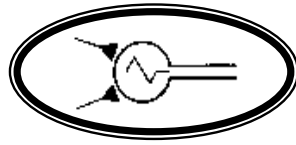


НАУЧНАЯ СЕССИЯ МИФИ-2001



НЕЙРОИНФОРМАТИКА-2001

**III ВСЕРОССИЙСКАЯ
НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКАЯ
КОНФЕРЕНЦИЯ**

**ЛЕКЦИИ
ПО НЕЙРОИНФОРМАТИКЕ**

МОСКВА 2001

МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ

МИНИСТЕРСТВО ПРОМЫШЛЕННОСТИ, НАУКИ И ТЕХНОЛОГИЙ
РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ

РОССИЙСКАЯ АССОЦИАЦИЯ НЕЙРОИНФОРМАТИКИ

МОСКОВСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ ИНЖЕНЕРНО-ФИЗИЧЕСКИЙ ИНСТИТУТ
(ТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ)

НАУЧНАЯ СЕССИЯ МИФИ-2001

НЕЙРОИНФОРМАТИКА-2001

**III ВСЕРОССИЙСКАЯ
НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКАЯ
КОНФЕРЕНЦИЯ**

**ЛЕКЦИИ
ПО НЕЙРОИНФОРМАТИКЕ**

По материалам Школы-семинара
«Современные проблемы нейроинформатики»

Москва 2001

УДК 004.032.26(06)

ББК 32.818я5

М82

НАУЧНАЯ СЕССИЯ МИФИ – 2001. III ВСЕРОССИЙСКАЯ НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКАЯ КОНФЕРЕНЦИЯ «НЕЙРОИНФОРМАТИКА-2001»: ЛЕКЦИИ ПО НЕЙРОИНФОРМАТИКЕ. М.: МИФИ, 2001. 212 с.

В книге публикуются тексты лекций, прочитанных на Школе-семинаре «Современные проблемы нейроинформатики», проходившей 23–26 января 2001 г. в МИФИ в рамках III Всероссийской конференции «Нейроинформатика – 2001».

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

Ответственный редактор

Ю.В.Тюменцев, кандидат технических наук.

ISBN 5-7262-0355-0

© *Московский государственный
инженерно-физический институт
(технический университет), 2001*

СОДЕРЖАНИЕ

Предисловие	6
Фролов А.А., Прокопенко Р.А. Адаптивное нейросетевое управление антропоморфными роботами и манипуляторами	18
Введение: Что такое антропоморфный робот	19
Биомеханические параметры руки человека	23
Нервно-мышечный аппарат	26
Теория равновесной точки	31
Линейная модель нервно-мышечного аппарата	33
Собственные векторы матриц жесткости и инерции	39
Зрительно-моторное преобразование	43
Кортико-мозжечковое преобразование	45
<i>Описание модели</i>	47
<i>Обучение в корковом пути</i>	49
<i>Обучение в мозжечковом пути</i>	52
<i>Динамика обучения</i>	54
Заключение	56
Литература	58
 Самарин А.И. Нейросетевые модели в задачах управления поведением робота	 60
Введение	61
Идеи и модели систем целенаправленного зрительного восприятия	67
<i>Визуальный сенсор</i>	72
<i>Гистограммы ориентированных перепадов и иерархическая организация рецептивных полей</i>	78
<i>Активное зрение и фовеальная организация рецептивных полей</i>	81
<i>Нейросетевые алгоритмы распознавания зрительных образов</i>	89
<i>Нейросетевая реализация процесса целенаправленного анализа образов в модели активного зрения</i>	90
Сенсомоторное поведение робота	93
<i>Топология нейронных сетей сенсомоторной координации</i>	95
Заключение	98
Литература	99

Яхно В.Г. Процессы самоорганизации в распределенных нейроноподобных системах: Примеры возможных применений	103
Введение	104
Базовые модели однородных нейроноподобных систем и их характерные решения	108
Выделение признаков в однородных нейроноподобных системах	114
Базовые модели адаптивных распознавателей и характерные режимы их реагирования	118
<i>Нейроноподобные системы второго уровня</i>	119
<i>Нейроноподобные системы третьего уровня</i>	124
Примеры результатов при настройке адаптивной распознающей системы	131
Выводы	138
Литература	139
 Терехов С.А. Вейвлеты и нейронные сети	 142
Введение	143
Пример 1: Стационарный сигнал	147
Пример 2: Нестационарный сигнал	148
Типы и свойства компактных волн	150
Непрерывное W-преобразование (CWT)	150
Принцип неопределенности для W-преобразований	151
Дискретное W-преобразование (DWT)	152
<i>Преобразование Хоара</i>	153
<i>Преобразования высоких порядков</i>	156
Нейронные сети и компактные волны	159
Аппроксимация и нейронная сеть прямого распространения	159
Анализ финансовых временных рядов и значимость факторов при нейросетевом моделировании	161
Обзор приложений	165
Восстановление зашумленных сигналов	166
Сжатие информации	169
Обратные некорректные задачи	172
<i>Численное дифференцирование</i>	172
<i>Восстановление сигнала из свертки</i>	173

Численные методы решения уравнений в полных и частных производных	174
Анализ электромагнитных явлений	175
Исследование явлений турбулентности	177
Перспективы	178
Литература	180
Шумский С.А. Самоорганизующиеся нейронные сети	182
Введение: Информационный фазовый переход	183
Семантический анализ контента	188
Semantic Explorer	193
Сеть семантических агентов	198
Экономика семантических агентов	201
Агенты и бизнес	206
Новые возможности	208
Обсуждение и заключение	210
Литература	211

Предисловие

В этой книге содержатся тексты лекций, прочитанных на Школе-семинаре «Современные проблемы нейроинформатики», проходившей 23–26 января 2001 г. в МИФИ в рамках III Всероссийской конференции «Нейроинформатика – 2001».

Целью Школы было дать представление слушателям о современном состоянии и перспективах развития важнейших направлений, связанных с теорией и практикой нейроинформатики, ее применениями, некоторым смежными вопросами. При этом изложение материала должно было строиться с таким расчетом, чтобы содержание лекции не только было бы интересным для членов нейросетевого сообщества, но и доступно более широкой аудитории, особенно студентам-старшекурсникам и аспирантам (в какой-то степени моделью такого рода изложения могут служить брошюры знаменитой серии «Математика, кибернетика», выпускавшейся в течение 30 лет издательством «Знание»).

Предлагаемая подборка текстов лекций – это не учебник, охватывающий всю нейроинформатику или хотя бы значительную ее часть. Целью лекторов, приглашенных из числа ведущих специалистов в области нейроинформатики и ее приложений, было дать живую картину работы «на переднем крае» нейроинформатики, ее стыках с другими научно-техническими областями. Картина эта формировалась применительно к серии вопросов, принадлежащих на данный момент к числу наиболее актуальных и активно изучаемых и разрабатываемых в области нейроинформатики и ее применений.

Как и положено работам «с переднего края», каждая из них содержит, хотя и в разной степени, элементы дискуссионности. Не со всеми положениями, выдвигаемыми авторами, можно безоговорочно согласиться, но это только повышает ценность предлагаемых материалов – они стимулируют возникновение дискуссии, поиск альтернативных ответов на поставленные вопросы, альтернативных решений сформулированных задач.

Перечень освещаемых в лекциях тем связан с проблемами нейроинформатики и ее применений, взаимодействием с другими научно-техническими областями.

Одна из таких областей, которой нейроинформатика в значительной степени обязана своим рождением – это нейрофизиология. И открываю-

шая данный сборник лекция **А.А.Фролова** и **Р.А.Прокопенко** «Адаптивное нейросетевое управление антропоморфными роботами и манипуляторами» тематически относится именно к области на стыке нейроинформатики и нейрофизиологии.

Как отмечается в лекции, «в широком смысле антропоморфные роботы и манипуляторы – это устройства, которые имитируют человека своими исполнительными органами и системой управления». Применительно к устройствам данного класса основные проблемы относятся к таким трем областям, как их механическая конструкция, силовые приводы и центральное управление. В свою очередь, в проблеме управления можно выделить задачу управления неподвижной позой и задачу управления целенаправленным движением, например, движением руки к неподвижной или движущейся цели в выбранной системе координат. Основное содержание лекции **А.А.Фролова** и **Р.А.Прокопенко** связано именно с проблемой центрального управления движением, рассматриваемой на примере движения руки, для которой вначале дается описание ее биомеханической конструкции, а также нервно-мышечного аппарата, выполняющего функции силового привода.

В лекции показывается, как можно построить модель двигательного обучения и управления, основываясь на нейрофизиологических данных о взаимодействии мозжечка и сенсомоторной области новой коры.

Разумеется, взаимосвязи нейрофизиологии с нейроинформатикой отнюдь не исчерпываются этой темой. Ряд моделей функционального уровня, основанных на оригинальных отечественных исследованиях в области фундаментальных механизмов мозга, призванных привлечь внимание специалистов в области нейроинформатики, содержится в книге [1]. На материале нейрофизиологического характера основывается и книга [5]. Следует отметить также серию сборников «Интеллектуальные процессы и их моделирование» [2–4], в значительной степени посвященных нейрофизиологическим проблемам, в том числе и задачам, родственными рассматриваемым в лекции **А.А.Фролова** и **Р.А.Прокопенко**.

Робототехника – одна из «вечных» для нейроинформатики областей применения. Причиной этому – сложность данной проблемной области, что стимулирует постоянный поиск новых идей, методов и средств, позволяющих решать возникающие здесь проблемы.

В настоящее время значительные усилия исследователей в области робототехники направлены на построение мобильных роботов, которые могли бы функционировать в динамической среде с неполной информа-

цией о ее характеристиках. Такие роботы должны обладать высоким уровнем автономности, достигаемой за счет их интеллектуализации путем наделения их способностью обучаться.

Одна из интереснейших и сложнейших задач в данной области – создание робота с визуальными и другими видами сенсоров, оснащенного средствами перемещения в пространстве, способного действовать в реальной, не модельной внешней среде. Главная задача здесь – обеспечить целенаправленное поведение системы во внешней среде с использованием зрения, и эта задача не решена удовлетворительно до сих пор, несмотря на почти сорокалетние усилия отечественных и зарубежных исследователей. Наиболее заметные препятствия, которые пока не удается одолеть – это проблема реального времени в реальной среде, диктующая необходимость организации активного восприятия, чтобы реализовать управление поведением робота, адекватное текущей ситуации, а также проблема представления самой этой реальной среды, применительно к задаче управления мобильным роботом представляющей собой произвольный, плохо прогнозируемый рельеф, относительно которого, по его внешнему виду, надо уметь оценивать, проходимы или нет обнаруженные препятствия, а если проходимы, то в какой степени. Еще одна проблема из этого ряда – кинематическая избыточность, характерная для роботов. Как отмечает **А.И.Самарин**, эта избыточность – следствие требования, чтобы «робот мог пролезть куда угодно, мог изогнуться как угодно», и для достижения этой цели робот должен состоять из большого количества звеньев и сочленений. При такой избыточности возникает неоднозначность соответствия прямой и обратной кинематической задач. И если в процессе управления роботом прямая задача (по значениям суставных углов манипулятора определить положение и ориентацию схвата в пространстве) имеет однозначное решение, то для обратной задачи (по положению и ориентации в пространстве найти значения суставных углов) характерна многоальтернативность, сильно осложняющая ее решение.

Какие задачи возникают при изучении двух первых из перечисленных выше проблем, подходы к их решению и составляют предмет лекции А.И.Самарина: идеи и модели целенаправленного зрительного восприятия, организация сенсомоторного поведения робота. Рассмотрено, как для автономных роботов решать задачу получения информации о среде, в которой они функционируют, что дает возможность адекватно реагировать на изменения в этой среде, управлять поведением робота. Показано, каким образом можно создавать системы зрительного и силового воспри-

ятия роботов, а также как можно использовать получаемую от этих систем информацию при решении проблемы управления роботом.

Относительно же третьей проблемы в лекции А.И.Самарина отмечается, что «нейросетевое решение задач управления многозвенником с внешним целеуказанием наиболее полно представлены в работах А.А.Фролова с коллегами» (см., в частности, лекцию А.А.Фролова и Р.А.Прокопенко в данном сборнике).

Некоторую дополнительную информацию по теме «нейросети и роботы», помимо источников, указанных в списке литературы к лекциям А.А.Фролова и Р.А.Прокопенко, а также А.И.Самарина, можно получить из обзорной статьи [6].

Помимо нейрофизиологии и робототехники, еще одна из важнейших областей, близко соприкасающихся с нейроинформатикой – это синергетика. «Стык» нейроинформатики и синергетики (как одной из ветвей нелинейной динамики) – потенциально очень богатая область, как в теоретическом, так и в практическом (прикладном) плане. Она, однако, пользуется пока незаслуженно малым вниманием исследователей. Вместе с тем, такой подход мог бы способствовать решению ряда проблем, жизненно важных для нейроинформатики.

В частности, как отмечалось неоднократно в ходе дискуссии, состоявшейся в рамках конференции «Нейроинформатика-99» [7], одной из принципиальных проблем нейроинформатики является такая. Средства нейроинформатики позволяют сейчас более или менее удовлетворительно решать те или иные частные задачи. Однако сеть, обученная решению соответствующей частной задачи, абсолютно беспомощна перед другой частной задачей, даже самой простой. Напрашивается поиск нейроархитектур, которые обладали бы «метасвойствами», т.е. адаптивностью к виду задач, предъявляемых сети для решения. Это означает, что нейросеть с такого рода метасвойствами, умеющая решать какую-либо задачу, должна также и уметь обучиться решению новой задачи, причем не снижая, по-возможности, качества решения ранее освоенных задач. Такого сорта системы чрезвычайно важны для ряда приложений, например, для автономных аппаратов (например, мобильных роботов из лекции А.И.Самарина), действующих в среде с высоким уровнем неопределенности вызовов, которые могут быть предъявлены аппарату со стороны среды.

Представляется, что одно из направлений, на котором потенциально возможно решение проблемы надделения нейросети метасвойствами – это активное использование аппарата самоорганизации.

И это не единственное, чем полезна «синергетическая» точка зрения и соответствующий понятийный аппарат для нейроинформатики. Весьма плодотворным может быть рассмотрение сети с обратными связями как нелинейной динамической системы. Как известно, любая динамическая система осуществляет определенное разбиение своего фазового пространства на области, каждая из которых соответствует определенному аттрактору. Если считать каждый аттрактор некоторой «записью в памяти», то процесс перехода системы из начального состояния в конечное можно трактовать как модель ассоциативного распознавания образов [8]. И это еще далеко не все. Как отмечается в [9], самоорганизующиеся нейросети близки по своим свойствам к неравновесным системам, являющимся предметом рассмотрения синергетики. В системах такого рода, как известно, возможно образование диссипативных структур, т.е. спонтанное возникновение новых свойств в процессе взаимодействия системы с внешней средой [10–13].

Предметом изучения синергетики является, по существу, возникновение детерминированных структур в нелинейных средах, зачастую вопреки флуктуациям в них. Второй класс «нелинейных проблем», принадлежащих к числу наиболее общих и фундаментальных, в известной мере «прямо противоположный» концептуально первому из упомянутых классов – это рождение стохастического поведения в детерминированных динамических системах, т.е. системах, не подверженных действию флуктуаций. А усложнение потенциально возможного поведения системы как правило связано с ростом ее возможностей. Хорошее введение в оба этих класса проблем, в их единстве, можно найти в статье [14].

Итак, как уже отмечалось выше, содружество нейроинформатики и синергетики представляется весьма перспективным, но пока еще число работ, посвященных данной области, сравнительно невелико. И лекция **В.Г.Яхно** как раз посвящена рассмотрению одного из классов проблем, решаемых на стыке нейроинформатики и синергетики. Здесь отмечается тот факт, что «математические модели многих неравновесных систем имеют такой же вид, как и уравнения для взаимосвязанных ансамблей “классических” нейронов с возбуждающими и тормозными воздействиями». И на этой базе показано, как можно строить модели систем, которые автор именует «нейроноподобными» (под ними понимаются однородные сети их взаимосвязанных активных элементов с тормозными и активи-

рующими связями), и как с помощью таких моделей описывать характерные динамические режимы в распределенных нейроноподобных системах, иерархию процессов при адаптивном распознавании сложных изображений.

Дополнительную информацию по теме «нейросети и синергетика», «нейросети и нелинейная динамика», помимо тех работ, что перечислены в списке литературы к лекции В.Г.Яхно, можно получить также из работ [8,15,16]. Значительное внимание уделено этой тематике также в недавно вышедшей книге [17].

В лекции **С.А.Терехова** «Вейвлеты и нейронные сети» рассматриваются основные возможности и некоторые перспективы взаимодействия нейроинформатики с одной из бурно развивающихся в последнее десятилетие областей численного анализа, а именно, с вейвлет-анализом. Обсуждаются методы, имеющиеся в этой области, возможности их совместного использования с искусственными нейронными сетями. Изложение построено на разборе целого ряда примеров, включая анализ и прогнозирование временных рядов, анализ сейсмических сигналов, спектроскопических измерений, атмосферной турбулентности, электромагнитных явлений. Значительное внимание в лекции уделяется также возможностям применения вейвлет-преобразований в информационных технологиях, в частности, для сжатия данных.

При этом более пристальное внимание уделено специфике «вейвлетного» аппарата, а не нейросетевым вопросам. Учитывая пока еще присутствующую вейвлет-анализу «экзотичность», это, по-видимому, вполне оправдано. Но даже при такой расстановке акцентов в лекции сравнительно небольшого объема едва ли можно рассказать об этой новой перспективной области сколько-нибудь подробно. На русском языке, однако, уже есть ряд источников, позволяющих расширить и углубить знакомство с предметом.

Хорошая подборка материала (7 статей) вводно-ознакомительного характера была опубликована в тематическом выпуске журнала «Компьютерра» [18], она будет весьма полезной для первоначального ознакомления с идеями, концепциями и отчасти аппаратом вейвлет-анализа. Для более серьезного знакомства с данной областью можно порекомендовать обзорную статью Н.М.Астафьевой (ссылка на нее есть в списке литературы к лекции С.А.Терехова), статья [19], а также две книги ([20,21]), которые можно получить через Интернет с сайта в Петербурге (см. также ссылку [Rus00] в списке литературы к лекции С.А.Терехова).

