подобного определения сомнительна, а если представить себе трехмерную вселенную, то и вовсе равна нулю, т.к. отражает лишь геоцентричность наших повседневных представлений.

Абсолютизация коннекционизма, на мой взгляд, вредна. Еще ни один подход в науке не выживал после попытки раз и навсегда зафиксировать его границы. Вопрос о том, что можно и чего нельзя объяснить на модели сети с симметричными связями, более уместный для курсовой или кандидатской работы, не должен подменять вопрос о том, где и как использовать в нейрокомпьютерных схемах и моделях нейронных сетей релаксационную динамику и как связать ее с автоколебательными процессами, коллективными модами.

Существует и другая экстремальная точка зрения: достаточно соединить разрозненный набор осцилляторов через общий сумматорный вход/выход, и многие трудные проблемы запоминания, хранения и выборки информации, слежения и переключения внимания будут решены простой подгонкой рабочих параметров, а управлять системой можно будет всего лишь меняя частоту внешнего входного сигнала. Здесь сомнительна прежде всего возможность обеспечения чудовищной частотной избирательности системы на «нежестких» элементах. Кроме того, такая точка зрения игнорирует реальное богатство синаптических связей в нервной системе.

Кроме проблемы «ритмика/релаксация» есть еще одна трудная проблема: детальность описания структуры и активности нейрона, необходимая для воспроизведения и объяснения сложных коллективных эффектов. Формальный нейрон с двумя состояниями, бинарными связями и порогово-линейным сумматорным входом предоставляет уже довольно богатые возможности для градиентного поиска информации в моделях а la Hopfield. В более сложном варианте нейрон обладает непрерывным пространством состояний, а динамика описывается системой дифференциальных уравнений, детерминированных или стохастических. Это позволяет строить как градиентные, так и «генераторные» модели. Однако в обоих классах используется главным образом пространственная структура системы, а ее временные характеристики представляют собой лишь досадные препятствия. Так, в градиентных моделях идеальным был бы вариант мгновенного поиска аттрактора, а конечная скорость сходимости к пределу лишь ухудшает эффективность системы. В генераторных моделях, напротив, интересны режимы устойчивых колебаний большого периода, а малые характерные времена активности отдельного нейрона – то препятствие, обойти которое удастся с помощью коллективных эффектов в большой системе. В обоих случаях остается открытым вопрос, почему столь мудрая природа следовала тому же негодному правилу,

которому следуем частенько и мы сами – создавать трудности, чтобы тут же их преодолевать. В одном случае вместо быстрой электрической связи выбран медленный процесс распространения возбуждения, а в другом для нейронов, ведающих ритмической активностью в 3-5 Герц, выбран собственный частотный диапазон в сотни герц...

Ответ на этот вопрос, на мой взгляд, следует искать в характере той информации, которую призвана обрабатывать и синтезировать нервная система. Эта информация почти всегда развернута как в пространстве, так и во времени. Даже статическое мышечное усилие, как ни странно, требует затрат энергии, поскольку статична лишь суммарная активность осциллирующих мышечных волокон. Насыщенность запаха, цвета и громкость звука воспринимаются по-разному в момент изменения и после адаптации, даже если они хорошо знакомы. Рассматривая неподвижный предмет, мы все же ощупываем, сканируем его взглядом. Для организации временной развертки целесообразно использовать не систему дифференциальных уравнений, хранящую одномоментную информацию о текущем состоянии, а тот или иной вариант системы с задержкой. Поэтому естественно предположить, что

значительную часть |временной обработки информации в нейронных и нейроподобных системах должен обеспечивать процесс распространения импульсов по дендритной сети нейрона.

В заключение приведу ряд аргументов в пользу переноса части пространственно-временной обработки на дендритный уровень.

1. Эффективность использования дендритной сети. Если предположить, что функциональным «атомом» нейросети является ансамбль из десятков и сотен нейронов, то это означает, что природа использует богатство дендритных деревьев еще более расточительно, чем человек – богатство лесов Сибири. Для устойчивой ритмической работы ансамбля было бы достаточно локальных бинарных связей нейрона с небольшим числом его соседей.

2. Борьба с тактовой/базовой неустойчивостью. Легко понять, что даже небольшая десинхронизация работы нейронов приводит к сбоям тактовых схем обработки, если не вводить специальных инерционных элементов, элементов задержки и т.п. Дендритная реализация позволяет использовать для этой цели внутренние средства нейрона.

3. Кратковременное стековое хранение информации. Благодаря (а не вопреки!) невысокой скорости распространения импульсов в нервных волокнах и направленности этого процесса моментальный «срез» внешней пространственной и внутренней промежуточной информации хранится некоторое время в дендритной сети в виде, доступном для обработки в этой сети.

4. Многократные межнейронные связи. Наличие выходов одного и того же нейрона на разные уровни дендритного дерева другого нейрона приводит даже в рамках градиентных моделей к значительному повышению эффективности сети и надежности хранения информации. Это было показано аналитически и подтверждено результатами имитационного моделирования (в ближайшее время выйдет из печати пре-принт). Структурирование дендритов и невысокая скорость распространения нервных импульсов позволяют организовать иерархическую обработку пространственно-временной информации.

НАУЧНАЯ СЕССИЯ МИФИ-99

**ВСЕРОССИЙСКАЯ НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКАЯ
КОНФЕРЕНЦИЯ**

НЕЙРОИНФОРМАТИКА-99
20-22 января 1999 года


**ДИСКУССИЯ
О НЕЙРОКОМПЬЮТЕРАХ**

Оригинал-макет подготовлен *М.В. Щербининой*
Рисунок на обложке *Марко ди Анжелис*

ЛР № 020 от 09.12.97

Подписано в печать 30.12.99 Формат 60 × 84 1/16
Печ. л. 14. Тираж 300 экз. Заказ № 1283

*Московский государственный инженерно-физический
институт
(технический университет).
Типография МИФИ.
115409, Москва, Каширское ш., 31.*

 "На этой неделе я получил "Дискуссию о нейрокомпьютерах - 10 лет спустя". Я прочел ее с большим интересом. В Западной Европе нет традиций дискуссий такого типа. Люди полагают, что выражение частного мнения не является вполне научным, и поэтому не говорят ничего. Поэтому мне было очень интересно узнать мнение такой разнообразной группы ученых и убедиться, что мое частное мнение разделяется большинством ее членов."

Берт Каттен,
Университет Неймегена, Нидерланды

 Количество книг по моделированию мозга, теории нейронных сетей, приложениям нейротехнологий, выпущенных за рубежом, исчисляется сотнями. Наш рынок практически пуст. Мы надеемся, что публикация этой дискуссии поможет заинтересованному читателю узнать о мнении ведущих российских и зарубежных специалистов по поводу того, **что** делается в нейрокомпьютинге, **как** он влияет на современные технологии и что ждут от этого направления **в будущем**. В одном из приложений в книге публикуются материалы дискуссии десятилетней давности. Сравнение двух дискуссий позволит читателю лучше понять развитие взглядов на нейрокомпьютинг, его предсказанные достижения и неожиданные находки.

Ответственные редакторы материалов дискуссии

доктор биологических наук

А.А. Фролов

кандидат физико-математических наук

А.А. Ежов