Однако при всей важности и перспективности вейвлет-анализа как научно-технического направления, лекция о нем едва ли появилась бы в данном сборнике, если бы он не был тесно связан с нейросетевой тематикой. В лекции С.А.Терехова эта связь акцентируется не слишком сильно, пожалуй меньше, чем она того заслуживает. Между тем, около десяти лет назад на базе нейросетей прямого действия и аппарата вейвлет-разложений был предложен новый класс сетей – так называемые вейвлетные нейросети (wavelet networks). Более подробно о них можно прочитать в статьях [22–24], относящихся к начальному периоду развития данного направления.

На связи нейросетевой тематики с вейвлет-технологией указывается и в лекции В.Г.Яхно, где эта технология рассматривается в контексте задачи выделения признаков в однородных нейроноподобных системах. Отмечается, в частности, что данный подход «фактически представляет строгое математическое оформление той процедуры, которая осуществляется при формировании различных частей постсинаптического потенциала в нейроноподобных системах» (см. разд. 3 лекции В.Г.Яхно).

Одна из привлекательных (с точки зрения приложений, прежде всего) черт вейвлет-подхода состоит в том, что работа с ним активно поддерживается такой мощной средой организации научно-технических вычислений, как MatLab. В состав набора пакетов (toolboxes) этой системы входит и весьма развитый пакет вейвлет-анализа. Разработан также ряд дополнительных пакетов (в основном, в университетах), включая RWT, UniWave, WaveKit, WaveLab и др., которые можно получить через портал научных вычислений, располагающийся по адресу:

<http://www.mathtools.net>

Одновременно в состав MatLab входит также и пакет для работы с нейросетями, еще ряд такого рода пакетов можно получить через упомянутый выше портал. Это обстоятельство значительно облегчает работы по тематике «вейвлеты + нейросети».

Лекция **С.А.Шумского** «Самоорганизующиеся семантические сети» связана еще с одной областью применения идей, методов и средств нейроинформатики, являющейся сейчас одной из важнейших. Речь в ней идет о новом подходе к созданию средств поиска и фильтрации информации применительно к глобальной сети Интернет. Если вести речь о некоем контекстном, «смысловом», поиске, то максимум, что могут предложить сейчас традиционные средства навигации в Сети, поиска и отбора данных – это какая-либо разновидность поиска по ключевым словам. Вдобавок, этот вид сетевого сервиса реализуется поисковыми серверами.

рами, число которых весьма ограничено, а громоздкость их вследствие установки на обслуживание возможно более широкой аудитории, не обеспечивает того уровня гибкости, который необходим каждому отдельному пользователю Сети.

Подход, рассматриваемый в лекции С.А.Шумского, в значительной степени основанный на концепциях нейроинформатики, ориентирован на преодоление указанных трудностей сразу по двум направлениям. Во-первых, индивидуализируется поисковый сервис, делается попытка «приблизить» его к пользователю за счет создания своего рода индивидуальных поисковых машин («поисковых агентов»), ориентированных на специфику запросов своего «хозяина», динамически подстраивающихся при изменении этих запросов, а также умеющих взаимодействовать между собой, что позволяет осуществлять некую разумную «профессиональную специализацию» среди поисковых агентов с соответствующим перераспределением «обязанностей» между ними (своего рода самоорганизация). Во-вторых, что не менее существенно, поиск требуемых данных осуществляется с учетом их смысловой стороны («семантический поиск»).

В лекции рассказывается также и о практической реализации перечисленных принципов, что дало возможность получить весьма интересные и обнадеживающие результаты.

Следует, однако, уточнить взаимосвязи материала, изложенного в лекции С.А.Шумского, с рядом научно-технических областей, смежных с ней по тематике. А именно, термины, используемые в названии лекции, следует понимать скорее метафорически, чем буквально, т.е. так, как это принято в областях, где эти термины имеют «постоянную прописку».

В частности, семантическая сеть в традиционном понимании – это один из способов представления знаний, изначально задуманный как модель представления структуры долговременной памяти в психологии (см., например, [25,26]). Родство между такими семантическими сетями и самоорганизующимися семантическими сетями, рассматриваемыми С.А.Шумским, весьма отдаленное, хотя определенные аналогии и прослеживаются.

Не совсем традиционно и понимание термина «семантика», хотя здесь степень «родства» с тем, как принято определять это понятие в лингвистике (см., например, статью [30], где приводится и обширная библиография по этой теме), в семиотике (см., например, [31–35]), в логике (см., например, [27–29]) и в искусственном интеллекте (см., например, [27,28]) существенно больше. Вызывает определенное сомнение и применение в

рассматриваемом контексте и термина «сеть» – изучается скорее не сеть, а *сообщество* взаимодействующих элементов определенного вида (ведь едва ли кто-нибудь станет именовать сетью, к примеру, колонию муравьев!). Надо также отметить, что и понятие «самоорганизация» в материале лекции несет смысловую нагрузку, отличающуюся от той, что читатель привык видеть в работах по синергетике (ср., например, с [14,16,17]).

Признавая «священное право» автора именовать свое детище так, как он считает необходимым, кажется все же, что точнее было бы называть предлагаемое направление исследований и разработок как «самоорганизующееся сообщество поисковых агентов». Данное замечание не снижает, разумеется, ценности полученных (и потенциально возможных в будущем) результатов, поскольку появляется возможность резко повысить эффективность использования информационных ресурсов, содержащихся в сети Интернет, т.е. решить в какой-то степени проблему, «вечно актуальную» для Сети – в ней, как известно, можно найти «почти все», задержка «лишь» за тем, что надо знать, «где и что лежит».

Следует особенно подчеркнуть, что помимо традиционного списка литературы, каждая из лекций сопровождается списком интернетовских адресов, по которым можно найти информацию по затронутому в лекции кругу вопросов, включая и дополнительные ссылки, позволяющие расширить, при необходимости, зону поиска.

Вызвано это тем, что ссылки в списке литературы на традиционные «письменные» источники трудно «разрешимы», материалы, на которые они указывают, в современной ситуации мало доступны, особенно вне столиц. В то же время, в Интернете можно найти сейчас информацию практически по любой тематике, часто – те же статьи, которые включены в список литературы – надо только знать, где их искать. Включение в лекции ссылок на интернетовские ресурсы дает подобного рода сведения тем, кто заинтересуется соответствующей тематикой и захочет более подробно разобраться в ней. Учитывая все расширяющиеся возможности доступа к Интернету, это обеспечивает доступ к разнообразным данным практически всем желающим.

Перечень проблем нейроинформатики и смежных с ней областей, требующих привлечения внимания специалистов из нейросетевого и родственных с ним сообществ, далеко не исчерпывается, конечно, вопросами, рассмотренными в предлагаемом сборнике.

В силу этого ожидается, что Школа-семинар станет обязательным элементом программы конференций «Нейроинформатика».

В дальнейшем предполагается расширение данного списка за счет рассмотрения насущных проблем собственно нейроинформатики, проблем «пограничного» характера, особенно относящихся к взаимодействию нейросетевой парадигмы с другими парадигмами, развиваемыми в рамках концепции мягких вычислений (см., например, [36,37]), проблем использования методов и средств нейроинформатики для решения различных классов прикладных задач. Не будут забыты и взаимодействия нейроинформатики с такими важнейшими ее «соседями», как нейробиология, нелинейный анализ (синергетика – в первую очередь), численный анализ (вейвлет-анализ и др.) и т.п.

Замечания, пожелания и предложения по содержанию и форме лекций, перечню рассматриваемых тем и т.п. просьба направлять электронной почтой по адресу **dynam@mai.ru** Тюменцеву Юрию Владимировичу.

Литература

1. Нейрокомпьютер как основа мыслящих ЭВМ / Отв. ред. А.А.Фролов и Г.И.Шульгина. – М.: Наука, 1993. – 239 с.
2. Интеллектуальные процессы и их моделирование / Отв. ред. Е.П.Велихов и А.В.Чернавский. – М.: Наука, 1987. – 398 с.
3. Интеллектуальные процессы и их моделирование: Пространственно-временная организация / Отв. ред. А.В.Чернавский. – М.: Наука, 1991. – 240 с.
4. Интеллектуальные процессы и их моделирование: Организация движения / Отв. ред. А.В.Чернавский. – М.: Наука, 1991. – 192 с.
5. Соколов Е.Н., Вайткявичюс Г.Г. Нейроинтеллект: От нейрона к нейрокомпьютеру. – М.: Наука, 1989. – 238 с.
6. Prabhu S.M., Garg D.P. Artificial neural network based robot control: An overview // J. of Intelligent and Robotic Systems. – 1996. – v.15, № 4. – pp.333–365. Рус. перевод: «Использование искусственных нейронных сетей для управления роботами». – М.: ВИНТИ. Экспресс-информация «Астронавтика и ракетодинамика». – 1997, вып.18, реф.32; вып.19, реф.34; вып.20, реф.36.
7. Дискуссия о нейрокомпьютерах. – Тр. Всероссийской науч.-техн. конференции «Нейроинформатика-99» / Отв. ред. А.А.Фролов и А.А.Ежов. – М.: МИФИ, 2000. – 224 с.
8. Левченко Е.Б. Физические реализации «нейроподобных» систем // Итоги науки и техники. Серия «Физические и математические модели нейронных сетей». Т.1, ч.1. – М.: ВИНТИ, 1990. – с.93–156.
9. Веденов А.А., Ежов А.А., Левченко Е.Б. Архитектурные модели и функции нейронных ансамблей // Итоги науки и техники. Серия «Физические и математические модели нейронных сетей». Т.1, ч.1. – М.: ВИНТИ, 1990. – с.44–92.
10. Хакен Г. Синергетика: Иерархии неустойчивостей в самоорганизующихся системах и устройствах: Пер. с англ. – М.: Мир, 1985. – 423 с.

11. *Хакен Г.* Информация и самоорганизация: Макроскопический подход к сложным системам: Пер. с англ. – М.: Мир, 1991. – 240 с.
12. *Пригожин И., Стенгерс И.* Порядок из хаоса: Новый диалог человека с природой: Пер. с англ. – М.: Прогресс, 1986. – 432 с.
13. *Малинецкий Г.Г.* Хаос. Структуры. Вычислительный эксперимент: Введение в нелинейную динамику. – М.: Эдиториал УРСС, 2000. – 256 с.
14. *Гапонов-Грехов А.В., Рабинович М.И.* Нелинейная физика. Стохастичность и структуры // В сб.: «Физика XX века: Развитие и перспективы». – М.: Наука, 1984. – с.219–280.
15. *Михайлов А.С.* Аналоговая обработка информации распределенными системами // В кн.: «Новые физические принципы оптической обработки информации». Сб. статей под ред. С.А.Ахманова и М.А.Воронцова. – М.: Наука, 1990. – с.34–82.
16. *Лоскутов А.Ю., Михайлов А.С.* Введение в синергетику. – М.: Наука, 1990. – 272 с.
17. *Малинецкий Г.Г., Потапов А.Б.* Современные проблемы нелинейной динамики. – М.: Эдиториал УРСС, 2000. – 336 с.
18. Всплеск // Тематический выпуск журнала «Компьютерра», № 8 (236), 2 марта 1998 г. <http://www.computerra.ru/offline/archive.html>
19. *Новиков И.Я., Стечкин С.Б.* Основы теории всплесков // Успехи математических наук. 1998. Т. 53. № 6 (324). – с. 53–128.
<http://www.math.spbu.ru/~dmp/ruspap.html>
20. *Петухов А.П.* Введение в теорию базисов всплесков: Уч. пособие. С.-Пб.: Изд-во СПбГТУ, 1999. – 132 с.
<http://www.math.spbu.ru/~dmp/ruspap.html>
21. *Новиков Л.В.* Основы вейвлет-анализа сигналов: Уч. пособие. СПб.: Изд-во ООО "МОДУС+", 1999. – 152 с.
<http://www.math.spbu.ru/~dmp/ruspap.html>
22. *Zhang Q., Benveniste A.* Wavelet networks // IEEE Trans. on Neural Networks. – Nov. 1992. – v.3, № 6. – pp.889–898.
23. *Pati Y.C., Krishnaprasad P.S.* Analysis and synthesis of feedforward neural networks using discrete affine wavelet transformations // IEEE Trans. on Neural Networks. – Jan. 1993. – v.4, № 1. – pp.73–85.
24. *Whitehead B.A.* Scalar wavelet networks for time series prediction // Neural, Parallel and Scientific Computations. – June 1995. – v.3, № 2. – pp.273–280.
25. Искусственный интеллект. – В 3-х кн. Кн.2. Модели и методы: Справочник / Под ред. Д.А.Поспелова. – М.: Радио и связь, 1990. – 304 с.
26. *Уэно Х., Кояма Т., Окамото Т.* и др. Представление и использование знаний: Пер. с япон. – М.: Мир, 1989. – 220 с.
27. *Тейз А., Грибомон П., Луи Ж.* и др. Логический подход к искусственному интеллекту: От классической логики к логическому программированию: Пер. с франц. – М.: Мир, 1990. – 432 с.
28. *Тейз А., Грибомон П., Луи Ж.* и др. Логический подход к искусственному интеллекту: От модальной логики к логике баз данных: Пер. с франц. – М.: Мир, 1998. – 494 с.
29. *Колмогоров А.Н., Драгалин А.Г.* Введение в математическую логику. – М.: Изд-во МГУ, 1982. – 120 с.
30. *Степанов Ю.С.* Семантика // В кн.: «Лингвистический энциклопедический словарь». – М.: Сов. энциклопедия, 1990. – с.438–440.
31. *Шрейдер Ю.А.* Логика знаковых систем: Элементы семиотики. – М.: Знание, 1974. – 64 с. – (Серия «Математика, кибернетика», вып.1, 1974)
32. *Степанов Ю.С.* Семиотика. – М.: Наука, 1971. – 167 с.

33. Степанов Ю.С. Имена. Предикаты. Предложения. – М.: Наука, 1981. – 360 с.
34. Семиотика: Сб. переводов с англ., франц. и испан. / Составление, вступ. статья и общ. редакция Ю.С.Степанова. – М.: Радуга, 1983. – 636 с.
35. Соломоник А. Семиотика и лингвистика. – М.: Мол. гвардия, 1995. – 352 с.
36. Noor A.K., Jorgensen C.C. A hard look of soft computing // Aerospace America. – 1996. – v.34, № 9. – pp.34–39. Рус. перевод: «Мягкие вычисления и некоторые их применения в аэрокосмических системах». – М.: ВИНТИ. Экспресс-информация «Астронавтика и ракетодинамика». – 1997, вып.15, реф.27.
37. Linkens D.A., Nyongesa H.O. Learning system in intelligent control: An appraisal of fuzzy, neural and genetic algorithm control applications // IEE Proc. Control Theory and Applications. – 1996. – v.143, № 4. – pp.367–386. Рус. перевод: «Обучающиеся системы в интеллектуальном управлении: Сопоставление подходов, основанных на размытой логике, искусственных нейронных сетях и генетических алгоритмах». – М.: ВИНТИ. Экспресс-информация «Астронавтика и ракетодинамика». – 1997, вып.8, реф.15; вып.9, реф.16.

Редактор материалов выпуска
кандидат технических наук

Ю.В.Тюменцев

E-mail: **dynam@mai.ru**

А.А. ФРОЛОВ, Р.А. ПРОКОПЕНКО

Институт высшей нервной деятельности и нейрофизиологии РАН, Москва

E-mail: aafrolov@mail.ru

**АДАПТИВНОЕ НЕЙРОСЕТЕВОЕ УПРАВЛЕНИЕ
АНТРОПОМОРФНЫМИ РОБОТАМИ
И МАНИПУЛЯТОРАМИ**

Аннотация

Описана нейросетевая модель двигательного обучения и управления. На основе нейрофизиологических данных эта модель включает взаимодействие мозжечка и сенсомоторной области новой коры. Основной особенностью модели является положение о том, что сигнал ошибки для обучения мозжечка прогнозируется уже при предъявлении цели, т.е. до того, как действительная ошибка движения может быть получена. Это обеспечивает согласование по времени сигнала ошибки и активности клеток Пуркинье мозжечка, которые ответственны за эту ошибку.

A.A. FROLOV, R.A. PROKOPENKO

Institute of Higher Nervous Activity and Neurophysiology RAS, Moscow

E-mail: aafrolov@mail.ru

**ADAPTIVE NEURAL NETWORK CONTROL OF ANTHRO-
POMORPHIC ROBOTS AND MANIPULATORS**

Abstract

The model of cerebello-cortical interaction during motor learning is suggested. The model lies upon two main preliminaries: the equilibrium point theory and the theory of cerebellar learning developed by Marr, Albus and Ito. The main model peculiarity is the suggestion that the climbing fibre activities which supervise the cerebellar learning as error signals, may originate from the generation of the cerebral commands, before any errors in performance occurs, and thus early enough to provide cerebellar learning by errors.

Введение. Что такое антропоморфный робот

В широком смысле антропоморфные роботы и манипуляторы – это устройства, которые имитируют человека своими исполнительными органами и системой управления. Социальный заказ на такие роботы и манипуляторы в настоящее время в основном определяется проблемой оказания помощи больным с различными двигательными нарушениями. Например, это может быть манипулятор, имитирующий руку человека, прикрепленный к инвалидному креслу. При сохранении больным некоторых двигательных функций такой манипулятор преобразует малые движения человека (например, движения пальцев) в движения, характерные для движений руки. В более общем случае это может быть робот-нянька, выполняющий указания больного по его обслуживанию. Такие роботы и манипуляторы должны быть приспособлены для выполнения многих «простых» бытовых движений: открыть холодильник, налить стакан воды и напоить больного, переключить телевизионную программу с помощью дистанционного пульта, открыть банку консервным ножом и т.д. Все эти движения, элементарно выполняемые здоровым человеком, очень трудны для стандартных промышленных роботов и манипуляторов, приспособленных для выполнения ограниченного набора движений, необходимых для определенных производственных операций. Обычно эти роботы и манипуляторы выполняют движения, как раз отличные от естественных движений человека, чтобы облегчить его работу. Примером может быть вращательное движение схвата относительно манипулятора на много оборотов при завинчивании гайки.

Чтобы успешно выполнять функции няньки, антропоморфный робот должен выглядеть «дружелюбным» по отношению к человеку. Для этого он должен не только иметь механическую конструкцию, напоминающую тело человека, но и выполнять движения, похожие на движения человека. Это требует, чтобы он имитировал человека не только внешним видом, но и внутренним устройством. Поэтому, обсуждая проблему антропоморфных роботов и манипуляторов, необходимо затронуть три аспекта: механическую конструкцию, устройство силовых приводов и центральное управление. Нельзя обсуждать проблему центрального управления в отрыве от конструкции исполнительных органов, т.к. особенности центрального управления у человека и животных во многом обусловлены этой конструкцией.

Основной особенностью силовых приводов в живых системах является то, что 1) их жесткость относительно мала, 2) она управляема и зависит от

задачи и выполняемого движения и 3) в силовых приводах имеется довольно большая временная задержка (порядка нескольких десятков миллисекунд). Другими словами, силовые приводы имеют относительно малые коэффициенты обратной связи. Эти коэффициенты имеют центральное управление и в петле обратной связи каждого привода имеется довольно большая временная задержка. Малая жесткость силовых приводов обеспечивает мягкость удара о цель при ее достижении, мягкость схватывания, малость удара о неожиданное препятствие и т.д.

Способность центральной нервной системы управлять коэффициентами жесткости можно проиллюстрировать следующим примером. Представьте себе, что вы едете по железной дороге и вам необходимо держать в руке стакан с водой. Ваша рука постоянно подвергается случайным возмущениям, но распределение вязко-эластичных коэффициентов в суставах руки и плеча минимизирует движение руки относительно инерционной координатной системы, движущейся со средней скоростью поезда, предотвращая расплескивание воды. Представьте себе, что теперь рука находится в том же положении, но в ней находится пистолет, которым вы целитесь в неподвижную цель на стене вагона. В этой задаче распределение вязко-эластичных коэффициентов в суставах руки и плеча обеспечивает минимальное движение руки относительно вагона. Третья задача – вы держите руку в том же положении, но в руке книга, которую вы читаете. В этом случае это распределение вместе с вязко-эластичными параметрами шеи обеспечивает минимальное движение руки относительно головы.

Эти примеры показывают что у человека 1) центральная система двигательного управления контролирует положение рабочей точки (в приведенных примерах это конец руки), а не суставных углов; 2) это положение может задаваться в различных системах координат в зависимости от задачи; 3) оно задается как некоторое равновесное положение рабочей точки, отклонение от которого приводит к возникновению сил, возвращающих ее в это положение; 4) вязко-эластичные силы, действующие на рабочую точку, зависят от ее отклонения от равновесного положения в заданной системе координат; 5) это достигается распределением вязко-эластичных коэффициентов в суставах исполнительных органов, обеспечивающих данное положение рабочей точки. Схематически это иллюстрирует рис.1. Показано равновесное положение рабочей точки в некоторой системе координат, зависящей от задачи. Наличие вязко-эластичных сил иллюстрируется с помощью некоторой потенциальной ямы. Ее минимум соответствует равновесному положению рабочей точки. Если рабочая точка откло-

няется от положения равновесия, то возникает сила, возвращающая в это положение. Эта сила приблизительно пропорциональна отклонению от положения равновесия, вызванному динамическими возмущениями.

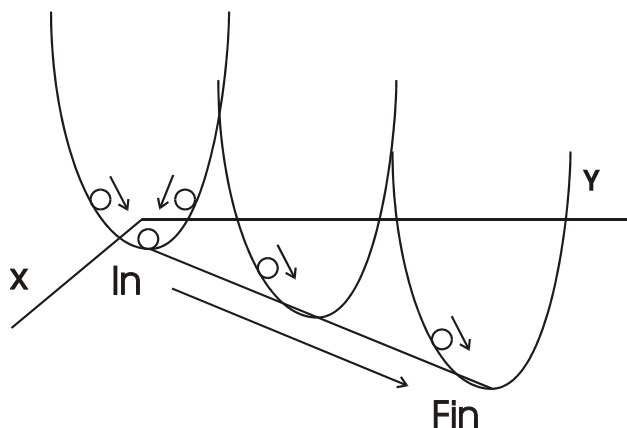


Рис.1. Схематическое представление управления по равновесной точке. Наличие вязко-эластичных сил показано в виде некоторой «энергетической ямы». При удержании неподвижной позы эти силы возвращают систему в положение равновесия при динамических возмущениях. При движении они сдвигают систему в сторону текущего квазиравновесного положения, преодолевая инерционные силы.

Приведенный пример касался управления неподвижной позой. Аналогично происходит управление целенаправленным движением. Рассмотрим, например, движение руки к неподвижной цели в выбранной системе координат. Оно планируется в виде перемещения *равновесного положения* рабочей точки в этой системе координат, а не в виде перемещения самой рабочей точки. Силы, обеспечивающие перемещение рабочей точки, в явном виде не планируются. Они зависят от отклонения мгновенного положения рабочей точки относительно ее мгновенного *равновесного* положения. Величины этих сил определяются распределением вязко-эластичных параметров суставов. Траектория равновесного положения рабочей точки планируется в виде прямой линии. Реальная ее траектория слегка отличается от прямой за счет динамических возмущений, создаваемых инерционными силами. Движение равновесного положения рабочей точки вдоль траектории существенно опережает ее реальное движение. Отклонение рабочей точки от равновесного положения определя-

ется соотношением инерционных и вязко-эластичных параметров исполнительного органа.

Существенное отличие управления движением от управления позой заключается в том, что динамические возмущения, создаваемые инерционными силами, прогнозируемы, в то время как при поддержании позы они случайны. Инерционные силы зависят от геометрической конструкции исполнительного органа и инерционных параметров его звеньев. В силу их определенности, вязко-эластичные параметры исполнительного органа могут предусматриваться на основе индивидуального опыта с учетом будущих динамических возмущений, вызванных инерционными силами. Проблема усложняется тем, что инерционные силы существенно зависят от направления движения рабочей точки. Например, они значительно больше при движении руки влево – вправо или вверх – вниз, чем при ее движении вперед – назад. Поэтому распределение вязко-эластичных параметров суставов руки должно быть согласовано с планируемым направлением движения рабочей точки. Это еще раз иллюстрирует, что особенности двигательного управления в живых системах и в общем, и в деталях согласованы с биомеханической конструкцией исполнительных органов.

В настоящей лекции особенности центрального управления движением в основном объясняются на примере движения руки. Поэтому она начинается с описания биомеханической конструкции руки человека и с описания ее нервно-мышечного аппарата, выполняющего функции силового привода.

Биомеханические параметры руки человека

Рука человека обычно представляется (рис.2) в виде 17 звеньев, соединенными 18 суставами с 27 степенями свободы: 3 в плечевом суставе (приведение – отведение, сгибание – разгибание и вращение внутрь – наружу), 2 в локтевом суставе (сгибание – разгибание и пронация – супинация), 2 в лучезапястном суставе (сгибание – разгибание и приведение – отведение) и по 4 степени свободы на каждый палец. Наиболее полно анатомическая конструкция руки с указанием стандартных антропометрических параметров приведена в статье (Viryukova, Yougovskaya, 1994). Каждое звено руки достаточно точно может быть представлено как твердое тело. Точность этого приближения определяется как особенностями костного аппарата каждого звена, так и особенностями костно-мышечных соединений. Например, предплечье состоит из 2 костей (лучевой и локтевой), которые смещаются друг относительно друга, особенно значительно при пронации – супинации.

Запястье содержит 8 костей, которые существенно смещаются друг относительно друга при обоих движениях в лучезапястном суставе. Например, при сгибании поворот костей запястья относительно лучевой кости составляет примерно столько же, сколько поворот пястных костей относительно костей запястья. Кроме того, во время движения масса мышц перераспределяется относительно костей, что создает дополнительные ошибки приближения твердых тел.

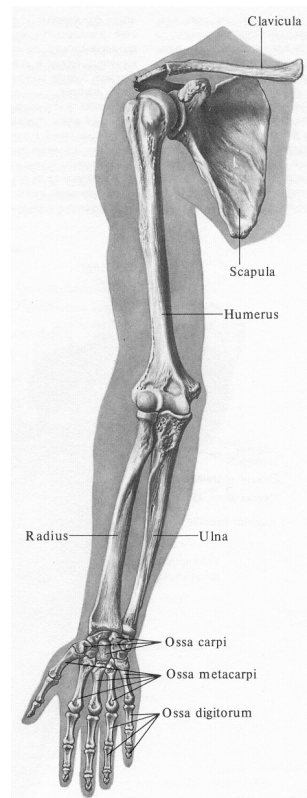


Рис.2. Кости верхней конечности правой руки, вид спереди (Синельников 1989).

Относительное движение костей в суставах определяется особенностями артикуляционных поверхностей. Движение в плечевом суставе достаточно точно моделируется шаровым шарниром. Смещение центра головки плечевой кости относительно лопаточной впадины составляет менее 1 см во всем физиологическом диапазоне движений (Veeger et al. 1997). Локтевой и лучезапястный сустав могут быть достаточно точно представлены в виде шарнира, у которого оси скрещиваются (т.е. не пересекаются) и неортогональны (skew-oblique шарнир). В локтевом суставе расстояние между осями сгибания – разгибания и пронации – супинации составляет у разных людей от 0.3 до 1.3 см и угол между ними составляет от 83 до 100 градусов. В лучезапястном суставе расстояние между осями сгибания – разгибания и приведения – отведения составляет от 0.1 до 0.4 см и угол между ними составляет от 65 до 94 градусов (Biryukova et al., 2000; Prokopenko et al., 2001). Такое представление плечевого, локтевого и лучезапястного суставов обеспечивает точность задания координат руки в среднем 0.6 см и задания пространственной ориентации ее звеньев – 7 градусов. В целом оси вращения в локтевом и лучезапястном суставах близки к ортогональным. Задание этих осей пересекающимися и ортогональными увеличивает ошибки задания координат и ориентации звеньев лишь в 1.5 раза (Prokopenko et al., 2001).

Динамику движения руки человека как системы твердых тел можно описать с помощью уравнений Лагранжа. Далее для простоты мы ограничимся описанием руки с двумя степенями свободы, движущейся в горизонтальной плоскости (рис. 3).

В этом случае рассматриваются только движения сгибания – разгибания в плечевом и локтевом суставах. Тогда система уравнений Лагранжа имеет следующий вид:

$$I(\theta) d^2\theta/dt^2 + C(\theta, d\theta/dt) d\theta/dt = T \quad (1)$$

Здесь θ – вектор суставных углов (θ_1 – угол сгибания–разгибания в плечевом, θ_2 – в локтевом суставе), I – инерционная матрица, C – матрица центробежных и кориолисовых сил, T – вектор моментов мышечных сил. Матрицы I и C зависят от антропометрических параметров: масс плеча и предплечья m_1 и m_2 , их длин L_1 и L_2 , их моментов инерции относительно

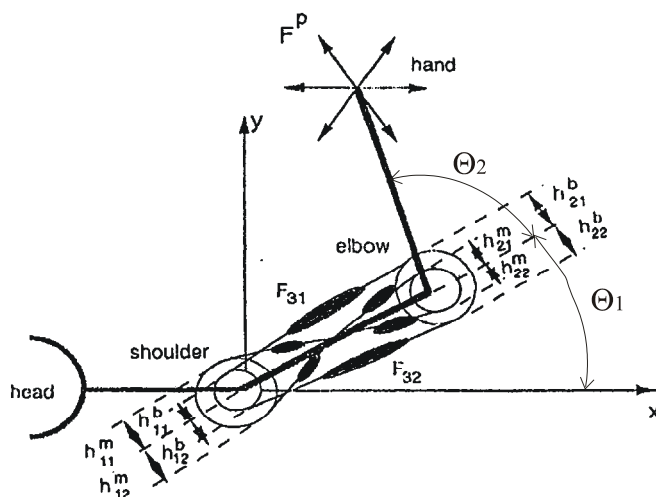


Рис.3. Модель руки человека, совершающего движения в горизонтальной плоскости на уровне плеча. Показаны 4 моноартикулярных и 2 биартикулярных мышцы. Рука при движении подвергается кратким динамическим возмущениям в разных направлениях.

плечевого и локтевого суставов I_1 и I_2 и расстояний от их центров масс до соответствующих суставов L_{c1} и L_{c2} . Коэффициенты матриц I и C могут быть выражены только через три независимых антропометрических параметра (Gomi and Kawato, 1997)

$$z_1 = I_1 + I_2 + m_2 L_1^2, z_2 = m_2 L_1 L_{c2}, z_3 = I_2,$$

тогда

$$I_{11} = z_1 + 2 z_2 \cos \theta_2, I_{12} = z_3 + z_2 \cos \theta_2, \\ I_{21} = I_{12}, I_{22} = z_3,$$

$$C_{11} = -z_2 \theta_2 \sin \theta_2, C_{12} = -z_3 \sin \theta_2 (\theta_1 + \theta_2), \\ C_{21} = z_2 \theta_1 \sin \theta_2, C_{22} = 0.$$

«Стандартные» антропометрические параметры, полученные усреднением по нескольким испытуемым, приведены ниже. Они даны в международной системе единиц (метр – килограмм – секунда).

$$m_1 = 2.1, m_2 = 1.65, L_1 = 0.34, L_2 = 0.46, L_{c1} = 0.15, L_{c2} = 0.19,$$

$$I_1 = 0.062, I_2 = 0.082, z_1 = 0.034, z_2 = 0.107, z_3 = 0.082.$$

Коэффициенты инерционной матрицы зависят от угла в плечевом суставе, однако при любых значениях угла коэффициент I_{11} , определяющий инерцию руки при изменении угла в плечевом суставе значительно больше коэффициента I_{22} , определяющего инерцию руки при изменении угла в локтевом суставе, т.е. инерция руки при ее движении влево – вправо много больше, чем при движении вперед – назад.

Нервно – мышечный аппарат

Рука человека содержит около 40 мышц. Однако движение руки в горизонтальной плоскости осуществляется в основном 6 мышцами: сгибателем и разгибателем плечевого сустава – большой грудной и дельтовидной мышцами, сгибателем и разгибателем локтевого сустава – длинной головкой бицепса и латеральной головкой трицепса и биартикулярными сгибателем и разгибателем – короткой головкой бицепса и длинной головкой трицепса. Тогда моменты мышечных сил в плечевом и локтевом суставах задаются уравнениями:

$$\begin{aligned} T_1 &= h_{11}^m F_{11} - h_{12}^m F_{12} + h_{11}^b F_{31} - h_{12}^b F_{32}, \\ T_2 &= h_{12}^m F_{21} - h_{22}^m F_{22} + h_{21}^b F_{31} - h_{22}^b F_{32}, \end{aligned}$$

где F_{ij} – мышечные силы ($i = 1$ для моноартикулярных мышц в плечевом суставе, $i = 2$ для моноартикулярных мышц в локтевом суставе, $i = 3$ для биартикулярных мышц, $j = 1$ для сгибателей и $j = 2$ для разгибателей), h_{ij}^m и h_{ij}^b – плечи мышечных сил для моно- и биартикулярных сил (рис.3).

Модель нервно-мышечного аппарата для одной мышцы показана на рис.4. Хотя эта модель игнорирует многие хорошо известные свойства нервно-мышечного аппарата, она представляется разумным компромиссом между точностью и сложностью его описания (Winters and Stark, 1987; Gribble et al., 1988; Frolov et al., 2000). Модель содержит 1) пул аль-

фа-мотонейронов, имеющих входы от супраспинального уровня E^{ss} и от петли рефлекса на растяжение E^{sr} ; 2) экстрафузальные мышечные волокна, которые производят мышечные силы и 3) интрафузальные мышечные волокна, которые содержат сенсоры, дающие сигналы для петли рефлекса на растяжение о текущей длине мышцы и скорости ее изменения.

Экстрафузальное мышечное волокно содержит, в свою очередь, три элемента: контрактильный элемент (CE), который возбуждается альфа-мотонейронами, последовательный элемент (SE), который последовательно соединен с контрактильным элементом и пассивный элемент (PE), который соединен параллельно с CE и SE.

Суммарное возбуждение альфа-мотонейронов E складывается из супраспинального сигнала E^{ss} и сигнала петли рефлекса на растяжение E^{sr} . Для каждой мышцы оно может быть представлено в виде:

$$E = [E_{ij}^{ss} + E_{ij}^{sr} - E_{thr}]^+,$$

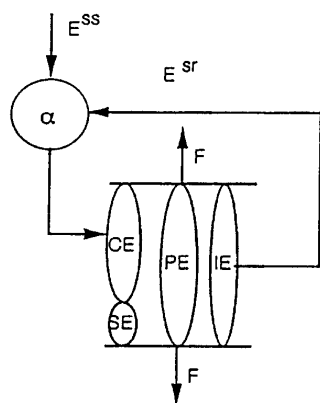


Рис.4. Модель генерации мышечной силы F . E^{ss} – супраспинальный вход к альфа-мотонейронам, E^{sr} – вход от петли рефлекса на растяжение. CE, SE и PE – соответственно, контрактильный, последовательный пассивный и параллельный пассивный элементы. IE – интрафузальный сенсорный элемент.

где E_{thr} – некоторый порог возбуждения альфа-мотонейронов и $[x]^+ = 0$, если $x < 0$ и $[x]^+ = x$, если $x > 0$.

Сигнал петли рефлекса на растяжение E_{ij}^{sr} для моноартикулярных мышц ($i \leq 2$) в простейшем линейном случае имеет вид:

$$E_{ij}^{sr}(t) = (-1)^j h_{ij}^{m} [\theta_i(t - \tau_{del}) + \mu \frac{d}{dt} \theta_i(t - \tau_{del})]^+,$$

где первый член соответствует статическому компоненту активности интрафузального сенсора, а второй член – динамическому компоненту, τ_{del} – задержка в петле рефлекса на растяжение, определяемая скоростью про-

ведения сигнала по нервным волокнам и расстоянием от мышцы до альфа-мотонейрона. Для руки эта задержка составляет примерно 25–30 мсек.

Знак E_{ij}^{st} соответствует увеличению сигнала в петле рефлекса на растяжение для сгибателей ($j = 1$) и уменьшению сигнала в петле разгибателей ($j = 2$) при разгибании (когда угол в суставе уменьшается).

Аналогично задается сигнал петли на растяжение для биартикулярных мышц:

$$E_{3j}^{st}(t) = (-1)^j [h_{i1}^b \{\theta_1(t - \tau_{del}) + \mu d/dt \theta_1(t - \tau_{del})\} + h_{i2}^b \{\theta_2(t - \tau_{del}) + \mu d/dt \theta_2(t - \tau_{del})\}]^+.$$

Активность G_{ij} пула альфа-мотонейронов для каждой мышцы экспоненциально зависит от его суммарного возбуждения E_{ij} :

$$G_{ij} = \rho_{ij} [\exp(\alpha E_{ij}) - 1]^+,$$

где ρ_{ij} – коэффициент, который определяет способность мышцы создавать усилие. Коэффициент α определяет рекрутирование нейронов альфа-мотонейронного пула в создание общего возбуждения экстрафузальных мышечных волокон. Известно, что порог возбуждения мотонейронов обратно пропорционален их размеру. Таким образом первыми возбуждаются малые альфа-мотонейроны, и только при увеличении возбуждающего сигнала активируются нейроны, большего размера. Тем самым, коэффициент α фактически зависит от распределения альфа-мотонейронов по размеру.

Активность G_{ij} альфа-мотонейронного пула определяет активность N_{ij} контрактильного элемента:

$$\tau^2 d^2 N_{ij}/dt^2 + 2\tau dN_{ij}/dt + N_{ij} = G_{ij},$$

где постоянная времени $\tau \approx 15$ мсек определяет скорость синаптического возбуждения мышечных волокон и скорость входа ионов кальция внутрь волокна при его возбуждении. Увеличение концентрации ионов кальция приводит к активации актино-миозиновых мостиков, которая и вызывает сокращение волокон контрактильного элемента. Сила, создаваемая при таком сокращении, определяется законом Хилла:

$$F_{ij}^{CE} = N_{ij}(d l_{ij}^{CE}/dt), \quad (2)$$

где l_{ij}^{CE} – длина контрактильного элемента. Имеющиеся экспериментальные данные достаточно хорошо описываются функцией $H(x)$, имеющей вид логистической зависимости (Gribble et al., 1998):

$$H(x) = f_1 + f_2 \arctan (f_3 + f_4 x).$$

В этой формуле только коэффициенты f_3 и f_4 независимы. Коэффициент f_3 определяет степень симметрии функции относительно изменения знака аргумента, а коэффициент f_4 ее крутизну. Два других коэффициента находятся из условий: $H(0) = 1$ и $H(x) \rightarrow 0$, когда $x \rightarrow -\infty$.

Для моноартикулярных мышц ($i \leq 2$):

$$l_{ij}^{CE} = l_{ij}^0 - l_{ij}^{SE} + (-1)^{j-1} h_{ij}^m \theta_j,$$

где l_{ij}^0 – некоторая постоянная опорная длина мышцы, а l_{ij}^{SE} – длина последовательного элемента. Аналогично для биартикулярных мышц:

$$l_{3j}^{CE} = l_{3j}^0 - l_{3j}^{SE} + (-1)^{j-1} (h_{1j}^b \theta_1 + h_{2j}^b \theta_2).$$

Сила, производимая пассивным последовательным элементом экспоненциально зависит от его длины (Winters and Stark, 1987):

$$F_{ij}^{SE} = r_{ij} [\exp (\beta l_{ij}^{SE}) - 1]^+, \quad (3)$$

где коэффициенты r_{ij} и β определяют упругие свойства последовательного элемента.

Имея в виду, что элементы CE и SE соединены последовательно и поэтому $F_{ij}^{SE} = F_{ij}^{CE}$, изменение длины последовательного элемента l_{ij}^{SE} может быть описано нелинейным дифференциальным уравнением. Например для моноартикулярных мышц:

$$N_{ij}(dl_{ij}^{SE}/dt + (-1)^j h_{ij}^m d\theta_j/dt) = r_{ij} [\exp (\beta l_{ij}^{SE}) - 1]^+$$

Соответственно, активная мышечная сила, производимая за счет ее сокращения, может быть найдена из уравнения (2) или (3): $F_{ij}^a = F_{ij}^{CE} = F_{ij}^{SE}$.

Таким образом, каждая из шести мышц описывается одним линейным дифференциальным уравнением второго порядка для активности контрактного элемента N_{ij} и одним нелинейным дифференциальным уравнением первого порядка для длины последовательного элемента l_{ij}^{SE} . Добавив два дифференциальных уравнения Лагранжа (1) для углов θ_1 и θ_2 , получим, что полная модель движения руки включает восемь дифференциальных уравнений второго порядка и шесть дифференциальных уравнений первого порядка.

Сила, создаваемая параллельным пассивным элементом, достаточно точно описывается с помощью модели линейной пружины:

$$F_{ij}^p = S_{ij}^p [(-1)^{j-1} h_{ij}^m (\theta_i - \theta_i^r)]^+$$

для моноартикулярных мышц и

$$F_{3j}^p = S_{3j}^p [(-1)^{j-1} \{h_{j1}^b (\theta_1 - \theta_1^r) + h_{j2}^b (\theta_2 - \theta_2^r)\}]^+$$

для биартикулярных мышц. Здесь S_{ij}^p – пассивные коэффициенты жесткости, а θ_i^r углы покоя соответствующих линейных пружин. Полная сила мышцы задается уравнением $F_{ij} = F_{ij}^a + F_{ij}^p$.

Коэффициенты ρ_{ij} , r_{ij} и S_{ij}^p , определяющие способность мышцы производить усилие, обычно полагаются пропорциональными площади поперечного сечения мышцы. Тем самым, полагается, что $r_{ij} = K^{SE} \rho_{ij}$, $S_{ij}^p = K^{PE} \rho_{ij}$.

«Стандартные» параметры мышц (Frolov et al., 2000) приведены ниже. Как и антропометрические параметры, они даны в международной системе единиц (метр – килограмм – секунда).

$$\rho_{11} = 6.8, \rho_{12} = 11, \rho_{21} = 3.6, \rho_{22} = 6, \rho_{31} = 2.1, \rho_{32} = 6.7,$$

$$h_{11}^m = 0.03, h_{12}^m = 0.04, h_{21}^m = 0.04, h_{22}^m = 0.02,$$

$$h_{11}^b = 0.05, h_{12}^b = 0.04, h_{21}^b = 0.05, h_{22}^b = 0.02,$$

$$\theta_1^r = \pi/4, \theta_2^r = \pi/2, \alpha = 112, \beta = 100, K^{PE} = 17.3, K^{SE} = 60,$$

$$\tau_{del} = 0.025, \tau = 0.015, f_3 = 0.6, f_4 = 20, \mu = 0.15.$$

Теория равновесной точки

Внешними входами в систему уравнений, описывающих движение руки, являются супраспинальные команды к каждой мышце E_{ij}^{SS} . В лямбда-версии теории равновесной точки (Feldman, 1986) супраспинальная команда представляется в виде

$$E_{ij}^{SS} = E_{thr} - \lambda_{ij},$$

где λ_{ij} равно длине мышцы, при которой происходит активация альфамотонейронов за счет петли рефлекса на растяжение при статических условиях. Шесть компонент λ_{ij} для шести мышц образуют вектор управляющей команды λ . При отсутствии внешних сил этот вектор однозначно определяет равновесное положение руки (равновесные значения суставных углов). В противоположность этому, заданное положение руки может обеспечиваться бесконечным набором управляющих сигналов λ_{ij} , т.к. число мышц превосходит число степеней свободы руки. Например, сдвиг всех значений λ_{ij} в одном направлении может производить напряжение всех мышц без изменения положения руки. Как выбирается набор значений λ_{ij} для задания некоторого положения руки, будет рассмотрено позже в разделе «Зрительно-моторное преобразование».

Сдвиг λ_{ij} для мышц – антагонистов в противоположном направлении обеспечивает движение руки от статического положения, соответствующего начальному вектору λ^{in} , в положение, соответствующее конечному вектору λ^{fin} . Траектории перемещения λ в сигнальном пространстве соответствует траектория перемещений равновесного положения руки в рабочем пространстве. В теории равновесной точки предполагается, что при движении к неподвижной цели это перемещение происходит вдоль прямой линии. Тогда перемещение λ в сигнальном пространстве происходит вдоль некоторой криволинейной траектории.

Таким образом, теория равновесной точки предполагает, что центральная нервная система при планировании движений должна принимать во внимание только статические свойства нервно-мышечного аппарата. Переход от начального к конечному положению руки обеспечивается простым (линейным) сдвигом ее равновесного положения. Управляющая система должна поэтому решить только обратную статическую проблему управления: по заданной равновесной траектории рабочей точки найти

траекторию управляющего сигнала, обеспечивающего равновесные (статические) положения руки вдоль этой траектории. Тем самым, предполагается, что центральная нервная система имеет внутреннее представление (внутреннюю модель) исполнительного органа, включая его геометрию и свойства нервно-мышечного аппарата, но эта внутренняя модель – *статическая*. Как подчеркивалось многими авторами (Feldman 1986; Flanagan et al. 1992; Feldman and Levin 1993; Gribble et al. 1998; Frolov et al. 2000) решение статической обратной задачи и особенно формирование статической внутренней модели исполнительного органа является гораздо более простой задачей, чем решение динамической обратной задачи и, соответственно, формирование динамической внутренней модели.

Гипотеза о том, что управляющий сигнал устанавливается с помощью решения обратной *динамической* проблемы наиболее последовательно отстаивается Кавато с соавторами (например, Kawato et al. 1987). Эта точка зрения предполагает, что центральная нервная система содержит внутреннюю модель исполнительного органа, которая учитывает не только его статические, но и динамические параметры, включая инерцию его звеньев, задержки в петле рефлекса на растяжение, динамику входа в мышечное волокно ионов кальция, зависимость силы мышцы от скорости изменения ее длины (закон Хилла) и т.д. Эта точка зрения основана на результатах численного моделирования движения двухзвенной модели руки к неподвижной цели в горизонтальной плоскости при использовании линейной пружинной модели нервно-мышечного аппарата (Katayama and Kawato 1993). В этих расчетах было показано, что равновесная траектория руки сильно отличается от ее реальной траектории, если вязко-эластичные характеристики нервно-мышечного аппарата находятся в физиологическом диапазоне. Этот же результат был получен в экспериментах Гоми и Кавато (Gomi and Kawato 1996, 1997), которые рассчитали равновесную траекторию руки с использованием вязко-эластичных характеристик, полученных экспериментально. Эти результаты показывают, что центральная управляющая система должна планировать сложную равновесную траекторию руки (с учетом динамических характеристик исполнительного органа) и тем самым решать обратную задачу динамики для того чтобы получить простую (близкую к прямой линии) реальную ее траекторию. Однако численные эксперименты, проведенные в работах (Flanagan et al. 1993; Gribble et al. 1998), подтвердили адекватность теории равновесной точки в том смысле, что равновесная и реальная траектории были близки. В этих работах результаты Кавато и соавторов объясняются тем, что они использовали для расчетов простейшую линейную модель нервно-

мышечного аппарата, в то время как в работах (Flanagan et al. 1993; Gribble et al. 1998) использовалась более точная нелинейная модель, аналогичная описанной выше.

Непригодность линейной пружинной модели для описания реальных свойств нервно-мышечного аппарата была подчеркнута еще в работе (Winters and Stark 1987). Линейная модель оперирует с такими обобщенными параметрами, как коэффициенты жесткости и вязкости, которые только косвенно отражают описанную выше способность мышц создавать усилия. Поэтому линейная модель не может быть использована для всего круга задач, связанных с изучением этой способности. Винтерз и Старк назвали попытку линейного моделирования нервно-мышечного аппарата не более, чем «игрой в интерполяцию». Однако в работе (Frolov et al. 2000) было показано, что при достаточно плавных естественных движениях руки (при наличии большой инерции ее звеньев) линейная пружинная модель все-таки пригодна. Единственным важным фактором для увеличения ее точности является учет временной задержки. Этот вывод делает реальной возможность экспериментальной проверки теории равновесной точки при движениях руки в разных направлениях. Ясно, что все описанные выше параметры нервно-мышечного аппарата были получены с помощью специальных нейрофизиологических экспериментов на животных. В экспериментах на человеке при совершении им произвольных движений можно измерить только обобщенные характеристики нервно-мышечного аппарата типа коэффициентов жесткости и вязкости.

Линейная модель нервно-мышечного аппарата

Простейшим способом для описания способности нервно-мышечного аппарата стабилизировать руку в некотором положении θ^{eq} является использование линейной пружинной модели с временной задержкой:

$$T(t) = S[\theta^{eq} - \theta(t - \tau)] - V\dot{\theta}(t - \tau), \quad (4)$$

где S и V – матрицы жесткости и вязкости, соответственно. Эти матрицы, как уже указывалось, являются виртуальными в описанной выше модели нервно-мышечного аппарата и только косвенно отражают его реальные параметры, однако именно они доступны для оценки при произвольных движениях человека. Экспериментальная процедура заключается в приложении к руке кратких случайных динамических возмущений в различ-

ных направлениях и измерении отдачи руки в ответ на эти возмущения. Так как возмущение краткое и случайное, то разумно предположить, что за время возмущения человек не производит центральной коррекции, заключающейся в изменении управляющего сигнала λ и, соответственно, в изменении θ^{eq} . Тогда решая прямую задачу динамики (приведенные выше уравнения Лагранжа) с использованием пружинной модели (4), можно подобрать коэффициенты жесткости и вязкости, минимизирующие отличие расчетных и экспериментальных данных. Следует заметить, что возмущения необходимо давать в нескольких направлениях и коэффициенты жесткости и вязкости необходимо искать, минимизируя ошибку сразу по нескольким направлениям, иначе регрессионная модель является вырожденной.

Для проверки точности такого подхода к оценке вязко-эластичных параметров нервно-мышечного аппарата можно использовать описанную выше его более полную модель. Хотя эта модель не содержит коэффициентов жесткости и вязкости в явном виде, она позволяет получить в качестве реперных значений *статические* коэффициенты жесткости, которые могут сравниваться с коэффициентами, полученными методом кратких возмущений.

На рис.5 приведены величины статических силовых моментов, производимых шестью мышцами при двух различных уровнях их коактивации C в зависимости от суставных углов. Уровень коактивации определяется как сумма всех мышечных сил в состоянии равновесия и измеряется в ньютонах. Равновесные значения углов в плечевом и локтевом суставах (когда суммарные моменты равны нулю) взяты, соответственно, $\theta_1 = 1.2$ и $\theta_2 = 1.4$. Эти углы соответствуют некоторому среднему положению правой руки на 0.6 м вперед и на 0.2 м влево от правого плеча.

Суставная жесткость определяется как отношение изменения силового момента к изменению суставного угла, т.е. как тангенс угла наклона касательной к суммарному силовому моменту. Моменты, производимые отдельными мышцами, нелинейно зависят от суставных углов, в то время как суммарный момент изменяется по линейному закону в довольно большом их диапазоне: суммарные моменты совпадают с касательными, проведенными в точках равновесия. Тангенсы углов наклона этих касательных дают: $S_{11} = 8.74$, $S_{12} = S_{21} = 1.25$, $S_{22} = 3.23$ при $C = 50$ и $S_{11} = 27.47$, $S_{12} = S_{21} = 2.43$, $S_{22} = 9.97$ при $C = 250$. Заметьте, что недиагональные коэффициенты жесткости равны, т.к. они обеспечиваются вкладом одних и тех же биартикулярных мышц. Заметьте также, что коактивация мышц существенно увеличивает коэффициенты жесткости в положении равно-

весия, т.к. равновесный угол приходится при увеличении коактивации на тот участок зависимости $T(\theta)$ для каждой мышцы, где эта зависимость становится круче. Таким образом, коактивация мышц-антагонистов является эффективным способом увеличения суставной жесткости.

Оценка коэффициентов жесткости методом динамических возмущений дает: $S_{11} = 8.78$, $S_{12} = S_{21} = 1.48$, $S_{22} = 3.49$ при $C = 50$ и $S_{11} = 27.35$, $S_{12} = S_{21} = 2.62$, $S_{22} = 10.19$ при $C = 250$. Возмущения имитировались приложением силы 0.1 н к руке в течение 0.28 сек (0.14 сек для силы в одном и 0.14 сек в противоположном направлении). Всего силы прикладывались в шести равноотстоящих направлениях. Для поиска оптимальных значений вязко-эластичных параметров использовались участки решений уравнений Лагранжа для полной и линейной моделей длительностью 0.28 сек после возмущений.

Сравнение полученных коэффициентов жесткости с их статическими значениями показывает хорошее совпадение. Однако это совпадение достигается только при использовании задержки в пружинной модели $\tau=0.04$ сек. При игнорировании временной задержки ошибки в оценке коэффициентов жесткости были в несколько раз больше. Интересно, что оптимальная временная задержка в линейной модели (которая обеспечивает минимальное рассогласование данных, полученных по полной и линейной моделям) складывается из собственно задержки в петле рефлекса на растяжение (0.025 сек) и задержки кальциевой кинетики (0.015 сек). Несмотря на столь различное описание этих задержек в полной модели, их вклад в эквивалентную пружинную модель подчиняется простому принципу суперпозиции.

Кроме коэффициентов жесткости, методом динамических возмущений удастся получить и значения коэффициентов вязкости. При оптимальной временной задержке $\tau=0.04$ сек: $V_{11} = 1.4$, $V_{12} = V_{21} = 0.2$, $V_{22} = 0.5$ при $C = 50$. При увеличении уровня коактивации мышц-антагонистов они увеличиваются приблизительно пропорционально коэффициентам жесткости. Если временная задержка в линейной модели игнорируется, то коэффициенты вязкости сильно недооцениваются. При некоторых уровнях коактивации они получаются даже отрицательными. Таким образом, учет временной задержки в линейной модели более важен для правильной оценки коэффициентов вязкости, чем учет коэффициентов жесткости.

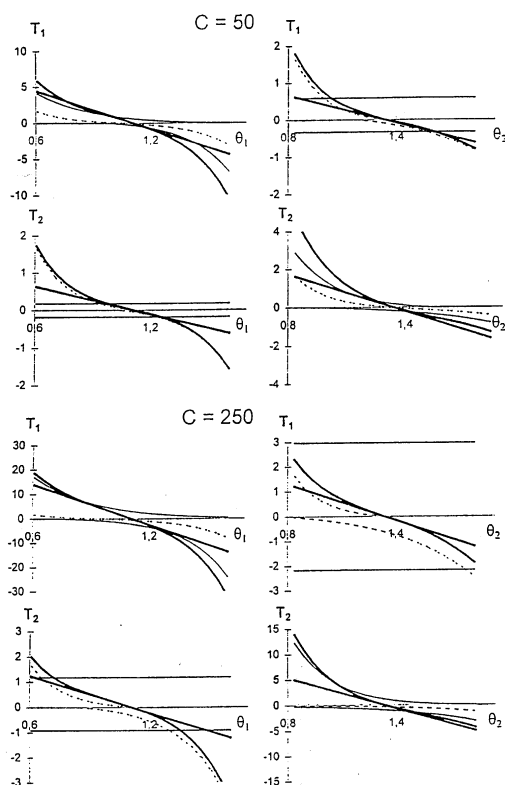


Рис. 5. Статические моменты мышечных сил для двух уровней коактивации $C=50$ (верхняя половина рисунка) и $C=250$ (нижняя половина рисунка). Показаны суммарные силовые моменты (толстые кривые линии) и их линейные аппроксимации (толстые прямые линии), моменты, производимые моноартикулярными мышцами (тонкие сплошные линии), и моменты, производимые биартикулярными мышцами (тонкие штриховые линии).

Методом динамических возмущений можно также оценить коэффициенты жесткости и вязкости при движении руки, а не только при удержании ее неподвижного положения. Идея такой оценки основана на том же разумном допущении, что при коротких случайных возмущениях центральная управляющая система не успевает произвести коррекцию управляющего сигнала λ , и он при внешнем возмущении продолжает изменяться так же, как без возмущения. Тогда отклик на возмущение (т.е. отличие

возмущенного движения от невозмущенного) будет задаваться той же регрессионной моделью (4), где θ^{eq} следует положить равным нулю.

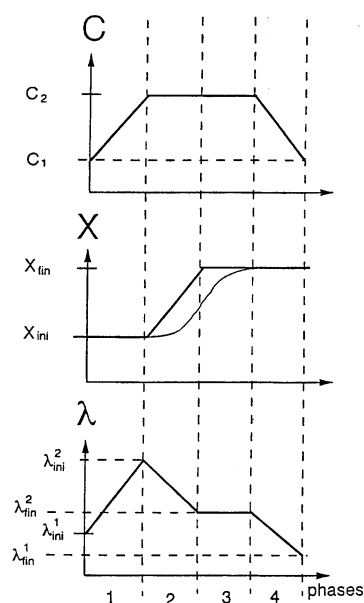


Рис.6. Схематическое представление для четырех фаз изменения управляющего сигнала λ (нижний рисунок). В первой фазе изменяется уровень коактивации при неподвижной руке, во второй фазе производится сдвиг равновесной точки при постоянном уровне коактивации, в третьей фазе движение происходит при постоянном управляющем сигнале и в четвертой фазе уровень коактивации уменьшается до уровня покоя после завершения движения.

Общепринято, что при движении к цели жесткость и вязкость суставов больше, чем при удержании неподвижного положения. Увеличение этих параметров, как уже указывалось, достигается коактивацией мышц-антагонистов. Поэтому схематически ход центральной команды при движении к цели можно представить, как показано на рис.6. Движению предшествует команда коактивации мышц, при этом управляющий сигнал λ изменяется от начального значения λ_{in}^1 , соответствующего некоторому низкому уровню коактивации до значения λ_{in}^2 , соответствующего некоторому высокому уровню коактивации (интервал 1 на рис.6). Затем инициализируется движение изменением равновесного положения рабочей точки без изменения уровня коактивации, при этом управляющий сигнал изменяется от значения λ_{in}^2 , соответствующего начальному положению руки при высоком уровне коактивации, до значения λ_{fin}^2 , соответствующего конечному положению руки при высоком уровне активации (интервал 2 на рис.6). На интервале 3 управляющий сигнал фиксирован, что обеспечивает реальное достижение рукой конечного положения и ее стабилиза-

цию в этом положении. На интервале 4 коактивация мышц-антагонистов уменьшается до некоторого низкого уровня, соответствующего удержанию неподвижного конечного положения.

На рис.7 показано, как изменяются статические коэффициенты жесткости при таком изменении управляющего сигнала при движении правой руки слева направо из положения 0.6 м впереди и 0.2 м левее правого плеча в положение 0.6 м впереди 0.2 м правее правого плеча. Статические коэффициенты жесткости находились так же, как было описано ранее для фиксированных значений равновесных суставных углов (рис.4), но теперь в качестве таких равновесных углов использовались все промежуточные значения суставных углов на равновесной траектории. Эти статические коэффициенты жесткости показаны толстыми линиями. Их оценки, полученные методом динамических возмущений при оптимальной задержке $\tau = 0.04$ сек, показаны толстыми линиями с точками, а их оценки, полученные при нулевой задержке, показаны тонкими линиями с точками.

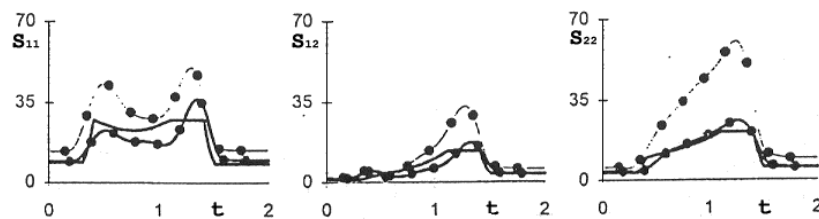


Рис.7. Изменение коэффициентов жесткости в зависимости от времени при движении руки слева-направо. Толстые линии без точек – статические коэффициенты, толстые линии с точками – коэффициенты, рассчитанные методом динамических возмущений при $\tau = 0.04$, тонкие линии с точками – при $\tau = 0$.

Видно, что метод возмущений дает хорошее совпадение со статическими значениями при оптимальной задержке, в то время как при нулевой задержке совпадение гораздо хуже. Еще большие отличия получаются при учете и игнорировании задержки для коэффициентов вязкости (Frolov et al. 2000). Полученные значения коэффициентов жесткости согласуются с экспериментальными значениями, полученными в работах (Gomi and Kawato 1996, 1997).

На рис.8 показано изменение равновесного положения руки, а также реального ее положения, рассчитанного по полной модели (толстая линия с точками) и по линейной модели с оптимальной временной задержкой. Видно, что линейная модель дает достаточно точное описание движения. Положение руки, рассчитанное по линейной модели, отличается от рас-

считанного по полной модели только на небольшом конечном участке движения. Полная модель обеспечивает лучшую стабилизацию руки в конечном положении. Рис.8 показывает также, что между реальным и равновесным положениями руки существует задержка примерно 0.2 сек, т.е. при значении коэффициентов жесткости в физиологическом диапазоне действительно имеется большое различие между реальным и равновесным положениями руки, как это было отмечено Кавато с соавторами, но это различие наблюдается только вдоль траектории. Поэтому несмотря на различие мгновенных положений, траектории совпадают. В следующем разделе объясняется, как может достигаться совпадение траекторий при относительно малых коэффициентах жесткости, когда мгновенные равновесные и реальные положения руки сильно различаются.

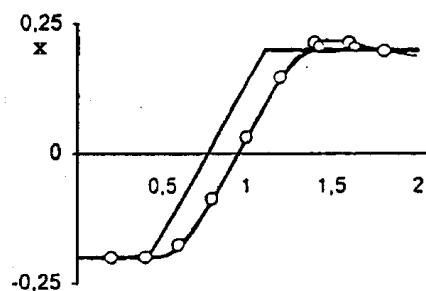


Рис.8. Изменение по времени равновесного положения рабочей точки (толстая линия без точек), ее реального положения, рассчитанного по полной нелинейной модели (толстая линия с точками) и ее реального положения, рассчитанного по линейной модели при $\tau = 0.04$.

Собственные векторы матриц жесткости и инерции

Для пояснения, как достигается совпадение реальной и равновесной траекторий, рассмотрим уравнение движения руки в линейном приближении:

$$I d^2 \theta / dt^2 + S \theta(t-\tau) + V d\theta / dt(t-\tau) = S \theta^{eq}(t),$$

где I , S и V матрицы с постоянными коэффициентами, соответствующие некоторому среднему положению руки при движении к цели. В линейном приближении прямолинейной траектории движения руки в рабочем пространстве соответствует прямолинейная траектория в пространстве углов.

Пусть в пространстве углов направление движения задается вектором $\mathbf{d}$, а временной ход движения вдоль траектории скалярной переменной $\xi(t/T)$, т.е. изменение углов задается уравнением $\Delta\theta(t) = \mathbf{d}\xi(t/T)$, где T – характерное время движения. Тогда изменение равновесного угла, обеспечивающего движение по прямолинейной траектории, должно удовлетворять уравнению

$$\Delta\theta^{\text{eq}}(t) = \mathbf{d}_1 d^2 \xi / dt^2(t/T) + \mathbf{d} \xi((t-\tau)/T) + \mathbf{d}_2 d \xi / dt((t-\tau)/T),$$

где $\mathbf{d}_1 = \mathbf{S}^{-1} \mathbf{I} d / T^2$ и $\mathbf{d}_2 = \mathbf{S}^{-1} \mathbf{V} d / T$. Таким образом $\Delta\theta^{\text{eq}}(t)$ является суперпозицией движений вдоль трех различных направлений $\mathbf{d}$, $\mathbf{d}_1$ и $\mathbf{d}_2$. Временной ход движений вдоль этих направлений задается скалярными переменными $\xi((t-\tau)/T)$, $d^2 \xi / dt^2(t/T)$ и $d \xi / dt((t-\tau)/T)$, имеющими примерно одинаковые амплитуды, но совершенно разный временной ход. Изменение равновесного угла $\Delta\theta^{\text{eq}}(t)$ может быть простым и направленным вдоль того же вектора $\mathbf{d}$, что и реальное движение, в следующих случаях. Во-первых, если вектора $\mathbf{d}_1$ и $\mathbf{d}_2$ пренебрежимо малы по величине по сравнению с вектором $\mathbf{d}$, т.е. если инерционные и вязкие силы малы по сравнению с эластичными силами. Это может выполняться либо при очень больших коэффициентах жесткости, либо при очень медленных движениях. В этих случаях $\Delta\theta^{\text{eq}}(t) \approx \Delta\theta(t-\tau)$. Как показано в предыдущем разделе, для быстрых движений, выполняемых за 0.7 – 0.8 сек, и коэффициентов жесткости в физиологическом диапазоне равновесная и реальная траектории отстоят примерно на 0.2 сек, что в пять раз больше временной задержки $\tau = 0.04$ сек. Таким образом, для быстрых движений совпадение равновесной и реальной траекторий не может объясняться малостью векторов $\mathbf{d}_1$ и $\mathbf{d}_2$ по сравнению с $\mathbf{d}$.

Другой причиной совпадения траекторий может быть совпадение векторов $\mathbf{d}_1$ и $\mathbf{d}_2$ с вектором $\mathbf{d}$ по направлению, т.е. выполнение условий $\mathbf{d}_1 = \nu_1 \mathbf{d}$ и $\mathbf{d}_2 = \nu_2 \mathbf{d}$. Тогда

$$\Delta\theta^{\text{eq}}(t) = \mathbf{d} [\nu_1 d^2 \xi / dt^2(t/T) + \xi((t-\tau)/T) + \nu_2 d \xi / dt((t-\tau)/T)].$$

Выполнение указанных условий означает, что вектор $\mathbf{d}$ либо является собственным вектором матриц $\mathbf{S}^{-1} \mathbf{I}$ и $\mathbf{S}^{-1} \mathbf{V}$, либо матрицы $\mathbf{I}$ и $\mathbf{V}$ пропорциональны матрице $\mathbf{S}$. В последнем случае матрицы $\mathbf{S}^{-1} \mathbf{I}$ и $\mathbf{S}^{-1} \mathbf{V}$ пропорциональны единичным матрицам, для которых любой вектор является собственным.

Условие пропорциональности матриц жесткости и вязкости является вполне правдоподобным, т.к. величина их коэффициентов зависит в основном от площадей поперечных сечений соответствующих мышц (коэффициентов ρ_{ij} в полной модели нервно-мышечного аппарата) и уровней коактивации соответствующих мышц-антагонистов, изменение которых влияет на коэффициенты жесткости и вязкости примерно одинаково. Для выбранных значений параметров полной модели коэффициенты вязкости по величине примерно в пять раз меньше соответствующих коэффициентов жесткости.

Коэффициенты матрицы инерции определяются текущей конфигурацией руки и инерционными характеристиками ее звеньев. В принципе вполне допустимо, что матрица жесткости подстраивается под матрицу инерции так, чтобы их коэффициенты были пропорциональны. Тогда равновесная и реальная траектории будут совпадать при движениях во всех направлениях для одной и той же матрицы жесткости. Другая альтернатива заключается в том, что матрица жесткости специально настраивается на планируемое направление движения, чтобы это направление совпадало с собственным вектором матрицы $S^{-1}I$. Какая из этих альтернатив реально выполняется, можно проверить только экспериментально.

Для экспериментальной оценки коэффициентов жесткости и вязкости использовался метод случайных динамических возмущений. Рука испытуемого была подвешена так, чтобы он мог свободно совершать движения в горизонтальной плоскости на уровне плеча. Движения регистрировались электромагнитной системой FastrackTM Polhemus, которая позволяет определить три координаты и три эйлеровых угла относительно неподвижной системы координат для каждого из сенсоров, установленных на звеньях руки. Расчет анатомических параметров руки и суставных углов проводился по процедуре, описанной в работе (Birjukova et al. 2000). Динамические возмущения прикладывались к концу руки в трех направлениях, отстоящих примерно на 45° : вперед, вперед-влево и вперед-вправо.

Эксперименты состояли из трех серий. В первой серии возмущения прикладывались к правой руке при значении угла в плечевом суставе $\theta_1 \approx 45^\circ$ и трех различных значениях угла в локтевом суставе $\theta_2 \approx 45^\circ, 90^\circ$ и 135° . Эта серия экспериментов предназначалась для определения индивидуальных антропометрических характеристик испытуемых. Во второй серии испытуемые совершали движение правой рукой к неподвижной цели из положения руки примерно 0.6 м вперед и 0.2 м влево от правого плеча в положение 0.6 м вперед и 0.2 м вправо от плеча. В третьей серии

они совершали движение в перпендикулярном направлении из положения примерно 0.4 м до 0.7 м вперед на уровне плеча.

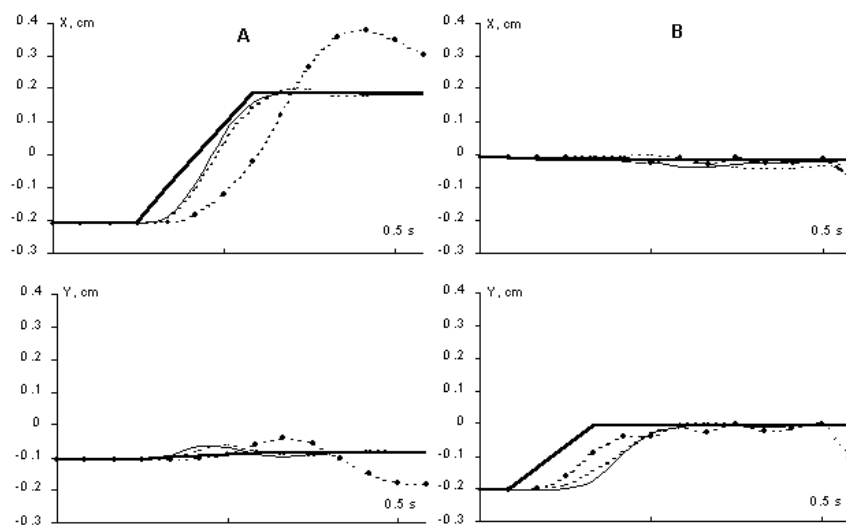


Рис.9. Координаты равновесной точки (толстые линии), экспериментальные координаты (тонкие сплошные линии), координаты, рассчитанные с оптимальными вязкоэластичными параметрами (пунктирные линии), и координаты, рассчитанные с вязкоэластичными параметрами для ортогонального движения. А – движение руки слева-направо, В – движение руки вперед.

На рис.9 в качестве примера показаны движения руки вправо и вперед для одного из испытуемых, а также аппроксимация этих движений, полученная оптимизацией вязко-эластичных параметров при задержке 0.04 сек. Видно, что при обоих направлениях приближение нервно-мышечного аппарата пружинной моделью дает хорошее совпадение. При движении вправо оптимальные коэффициенты жесткости для этого испытуемого имеют значения: $S_{11} = 47.8$, $S_{12} = S_{21} = 15.1$, $S_{22} = 12.0$, а при движении вперед: $S_{11} = 10.6$, $S_{12} = S_{21} = 3.2$, $S_{22} = 3.3$. Коэффициенты матрицы инерции для среднего положения руки имеют значения: $I_{11} = 0.38$, $I_{12} = I_{21} = 0.11$, $I_{22} = 0.07$. Таким образом, ни для одного из направлений матрица жесткости не является пропорциональной матрице инерции. В то же время, собственный вектор матрицы $S^{-1}I$ во внешнем рабочем пространстве имеет координаты (1.000, -0.010) для движения вправо и координаты (0.008,

1.000) для движения вперед. Эти направления соответствуют векторам (0.996, 0.090) и (-0.287, 0.958) в рабочем пространстве, которые очень близки к направлениям движения руки. Таким образом, экспериментально подтверждается вторая альтернатива. На рис. 9 показаны также траектории руки при движении вправо и вперед, рассчитанные по вязко-эластичным параметрам, оптимальным для ортогонального направления движения. Видно, что в этом случае расчетные траектории сильно отличаются от экспериментальных, т.е. действительно для совпадения равновесных и реальных траекторий важны распределения коэффициентов жесткости в зависимости от направления движения.

Зрительно-моторное преобразование

В предыдущих разделах было показано, что управление движением в живых системах сводится 1) к заданию изменения управляющего сигнала λ , обеспечивающего движение равновесного положения рабочей точки вдоль прямой, ведущей к цели, в экстракорпоральном пространстве и 2) к заданию изменения управляющего сигнала λ , обеспечивающего правильное распределение коэффициентов жесткости такое, что требуемое направление движения становится собственным направлением для матриц жесткости и инерции. Первое обеспечивается сдвигом порогов активации альфа-мотонейронов мышц-антагонистов в противоположном направлении, а второе их коактивацией, т. е. сдвигом порогов активации альфа-мотонейронов мышц-антагонистов в одинаковом направлении. Схематически последовательность изменений управляющего сигнала λ показана на рис. 6. Вначале выполняется команда коактивации, затем сдвига равновесной точки, а затем обратная команда декоактивации.

Эта схема предполагает, что существует некоторый орган двигательного управления, обеспечивающий поддержание фиксированного сигнала λ в отсутствие центрального управления (Feldman and Levin 1993). Этот орган обеспечивает поддержание мышечного тонуса, достаточного для удержания заданного положения руки. Состояние активности этого органа изменяется под действием центральной управляющей системы, когда происходит изменение λ . Таким образом, задачей центральной управляющей системы является поиск изменений управляющего сигнала, а не задание его абсолютного уровня.

Далее будет рассмотрена только нейросетевая модель управления сдвигом равновесной точки в направлении цели. Проблема коактивации

мышц для задания необходимого распределения коэффициентов жесткости пока не рассматривается.

Известно, что активация движения обеспечивается возбуждением корковых колонок в некоторой области двигательной системы. Активность каждой колонки определяет некоторое направление перемещения рабочей точки. При любом целенаправленном движении активно множество колонок. В этом случае направление перемещения рабочей точки определяется так называемым популяционным вектором, который вычисляется в виде суперпозиции векторов действия отдельных колонок, умноженных на их активности (Georgopoulos et al. 1984). Таким образом, перемещение рабочей точки $\mathbf{F}$ может быть представлено в виде $\mathbf{F} = \mathbf{OC}$, где $\mathbf{C}$ – вектор активности корковых колонок, а каждый столбец матрицы $\mathbf{O}$ соответствует вектору действия соответствующей колонки. Матрица $\mathbf{O}$ зависит от свойств исполнительной системы, включая свойства ее нервно-мышечного аппарата и ее биомеханические характеристики. Следует напомнить, что в рамках теории равновесной точки важны только ее статические характеристики. Вектора действия равномерно распределены в рабочем пространстве, т.е. матрицей $\mathbf{O}$ может быть любая случайная матрица с равномерно распределенными независимыми коэффициентами.

Пусть цель во внешнем пространстве задана вектором, направленным к цели из начального положения руки. Задача системы двигательного управления – преобразовать вектор цели $\mathbf{T}$ в вектор $\mathbf{C}$, кодирующий направление действия в двигательной системе так, чтобы перемещение рабочей точки совпадало с направлением на цель, т.е. чтобы вектор $\mathbf{F}$ равнялся вектору $\mathbf{T}$. Это преобразование называется зрительно-моторным. В общем случае это преобразование нелинейное и зависит от начального положения руки. Ясно, что активация одного и того же вектора $\mathbf{A}_2$, преобразованная в изменение управляющего сигнала $\Delta\lambda$, приведет к разным действиям в рабочем пространстве в зависимости от начальной конфигурации руки. Таким образом, вектор активности $\mathbf{C}$ должен зависеть не только от направления на цель, но и от начального положения руки.

Экспериментальные данные подтверждают этот вывод. Они показывают, что при движении руки из одного начального положения большую активность имеют одни двигательные колонки, а при другом начальном положении руки – другие, т.е. начальное положение руки (или задающий его начальный сигнал λ) модулирует активность двигательных колонок так, что в одной области рабочего пространства преимущественно активен один набор колонок, а в другом – другой. Таким образом, проблема нелинейности зрительно-моторного преобразования решается путем раз-

биения рабочего пространства на области, в которых оно линейно, но для каждой области это преобразование индивидуально. Такой способ решения проблемы нелинейности лежит в основе теории дифференциального нейроконтроллера, разработанного в работе (Frolov and Rizek, 1995). Тем самым проблема зрительно-моторного преобразования сводится к линейной проблеме, т.е. к поиску матрицы X , обеспечивающей для данной начальной конфигурации руки такое преобразование $C=XF$, которое является обратным для преобразования O , т.е. обеспечит выполнение условия $OX=E$, где E – единичная матрица.

Кортико-мозжечковое взаимодействие

Еще в шестидесятые годы была выдвинута теория, что зрительно-моторное преобразование осуществляется мозжечком (Marr 1969). Затем она была развита в работах Албуса (Albus 1971) и экспериментально подтверждена Ито (Ito et al. 1982). Согласно этой теории, зрительно-моторное преобразование выучивается за счет модификации синаптических контактов между параллельными волокнами и клетками Пуркинье. Эта модификация определяется активностью другого входа клеток Пуркинье – лазающих волокон. Предполагается, что лазающие волокна сообщают клеткам Пуркинье их вклад в общую поведенческую ошибку. Эта гипотеза основана на наблюдении, что активность лазающих волокон приводит к уменьшению (депрессии) тех синапсов от параллельных волокон, активность которых сочеталась с активностью лазающих волокон. Тем самым по мере обучения клеток Пуркинье их вклад в двигательную активность уменьшается, т.е. «ошибка» исправляется. Правило обучения нейронных сетей по ошибкам хорошо известно еще с работы (Widrow 1962).

Ито с соавторами (Ito et al. 1982) подтвердил теорию модификации синапсов от параллельных волокон при активации лазающих волокон в экспериментах с так называемым вестибуло-окулярным рефлексом. В этих экспериментах кролик поворачивался на некоторый угол. Вестибуло-окулярный рефлекс заключается в повороте глаз на такой же угол в противоположном направлении для фиксации взора на некоторой неподвижной цели. Ито во время поворота стола с кроликом смещал еще и цель. Вначале глаза кролика автоматически поворачивались на угол, обеспечивающий фиксацию взора на неподвижной цели, тем самым смещенная цель терялась. После довольно длинной серии таких поворотов кролик адаптировался к смещению цели, и его глаза поворачивались ровно на-

столько, чтобы фиксировать взор на смещенной цели. Ито показал, что модификация вестибуло-окулярного рефлекса действительно связана с модификацией синапсов от параллельных волокон на клетках Пуркинье, определяемой активностью лазающих волокон. Особенность этих экспериментов заключается в том, что ошибка клетки Пуркинье непосредственно определяется по отклонению цели от центральной точки глаза. Однако оставалось неясным, откуда берется сигнал ошибок для клеток Пуркинье в общем случае, например, при движении руки. Сигнал о поведенческой ошибке приходит к клеткам Пуркинье слишком поздно, чтобы он мог использоваться для обучения по ошибке. Это определяет трудности в понимании роли мозжечка в обучении новой зрительно моторной координации в аспекте временного согласования нейрофизиологических процессов. Другой аспект проблемы можно назвать «пространственным». Для того, чтобы обучение по ошибке было эффективным, распределение ошибок по клеткам Пуркинье должно соответствовать их вкладу в произведенное движение. Однако наблюдается только суммарная ошибка, и совершенно неясно, как на основе суммарной поведенческой ошибки получить требуемое пространственное распределение ошибок по отдельным клеткам Пуркинье. Более того, экспериментальные данные работы (Gilbert and Thach 1977) показывают, что активность лазающих волокон при выработке нового зрительно-моторного преобразования не пропорциональна поведенческой ошибке. Вначале выработки эта ошибка максимальна и по мере выработки она убывает, напротив, активность лазающих волокон вначале мала, затем она возрастает, достигая некоторого максимума, и затем падает до нуля по мере уменьшения поведенческой ошибки.

На основе многих экспериментальных данных сформировалась точка зрения, что при выработке нового зрительно-моторного преобразования вначале наиболее активна новая кора, в которой формируется как система, выполняющая такое преобразование, так и система вычисления ошибок для клеток Пуркинье мозжечка (Ito 1984). По мере формирования последней системы основную роль начинает играть мозжечок, а новая кора освобождается для выполнения других функций. Далее приведена модель выработки нового зрительно-моторного преобразования, основанная на этих представлениях (Burnod et al. 2001).

В основе модели лежат не только описанные выше теория равновесной точки, теории дифференциального нейроконтроллера и теории мозжечка Марра-Олбуса-Ито, но и теория Бюрно (Burnod 1987) о различном характере обработки информации в различных слоях двигательных колонок.

Описание модели

Модель показана на рис.10. Она включает два пути обработки информации: корковый (показанный сверху) и мозжечковый (показанный снизу). Корковый путь начинается с преобразования вектора цели T в вектор активности зрительной области коры A_0 , дающий внутреннее зрительное представление цели. Каждая клетка этой области имеет предпочтительное направление вектора цели во внешнем пространстве, при котором ее активность максимальна. Активность клетки при предъявлении данного вектора цели определяется его проекцией на предпочтительное направление. Таким образом преобразование цели в ее внутреннее представление может быть представлено в виде $A_0 = MT$, где каждая строка матрицы M задает вектор предпочтительного направления для соответствующего нейрона. Предполагается, что вектора предпочтительных направлений равномерно распределены во внешнем пространстве. Тогда матрицей M может быть любая случайная матрица с одинаково распределенными независимыми коэффициентами. Эта матрица полагается фиксированной при выработке зрительно-моторного преобразования.

Вторая матрица U_1 , коэффициенты которой модифицируемы, совершает некоторое грубое зрительно-моторное преобразование зрительного представления цели в ее моторное представление $A_1 = U_1 A_0$. Вектор A_1 задает активность корковых колонок двигательной области. Матрица U_2 также адаптивна. Она выполняет преобразование нейронной активности внутри двигательной области, т.е. от одного к другому слою тех же двигательных колонок. Поэтому матрица U_2 является квадратной. Результатом преобразования является вектор $A_2 = U_2 A_1$. Он используется для коррекции грубого моторного представления цели вектором A_1 и вычисления сигнала ошибок для обучения клеток Пуркинье мозжечка.

Мозжечковый путь также начинается с преобразования цели в некоторое ее внутреннее представление. Мы рассматриваем это представление сразу в терминах активности параллельных волокон клеток Пуркинье. Это преобразование осуществляется некоторой фиксированной матрицей N , по своим свойствам аналогичной матрице M . Каждая ее строка задает вектор предпочтительного представления цели для соответствующего параллельного волокна. Коэффициенты матрицы полагаются одинаково распределенными и независимыми, что обеспечивает равномерность распределения векторов предпочтительных направлений во внешнем пространстве. Таким образом, активность параллельных волокон задается вектором $B_0 = NT$.

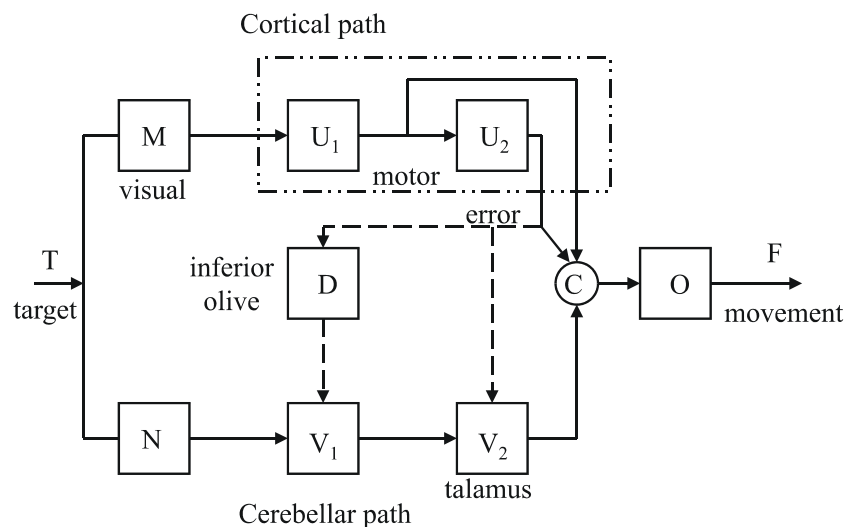


Рис.10. Модель корково-мозжечкового взаимодействия при выработке нового зрительно-моторного преобразования. Показаны два пути движения информации: корковый и мозжечковый. Сигнал ошибки для клеток Пуркинье формируется в сенсо-моторной области новой коры.

Первая адаптивная матрица мозжечкового пути – матрица V_1 . Она задает веса синаптических связей между параллельными волокнами и клетками Пуркинье. В результате ее применения к вектору B_0 получается вектор активности клеток Пуркинье $B_1 = V_1 B_0$. Вторая адаптивная матрица V_2 осуществляет мозжечково-таламо-кортикальное преобразование. Она преобразует вектор B_1 активности клеток Пуркинье в активность еще одного слоя двигательных колонок $B_2 = V_2 B_1$.

Векторы A_1 , A_2 и B_2 суммируются и образуют управляющий сигнал $C = A_1 + A_2 + B_2$. Компоненты векторов C , A_1 , A_2 и B_2 с одинаковыми индексами представляют активности разных слоев одной и той же корковой колонки (рис.11) и поэтому могут быть легко просуммированы.

Обучение в корковом пути

Обучение новому зрительно-моторному преобразованию начинается с обучения блока U_1 . Он обучается по правилу Хебба (Hebb 1949), т.е. эффективность каждого синапса (коэффициента матрицы U_1) изменяется пропорционально корреляции пре- и постсинаптической активности. Предполагается, что во время обучения блока U_1 на его выходе возбуждаются некоторые случайные вектора активности A_1 , которые передаются на выход корковых колонок и производят перемещение рабочей точки $F = OA_1$. Это перемещение наблюдается зрительной системой и производит его зрительное представление $A_0 = MF$ на входе блока U_1 . Входная и выходная активность блока U_1 ассоциируются по правилу Хебба:

$$\Delta U_1 = \varepsilon_1 A_1 A_0^T = \varepsilon_1 A_1 A_1^T O^T M^T,$$

где ε_1 – коэффициент, задающий скорость обучения, а A^T обозначает матрицу, транспонированную к A . Вектора A_1 полагаются независимыми и равномерно распределенными в пространстве активностей двигательных колонок с нулевым средним, поэтому $\langle A_1 A_1^T \rangle = \sigma_A^2 E_U$, где σ_A^2 – дисперсия компонент вектора A_1 , E_U – единичная матрица в пространстве активностей двигательных колонок, а $\langle \dots \rangle$ означает осреднение по множеству предъявлений векторов A_1 . Тогда в результате обучения матрица U_1 стремится к матрице $k_1 O^T M^T$, где коэффициент k_1 зависит от коэффициента ε_1 и числа предъявлений векторов A_1 . Если число предъявлений достаточно велико, то можно положить:

$$U_1 \approx k_1 O^T M^T. \quad (5)$$

После обучения блока U_1 начинается обучение всех остальных блоков модели. Другой корковый блок U_2 также обучается по правилу Хебба. Предполагается, что для его обучения моторное представление цели $A_1 = U_1 MT$ ассоциируется с моторным представлением ошибки при достижении цели $A'_1 = U_1 M(T-F)$. Тогда

$$\Delta U_2 = \varepsilon_2 A'_1 A_1^T = \varepsilon_2 U_1 M(T-F)(U_1 MT)^T,$$

где ε_2 – коэффициент, задающий скорость обучения. Подставляя в это выражение формулу (5), получим

$$\Delta U_2 = \varepsilon_2 k_1^2 \mathbf{O}^T \mathbf{M}^T \mathbf{M} (\mathbf{E}_T - \mathbf{X}) \mathbf{T} \mathbf{T}^T \mathbf{M}^T \mathbf{M} \mathbf{O}, \quad (6)$$

где $\mathbf{E}_T$ – единичная матрица во внешнем рабочем пространстве, а

$$\mathbf{X} = \mathbf{O} [\mathbf{V}_2 \mathbf{V}_1 \mathbf{N} + (\mathbf{U}_2 \mathbf{U}_1 + \mathbf{U}_2) \mathbf{M}] \quad (7)$$

есть результат преобразования сигнала цели в движение рабочей точки для ее достижения. В случае правильного зрительно-моторного преобразования положения цели и рабочей точки совпадают, т.е. $\mathbf{X} = \mathbf{E}_T$. Таким образом целью обучения является обеспечение условия $\mathbf{X} = \mathbf{E}_T$.

Так как число нейронов в области зрительного представления цели много больше, чем размерность рабочего пространства, а вектора предпочтительных направлений распределены в этом пространстве равномерно, то $\mathbf{M}^T \mathbf{M} \approx k_2 \mathbf{E}_T$, где k_2 – некоторый коэффициент, зависящий от числа нейронов в зрительной области и средней амплитуды их активности.

Для того, чтобы зрительно-моторное преобразование было правильным для всех направлений на цель, эти направления должны быть равномерно представлены при обучении, т.е. вектора $\mathbf{T}$ должны быть равномерно распределены в рабочем пространстве. Тогда $\langle \mathbf{T} \mathbf{T}^T \rangle = \sigma_T^2 \mathbf{E}_T$, где σ_T задает среднее расстояние до цели. Если коэффициент ε_2 достаточно мал, то осреднение произведения $\mathbf{T} \mathbf{T}^T$ в формуле (6) можно произвести за время, достаточно большое, чтобы это произведение было пропорционально $\mathbf{E}_T$, но достаточно малое, чтобы матрица $\mathbf{U}_2$ изменилась незначительно.

где масштаб времени выбран с учетом коэффициентов k_1 , k_2 , σ_T и ε_2 , так, чтобы коэффициент перед выражением в правой части равнялся единице. Это уравнение можно упростить, положив

$$\mathbf{U}_2 = \mathbf{O}^T \mathbf{W}_1 \mathbf{O}. \quad (8)$$

Подставляя полученные выражения для $\mathbf{M}^T \mathbf{M}$ и $\langle \mathbf{T} \mathbf{T}^T \rangle$ в формулу (6), получим

$$d\mathbf{U}_2/dt = \mathbf{O}^T (\mathbf{E}_T - \mathbf{X}) \mathbf{O},$$

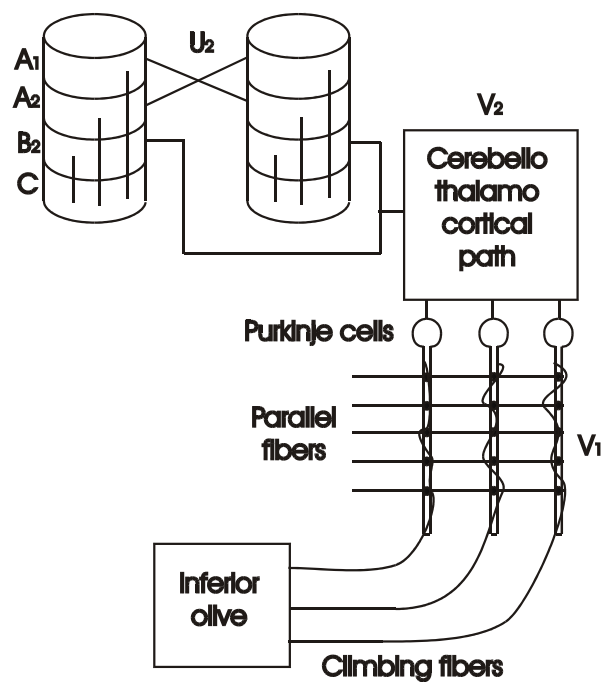


Рис.11. Три локуса синаптических модификаций при выработке нового зрительно-моторного преобразования. U_2 – матрица синаптических связей между различными слоями корковых колонок, V_1 – матрица синаптических связей между параллельными волокнами и клетками Пуркинье, V_2 – матрица связей в мозжечково-таламо-корковом пути.

Тогда уравнение для обучения матрицы U_2 можно описать дифференциальным уравнением

$$dW_1/dt = E_T - X. \quad (9)$$

Обучение в мозжечковом пути

Блок V_1 обучается по сигналу, производимому блоком U_2 . Ошибка обучения, используемая для модификации синапсов от параллельных волокон на клетках Пуркинье $C_{er} = DA_2$, получается в результате преобразования активности двигательных колонок $A_2 = U_2 U_1 MT$ в активность лазающих волокон с помощью произвольной фиксированной случайной матрицы D , которая учитывает все преобразования информации по пути от двигательной коры до активности клеток нижней оливы, являющейся источником лазающих волокон. Заметьте, что получаемая оценка ошибки не является преобразованием текущей ошибки выполняемого движения. Она вычисляется до того, как это движение будет выполнено. Тем самым решается упомянутая ранее проблема согласования сигнала ошибки с активностью параллельных волокон во времени. Получаемая оценка ошибки основана только на преобразовании сигнала цели T , т.е. она является прогнозом ошибки при движении к этой цели. Прогноз основан на обучении матрицы U_2 , которая накапливает предшествующий опыт по соответствию ошибок при достижении цели и положению целей.

Таким образом, блок V_1 обучается по правилу ошибки (Widrow 1962):

$$\Delta V_1 = \varepsilon_3 DA_2 B_0^T,$$

где B_0 активность параллельных волокон. Подставляя выражения для A_2 , B_0 , U_1 и U_2 получим:

$$\Delta V_1 = \varepsilon_3 DU_2 U_1 MTT^T N^T = \varepsilon_3 K_1 DO^T W_1 OO^T M^T MTT^T N^T \quad (10)$$

Так как направления действий в сенсомоторной коре распределены равномерно по всем направлениям и число колонок в этой коре много больше размерности рабочего пространства, то $OO^T \approx K_4 E_T$, где K_4 – некоторый коэффициент, величина которого зависит от числа колонок в сенсомоторной коре и средней амплитуды их активности. Подставляя это равенство, а также полученные ранее равенства для MM^T и $\langle TT^T \rangle$ в формулу (10), получим

$$dV_1/dt = \eta_1 DO^T W_1 N^T,$$

где η_1 учитывает значения коэффициентов ε_2 , ε_3 , K_1 , K_2 , K_3 и K_4 . Подобно тому, как это было сделано для U_2 , выражение для V_1 можно представить в виде

$$V_1 = DO^T W_2 N^T.$$

Тогда обучение матрицы V_1 описывается уравнением:

$$dW_2/dt = \eta_1 W_1. \quad (11)$$

Блок V_2 , описывающий преобразование информации в мозжечково-таламо-кортикальном пути, также обучается по сигналу ошибки, производимому блоком U_2 . Так как выход блока V_2 непосредственно проецируется на те же двигательные колонки, которые сохраняют вектор активности A_2 , этот вектор доступен для обучения блока V_2 . Тогда по правилу обучения по ошибке

$$\begin{aligned} \Delta V_2 &= \varepsilon_4 A_2 B_1^T = \varepsilon_4 U_2 U_1 M T T^T V_1^T \\ &= \varepsilon_4 K_1 O^T W_1 O O^T M^T M T T^T N^T N W_2^T O D^T \end{aligned} \quad (12)$$

Так как предпочтительные направления активностей параллельных волокон равномерно распределены в рабочем пространстве и число параллельных волокон много больше размерности рабочего пространства, то $NN^T \approx K_5 E_T$, где K_5 – некоторый коэффициент, величина которого зависит от числа колонок в сенсомоторной коре и средней амплитуды их активности. Подставляя это равенство, а также найденные ранее равенства для MM^T , OO^T и TT^T в формулу (12), получим

$$dV_2/dt = \eta_2 O^T W_1 W_2^T O D^T,$$

где η_2 учитывает значения коэффициентов ε_2 , ε_3 , ε_4 , K_1 , K_2 , K_3 , K_4 и K_5 . Представив V_2 в виде

$$V_2 = O^T W_3 O D^T,$$

получим окончательное уравнение для обучения блока V_2

$$dW_3/dt = \eta_2 W_1 W_2^T. \quad (13)$$

Следует заметить, что в результате обучения блок V_2 будет содержать в себе информацию о блоке D , преобразующем корковый сигнал ошибки в активность лазающих волокон. Тем самым обеспечивается независимость выходного сигнала от того, как конкретно задан блок D . Его особенности компенсируются адаптацией мозжечково-таламо-кортикального преобразования.

Для представления системы уравнений в замкнутой форме необходимо еще получить выражение для матрицы X , описывающей полное преобразование сигнала цели T в движение F . По формуле (7)

$$X = O[O^T W_3 O D^T D O^T W_2 N^T N + K_1(O^T W_1 O O^T M^T + O^T M^T) M].$$

Так как число клеток Пуркинье существенно больше числа колонок в сенсо-моторной коре, то можно положить $D^T D = K_6 E_U$. Тогда подобно тому, как это было сделано для уравнений обучения, можно получить

$$X = \eta_3 E_T + \eta_4 W_1 + \eta_5 W_1 W_2. \quad (14)$$

Объединяя уравнения (9), (11), (13) и (14), получаем нелинейную систему уравнений, описывающих динамику обучения новому зрительно-моторному преобразованию:

$$dW_1/dt = (1-\eta_3)E_T - \eta_4 W_1 - \eta_5 W_2 W_3,$$

$$dW_2/dt = \eta_1 W_1,$$

$$dW_3/dt = \eta_2 W_1 W_2^T$$

с начальными условиями $W_1(0) = W_2(0) = W_3(0) = 0$.

Динамика обучения

Так как ни система уравнений, ни начальные условия не содержат матриц или векторов, выделяющих предпочтительные направления во

внешнем рабочем пространстве, то можно положить $W_1 = w_1 E_T$, $W_2 = w_2 E_T$ и $W_3 = w_3 E_T$. Тогда система уравнений динамики принимает скалярный вид:

$$dw_1/dt = 1 - \eta_3 - \eta_4 w_1 - \eta_5 w_2 w_3,$$

$$dw_2/dt = \eta_1 w_1, \quad dw_3/dt = \eta_2 w_1 w_2$$

с начальными условиями $w_1(0) = w_2(0) = w_3(0) = 0$. Заметив, что из уравнений для w_2 и w_3 следует, что $w_3 = \eta_2 w_2^2 / (2\eta_1)$, эту систему можно еще более упростить:

$$dw_1/dt = 1 - \eta_3 - \eta_4 w_1 - \eta_6 w_2^3, \quad dw_2/dt = \eta_1 w_1,$$

где $\eta_6 = \eta_5 \eta_2 / (2\eta_1)$. Легко показать, что решение этой системы уравнений экспоненциально сходится к состоянию $w_1 = 0$, $w_2 = [(1 - \eta_3)/\eta_6]^{1/3}$ при $\rightarrow \infty$, если $\eta_4 > (12\eta_1\eta_6)^{1/2} |(1 - \eta_3)/\eta_6|^{1/3}$. При нарушении этого условия сходимость колебательная.

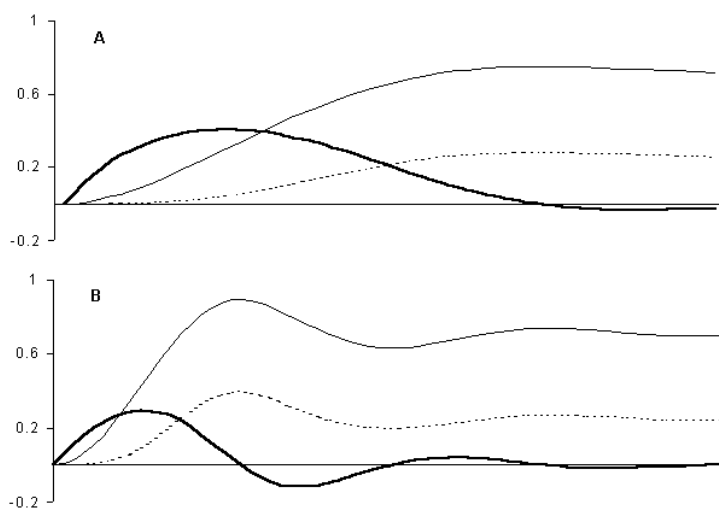


Рис.12. Зависимости w_1 (сплошные толстые линии), w_2 (сплошные тонкие линии) и w_3 (пунктирные линии) от времени при $\eta_3 = 0.5$, $\eta_4 = 1$ и $\eta_6 = 1$. А – при $\eta_1 = 0.5$, В – при $\eta_1 = 2$.

В качестве примера на рис.12 показаны зависимости w_1 , w_2 и w_3 от времени при $\eta_3 = 0.5$, $\eta_4 = 1$, $\eta_6 = 1$ и двух значениях η_1 , при которых наблюдается экспоненциальная и колебательная сходимость ($\eta_1 = 0.5$ и $\eta_1 = 2$). При $\eta_1 = 0.5$, когда сходимость экспоненциальная, w_1 вначале возрастает, а затем монотонно спадает до нуля. Это означает, что ошибка, используемая для модификации синапсов от параллельных волокон на клетках Пуркинье и, соответственно, активность лазающих волокон также вначале возрастает, достигает некоторого максимума, а затем падает до нуля по мере уменьшения поведенческой ошибки. Точно так ведет себя активность лазающих волокон в экспериментах (Gilbert and Thach 1977). Видно также, что возрастание w_2 начинается позже, чем возрастание w_1 , т.е. обучение мозжечка начинается позже, чем обучение новой коры. Еще позже начинается возрастание w_3 , т.е. модификация мозжечково-таламо-кортикальных связей. В заключительной фазе обучения роль коркового пути уменьшается (сохраняется только грубое преобразование, выполняемое блоком U_2), а роль мозжечкового пути возрастает. Такая динамика выработки нового зрительно-моторного преобразования хорошо согласуется с экспериментальными данными (Ito 1984).

Заключение

Показано, что особенности управления движением в живых системах во многом обусловлены особенностями конструкции их исполнительных органов, в частности, малой жесткостью силовых приводов и большой задержкой в петле обратной связи для коррекции движения. Поэтому быстрые движения человека являются баллистическими, т.е. они программируются заранее и выполняются без центральной коррекции. Общепринято, что движение исходно планируется во внешнем рабочем пространстве. Для выполнения движения нервная система должна преобразовать этот кинематический план в мышечные усилия. Наиболее привлекательная идея состоит в том, что такое преобразование выполняется за счет вязко-эластичных свойств нервно-мышечного аппарата. Тогда планируемая (или виртуальная) траектория рабочей точки (например, руки человека) соответствует перемещению ее равновесного положения, а мышечные усилия контролируются на спинальном уровне как результат рассогласования действительного и равновесного положений рабочей точки. Однако в силу малости коэффициентов жесткости совпадение реальной и виртуальной траекторий достигается только с помощью специального регулирования

этих коэффициентов, в частности, согласования матрицы жесткости с матрицей инерции, чтобы желаемое направление движения стало собственным вектором этих двух матриц.

Таким образом управление антропоморфными роботами и манипуляторами требует генерации двух типов команд: команды на перемещение равновесного положения рабочей точки и команды на изменение коэффициентов жесткости. Первая команда соответствует изменению порогов активации альфа-мотонейронов мышц-агонистов и антагонистов в противоположных направлениях, а вторая – в одинаковых.

В лекции рассмотрена только нейросетевая модель генерации первого типа команд. Имеется много экспериментальных данных о том, что управление хорошо выученными движениями требует участия мозжечка. На основе этих данных сложилось представление, что обучение новым моторным навыкам обеспечивается модификацией синапсов на клетках Пуркинье от параллельных волокон по правилу ошибки. Сигналы ошибок поставляются активацией лазающих волокон. Однако оставалось неясным, как эти сигналы ошибок вычисляются и как они могут согласовываться по времени с активностью клеток Пуркинье, вызвавших ошибку движения, если эта ошибка может быть получена только после окончания движения, когда эта активность уже закончилась. Это особенно трудно объяснить, если учесть, что путь возбуждения лазающих волокон один из самых медленных в центральной нервной системе.

В лекции описана модель, с помощью которой эти трудности могут быть преодолены. Главной особенностью модели является предположение, что сигнал ошибки вычисляется в сенсомоторной коре заранее, т.е. до выполнения движения, на основе сигнала цели. Вычисление ошибки основано на обучении некоторого специального блока, в котором сигнал цели и ошибка движения к этой цели ассоциируются. Тем самым сигнал ошибки вычисляется на основе всего предшествующего опыта. Предложенная модель хорошо согласуется с имеющимися экспериментальными данными.

В лекции не рассмотрено, как происходит обучение и управление коактивацией мышц для получения требуемого распределения коэффициентов жесткости в суставах. Можно предположить, что это осуществляется другой структурой двигательного управления – базальными ганглиями. Однако пока замкнутой функциональной модели базальных ганглиев, подобной описанной модели мозжечка, не существует. Можно надеяться, что в ближайшие годы проблема выработки новых двигательных навыков

будет решена во всех принципиальных аспектах. По крайней мере это одна из наиболее активно разрабатываемых проблем нейрофизиологии.

Литература

- Синельников Р.Д., Синельников Я.Р.* Атлас анатомии человека. М. Медицина. 1989.
- Albus J.S.A.* (1971) A theory of cerebellar function. *Math. Biosci.* 10, 25-61.
- Biryukova E.V., Roby-Brami A., Frolov A.A., Mokhtari M.* (2000) Kinematics of human arm reconstructed from spatial tracking system recordings. *Journal of Biomechanics* 33, 985-995.
- Biryukova E.V., Yourovskaya V.Z.* (1994) A model of human hand dynamics. In: *Advances in the Biomechanics of the Hand and Wrist*. Ed. F.Schuind et al., Plenum Press, NY.
- Burnod Y.* (1988) An adaptive neural networks: the cerebral cortex, Masson, Paris.
- Burnod Y., Dufosse M., Frolov A.A., Kaladjian A., Rizek S.* (2001) Cerebellar climbing fibers anticipate error in motor performance. *NNW* (in press).
- Feldman A.G.* (1986) Once more on the equilibrium-point hypothesis (λ -model) for motor control. *J. Mot. Behav.* 18, 17-54.
- Feldman A.G., Levin M.* (1993) The origin and use of positional frames of reference in motor control. *Behav. Brain Sci.* 18, 423-744.
- Flanagan A.G., Ostry D.J., Feldman A.G.* (1993) Control of trajectory modification in target-directed reaching. *J. Mot. Behav.* 25, 140-152.
- Frolov A.A., Dufosse M., Rizek S., Kaladjian A.* (2000) On the possibility of linear modelling the human arm neuromuscular apparatus. *Biol. Cybern.* 82, 499-512.
- Frolov A.A., Rizek S.* (1995) Model of neurocontrol of redundant systems. *J. Comp. Applied Math.* 63, 465-473.
- Georgopoulos A.P., Caminiti R., Kalaska J.F.* (1984) *Brain Res.* 54, 447-454.
- Gilbert P.F.C., Thach W.T.* (1977) *Brain Res.* 128, 309-328.
- Gomi H., Kawato M.* (1996) Equilibrium-point control hypothesis examined by measured arm stiffness during multi-joint movement. *Science*, 272, 117-120.
- Gomi H., Kawato M.* (1997) Human arm stiffness and equilibrium-point trajectory during multi-joint movement. *Biol. Cybern* 76, 163-171.
- Gribble P.L., Ostry D.J., Sanguineti V., Laboisiere R.* (1998) Are complex control signals required for human arm movement? *J. Neurophysiol.* 79, 1409-1424.
- Hebb D.O.* (1949) *The organisation of behavior*. N.Y. Wiley. 335 p.
- Katayama M., Kawato M.* (1993) Virtual trajectory and stiffness ellipse during multi-joint arm movement predicted by neural inverse models. *Biol. Cybern.* 69, 353-362.
- Kawato M., Furukawa K., Suzuki R.* (1987) A hierarchical neural-network model for control and learning of voluntary movement. *Biol. Cybern.* 57, 169-185.
- Ito M., Sakurai M., Tongroach P.* (1982) Climbing fibre induce depression of both mossy fibre responsiveness and glutamate sensitivity of cerebellar Purkinje cells. *J. Physiol. (Gr. Brit)*, 324, 113-134.
- Ito M.* (1984) *The cerebellum and neural control*. N.Y. Raven press, 580 p.
- Marr D.* (1969) A theory of cerebellar cortex. *J. Physiol. (Gr. Brit.)*, 202, 437-470.
- Prokopenko R.A., Frolov A.A., Biryukova E.V., Roby-Brami A.* (2001) Assessment of accuracy of a human arm model with seven degrees of freedom. *Journal of Biomechanics* 34,
- Veeger H.E.J., Yu B., An K.N., Rozendal R.H.* (1997) Parameters for modelling the upper extremity. *Journal of Biomechanics* 30, 647-652.

Widrow B. (1962) Generalization and information storage in networks of Adaline neuron. In: Self-organizing systems. Ed. M.S.Yovits, G.T. Jacobi, G.D. Goldstein. Wash. (DC), Spartan, 435-461.

Winters J.M., Stark L. (1987) Muscle models: what is gained and what is lost by varying model complexity. Biol. Cybern. 55, 403-420.

Александр Алексеевич ФРОЛОВ, кандидат физико-математических, доктор биологических наук, профессор, заведующий лабораторией математической нейробиологии обучения ИВНД и НФ РАН, специалист в области биомеханики и нейросетевого моделирования функций нервной системы (двигательное управление, ассоциативная память, биофизические механизмы обучения и памяти), автор более 200 статей, 6 изобретений и 2 монографий (по нейросетевым моделям ассоциативной памяти).

Роман Александрович ПРОКОПЕНКО, стажер-исследователь лаборатории математической нейробиологии обучения ИВНД и НФ РАН, специалист в области биомеханики, автор 3 статей.

А.И. САМАРИН

НИИ нейрокибернетики им. А.Б. Когана Ростовского госуниверситета,
г.Ростов-на-Дону

E-mail: samarin@krinc.ru

НЕЙРОСЕТЕВЫЕ МОДЕЛИ В ЗАДАЧАХ УПРАВЛЕНИЯ ПОВЕДЕНИЕМ РОБОТА

Аннотация

Лекция посвящена проблемам создания систем зрительного и силового восприятия роботов, обеспечивающих их целевое функционирование, а также проблемам управления поведением робота с использованием этой информации об окружении. Показывается, что в условиях замыкания обратной связи через окружение робота практически всегда отсутствует однозначная интерпретация сенсорных сигналов, без которой невозможно управление его поведением. Снятие этой неопределенности в интерпретации сенсорных сигналов может происходить только при организации активного восприятия, а, следовательно, любая даже чисто сенсорная функция обеспечивается в информационно-управляющей системе как поведенческий акт. В рамках реализации такого системного представления рассматриваются нейросетевые модели, особенности их топологии и обучения при решении задач сенсорного восприятия и целенаправленного поведения робота.

ANATOLY SAMARIN

The Department of Neural Nets and Robotics A.B. Kogan Research Institute
for Neurocybernetics, Rostov-on-Don

E-mail: samarin@krinc.ru

NEURAL NETWORK MODELS IN PROBLEMS OF ROBOT BEHAVIOR CONTROL

Abstract

The lecture is devoted to development problems for robot visual perception systems and force sensing providing a purposeful functioning. It is shown that if there is a closed feedback connection through robot's environment, practically always no simple interpretation of sensory signals exists without which robot's behavior control is impossible. The uncertainty in sensory signal inter-

pretation can be overcome only by active perception, and hence any, even purely sensory, function is considered in information control system as a behavioral action. In the frameworks of realization of such system interpretation, we consider neural network models, their architecture and learning peculiarities in solution of problems of sensory perception and purposeful robot behavior.

Введение

Представляемые материалы лекции ни в коей мере не претендуют на аналитический обзор по проблеме применения нейронных сетей в задачах робототехники. Ознакомление с нынешним состоянием проблемы в мире заинтересованные читатели могут начать с приведенного в конце лекции списка сайтов интернета. При этом хочется выразить пожелание, чтобы это ознакомление шло по возможности через призму решения проблем, затрагиваемых в лекции.

Автор излагает результаты работ, которые проводились и проводятся в НИИ нейрокибернетики Ростовского университета фактически с момента становления в нашей стране этого направления в начале шестидесятых годов. Основателем Института был один из основоположников нейрокибернетики Александр Борисович Коган. Институт нейрокибернетики открытый в 1972 году, а до этого с 1964 года проблемная лаборатория «Биофизика», был первым в мире научным учреждением, как тогда говорили, полного бионического профиля. Одно из основных направлений института формулировалось как исследование принципов и механизмов деятельности мозга с целью реализации их в технических устройствах и системах.

Фактически с самого начала эти работы носили выраженный прикладной характер, можно сослаться лишь на пример создания в начале семидесятых годов реальной, «в железе», модели сети из ста импульсных динамических нейронов для решения задач адаптивного управления движением объекта с переменной массой. К середине семидесятых годов началось бурное развитие робототехники как научного направления кибернетики. Роботу необходимы были системы сенсорного восприятия и системы адаптивного управления с использованием информации об окружении. Работая в институте бионического профиля, автор с коллегами естественно искали решение этих задач в биологически правдоподобном ключе.

Представленные в сборниках трудов конференций «Нейроинформатика» доклады по перспективным направлениям в области нейроинформатики, позволяют не останавливаться на достижениях, связанных с практическим использованием нейросетевых решений, отметив, что никакого отношения эти достижения не имеют к проблемам обработки информации и управления в робототехнике. Я имею в виду достижения с использованием ставших уже классическими парадигм многорядных нейронных сетей перцептронного типа с обучением по методу обратного распространения ошибки, сетей Хопфилда, ассоциативных структур Кохонена, сетей адаптивного резонанса Карпендера и Гроссберга и их модификаций.

Практически во всех этих моделях речь идет о задачах классификации или сводимых к ним задачах прогнозирования результата по предыдущим значениям, задачам восстановления пропущенных данных и т.д. Обучающаяся последовательность задается в виде набора примеров требуемых значений входа и выхода сети, а оценка эффективности обучения на данном этапе оценивается по степени рассогласования текущей выходной реакции нейронной сети по отношению к искомой.

Фактически это задача интерполяции функции многих переменных, когда задается совокупность точек в пространстве «вход-выход» и необходимо найти функцию, которая проходила бы через все эти точки. Оказалось, что нейросетевые алгоритмы такие задачи могут решать достаточно эффективно, то есть нейронные сети являются универсальными адаптивными интерполяторами.

При решении же задач, связанных с организацией поведения робота, при попытке формальной постановки задачи управления его поведением с использованием информации об окружении все оказывается во много раз сложнее. Насколько эти задачи сложнее, можно проиллюстрировать таким примером.

Около сорока лет назад руководители стенфордского проекта «Искусственный интеллект робота» [1] предположили, что создать компьютерную модель внешней среды и компьютерную модель робота, а затем исследовать поведение этого модельного робота в такой модельной среде очень сложно. Они решили создать реального робота с визуальными сенсорами и колесами, запустить его в реальную внешнюю среду и исследовать его так называемое сенсомоторное поведение при задаваемых целеуказаниях. При реализации этого проекта было получено много интересных решений, но главная задача – целенаправленное поведение системы во внешней среде с использованием зрения, удовлетворительно не решена

до сих пор. Хотя достижения в том, что тогда казалось очень сложным, создании виртуальных компьютерных миров и действующих в них виртуальных роботов просто впечатляющие.

В чем же проблема, на чем спотыкаются исследователи?

Прежде всего – это проблема реального времени в реальной среде. Дело здесь не только в том, что реальный мир очень сложен, а в том, что при поведении мобильного объекта в динамической среде сенсорное восприятие является результатом взаимодействия двух систем, одна из них (робот) перемещается во внешнем мире и объекты внешнего мира также могут менять свое положение. Получается как в теории относительности – только по сенсорной информации невозможно определить, что же двигалось, а если невозможно однозначно проинтерпретировать внешнюю информацию, то невозможно и организовать управление поведением, адекватное текущей ситуации. Выходом из такого положения может быть только организация активного восприятия, когда в результате достаточно длительного обучения по результатам контролируемого системой движения сенсора она может снимать эту неопределенность в интерпретации информации о внешнем мире.

Реальная среда для системы управления мобильным роботом это, как правило, произвольный мало прогнозируемый рельеф, это необходимость по внешнему виду оценивать проходимые и мало или совсем непроходимые препятствия. Здесь уместно вспомнить случай при испытаниях разработанного в ИПУ мобильного робота «Кентавр» с лазерным дальнометром. Обученный маневрированию в искусственной среде на естественном ландшафте он начинал шарахаться от высоких травинки и на поляне, по которой мог просто проехать прямо. Задача получения знаний о внешней среде, интерпретируемых в категориях поведенческих актов, совсем не тривиальна.

Для системы зрительного обеспечения поведения робота необходимо, чтобы **зрение обладало свойствами**, которые в психологии называются **объектностью и константностью восприятия**. Робот из исходного массива градуально меняющегося поля яркостей на матрице его визуального сенсора должен получить *объектное* описание сцены, а вычленение объектов из фона, когда фон может иметь такие же яркостные и текстурные характеристики, является совсем не простой задачей и практически не имеет удовлетворительных решений в сетях перцептронного типа. Во время движения робота или его визуального сенсора яркостный массив на воспринимающей поверхности сенсора меняется достаточно сложным

образом не только вследствие перемещения изображения на матрице, но и за счет изменения ракурса объектов, а также за счет изменения пространственных отношений между наблюдателем (роботом), объектом и источником освещения. Все эти причины приводят к существенному изменению яркостной картины изображения, но система информационного обеспечения в базисе зрительной модальности должна интерпретировать зрительную сцену как неизменную (*константную*). Эти свойства системы очень сложно закладывать в систему априорно не только потому, что это трудоемко, но и потому, что для реальных расчетов всегда не хватает данных. Если же делать модельную вычислительную систему, то в ней такие данные всегда есть, так как без этих данных невозможно создать саму виртуальную модель среды. Получается, то, что может быть реализовано виртуально, часто не может быть реализовано материально.

Свойства объектности и константности восприятия должны быть присущи информационно-управляющей системе робота не только при анализе зрительной информации, но и при восприятии сигналов иной природы (слух, осязание робота). Например, для робота, снабженного датчиками развиваемых сил и моментов сил, расположенных в пальцах схвата манипулятора, в запястье и сочленениях его звеньев, показания датчиков зависят от позы манипулятора в поле сил тяготения, от места приложения и величины действующих внешних сил, от развиваемых ускорений в процессе его движения.

Показания датчиков зависят от совокупности причин, но система управления должна «точно знать», что, скажем, при переносе объекта манипулирования из точки А в точку В, хотя показания всех силовых датчиков меняются, но с объектом в схвате ничего не происходит – он не соударяется с другими объектами, не проскальзывает, не меняет свою массу и т.д. Без воспроизведения такой способности, перефразируя одно философское изречение, из-под робота, каким бы конструктивно изящным он ни был, всегда будет выглядывать бульдозер.

Может быть поэтому множество казалось бы робототехнических задач в нейросетевом базисе, связанных с распознаванием объектов внешнего мира, но решенных в статике или единственном плоском отображении, задач, решенных в классическом ключе нейрокомпьютерных технологий, когда сначала чему-то обучают на большой последовательности примеров, а потом сеть ведет себя жестко детерминированно, не находят приложения в практической робототехнике.

Теперь от реальной среды перейдем к реальному времени. Требования выполнения функций отдельных подсистем в реальном времени – это не просто желание, чтобы что-то происходило быстрее. У робота в процессе управления происходит замыкание обратной связи с использованием информации от сенсоров той или иной модальности. От временных характеристик этой обратной связи зависит устойчивость и эффективность управления. Так, например, если задержка в цепи обратной связи приводов робота Пума с шестью степенями подвижности превысит 20 мс, то наступает существенное снижение его скоростных характеристик и робот переходит в режим старт-стопного управления, образно говоря, двигается медленно с мелкой постоянной дрожью. Предельные времена задержки здесь могут быть просчитаны, исходя из динамических характеристик манипулятора.

Для канала зрительной обратной связи предельное время задержки не должно превышать 100 – 200 мс при скорости движения звеньев манипулятора или мобильного робота до 1 метра в секунду. Если время оценки зрительной ситуации будет больше, то это приведет к снижению скорости движения робота или же к переходу его в режим дискретного фрагментарного управления в цикле: посмотрел – спланировал – «закрыл глаза» – двинулся на шаг. Именно в этом режиме и двигался упомянутый ранее робот Стенфордского исследовательского института [1]. Понятно, что при таком управлении ни о каком поведении в динамически меняющейся среде не может быть и речи, так как при движении «глаза» всегда закрыты.

Конспективно остановлюсь еще на одной, пока удовлетворительно не решенной проблеме робототехники, для которой нейросетевые решения будут, скорее всего, более перспективными, так как в живых системах эта проблема решена.

Когда мы хотим, чтобы робот мог пролезть куда угодно, мог изогнуться как угодно, то его наделяют все большим количеством звеньев и сочленений для достижения этой цели. Становясь более гибким, он одновременно увеличивает свою кинематическую избыточность. При такой избыточности, как известно, прямая и обратная кинематические задачи не взаимно однозначны. При решении прямой задачи для антропоморфного манипулятора по значениям суставных углов всегда однозначно определяется положение и ориентация схвата в пространстве. Обратная же задача – по положению и ориентации схвата определить значения суставных углов, имеет множество решений.

Необходимость решения обратной задачи возникает, например, при выполнении какой-нибудь операции в режиме зрительного контроля. Зрение дает текущую и требуемую координату и ориентацию схвата в пространстве, а система управления по этой информации должна сформировать уставки на приращение суставных углов. А здесь много альтернатив и робот попадает в ситуацию буриданова осла (к какому из двух равноотстоящих стогов сена подойти, чтобы поесть).

Есть здесь и другие проблемы – организация параллельного управления звеньями манипулятора при их механической связности, организация эквивалентного управления, когда движение всех звеньев должно завершаться одновременно и так далее. Пожалуй, нейросетевые решения этих задач управления многозвенником с внешним целеуказанием наиболее полно представлены в работах Александра Алексеевича Фролова с коллегами [2]. Отмечу лишь, что попытка привести эту задачу к традиционной парадигме многоярусной сети с обучением по методу обратного распространения ошибки вынудила авторов вводить очень сложную функцию с перемножением входных переменных для отдельного нейрона, что вряд ли оправдано с позиций эквивалентности решения живому прототипу.

Заканчивая столь затянувшееся вступление, хочу подчеркнуть, что оно продиктовано не только необходимостью рассмотрения некоторых проблем нейросетевых задач в робототехнике, но и тем, чтобы показать, что современное состояние проблемы использования нейронных сетей в робототехнике напоминает ситуацию, когда что-то ищут не там где потеряли, а там где светлее.

В науке, связанной с поведением, при попытке формальной постановки существует широчайший класс задач, которые не сводятся к традиционно нейрокомпьютерным. В этих задачах критерии поведения системы задаются на одних переменных, а функции «вход – выход» ищутся на других переменных [3]. Например, элементарная для нас задача: пройти по комнате, пользуясь зрением, и не столкнуться с предметами. Здесь поведение осуществляется на переменных «от глаз к ногам», а критерий задается на тактильных переменных. Другая задача, не представляющая 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.

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

Здесь мы не можем использовать стандартные варианты вычисления градиентов, необходимо вводить поисковые шаги, вычислять псевдоградиенты, производить декомпозицию целей, то есть переходить к многопараметрическим задачам оптимизации с числом оптимизируемых параметров (веса связей, пороги) – десятки тысяч. Такие задачи, во-первых, практически не решаются, а, во-вторых, процедура оптимизации (обучения) в ее современной реализации выходит далеко за пределы реального времени.

Как раз задачи координированного управления поведением и активного восприятия внешней среды относятся к этому классу задач. Именно к рассмотрению таких задач мы сейчас и переходим. Многие их решения с использованием биологически правдоподобных аналогий и идей, например, концепции функциональных систем П.К. Анохина [4], приводят подчас к простым и очень изящным решениям.

Идеи и модели систем целенаправленного зрительного восприятия

Стало уже традиционным говорить, что нейροкомпьютеры – это вычислители, которые в отличие от обычных компьютеров могут решать неформально поставленные задачи, и что в отличие от обычных компьютеров способ решения этих задач не программирование, а обучение [5]. Проблемам обучения нейронных сетей посвящено столько работ, что уже кажется, если рассматривается в какой-то задаче нейронная сеть без обучения, то это уже что-то совсем не то и к нейроинформатике отношения не имеет. На самом деле это далеко не так.

Можно найти много прикладных примеров, в которых простые нейросетевые решения давали великолепный результат. Взять хотя бы нейросетевой определитель скорости перемещения робота в среде с произвольной текстурой грунта, созданный в свое время нейрокибернетиками из Вильнюсского университета [6]. Для определения пройденного пути авторы отказались от традиционного пятого пассивного колеса робота, которое вечно за что-то цепляется, и сделали систему с визуальным сенсором, смотрящим на грунт под «брюхом» робота.

Сенсор представлял собой матрицу фоторезисторов, от элементов которой шли связи на нейросетевой слой с латеральным (боковым) торможением. Известно, что сеть с латеральным торможением в зависимости от

топологических параметров (как далеко распространяется латеральное торможение) и от весов связей может использоваться как фильтр определенных пространственных частот. В описываемой работе латеральные связи организовывались в двух ортогональных направлениях и активность элементов сети суммировалась отдельно по строкам и столбцам. Столбцовый сумматор давал сигнал, пропорциональный вычленяемой пространственной частоте в одном направлении, а строковый – в перпендикулярном направлении. Авторы справедливо полагали, что в яркостной структуре изображения естественного грунта данная пространственная частота в той или иной степени всегда будет присутствовать. А, далее, когда робот движется, то с периодичностью перемещения нейросетевого фильтра-маски относительно текстуры грунта менялась и выходная активность сети. Временные интервалы между всплесками активности были пропорциональны скорости перемещения робота, давая сразу иксовую и игрековую компоненты вектора скорости. Просто и красиво.

Подобные простые нейросетевые решения будут в дальнейшем рассматриваться при анализе первичных зрительных преобразований созданного визуального препроцессора робота. Но вначале – об идеях целенаправленного восприятия.

Появление новых информационных технологий, связанных с решением задач взаимодействия автономных систем с реальным окружением (например, перспективные разработки по созданию «компьютеров реального мира» или автономных роботов, движущихся в неорганизованной среде) привело к пониманию того, что функции системы технического зрения не сводятся лишь к решению задач распознавания. Функционально зрительное восприятие предполагает, прежде всего, наличие гибкой и быстро перенастраиваемой системы, осуществляющей целенаправленное поведение во внешней среде [7–14].

Анализ работ в области интеллектуального восприятия сцен показывает перспективность исследования систем машинного зрения, ориентированных на активное действие. Под активным действием подразумевается не только пространственное перемещение сенсорного устройства, изменяющего ракурс, но и целенаправленная настройка структур, обрабатывающих изображения в зависимости от цели восприятия и текущей визуальной информации [7–9]. Активное зрение можно определить как избирательный сбор визуальной информации и анализ изображений, управляемый целями восприятия. Ориентация интеллектуального анализа на активное действие предполагает исследование новых методов избира-

тельной обработки изображений и моделей целенаправленного анализа сцен.

Проблема машинного зрения со свойствами активного восприятия для автоматического распознавания образов на основе управляемого анализа изображений интенсивно исследуется в США, Европе и Японии. В США исследовательские лаборатории в Рочестерском университете [7,10], Университете штата Пенсильвания [8], в университете Мэрилэнд [15], а также в Сарнофф-Центре развивают методы, направленные на решение задач трехмерного описания сцен и распознавания образов, целенаправленной сегментации и анализа изображений сцен на основе многокурсного восприятия. В Сарнофф-Центре [11,12] интенсивно исследуется метод интеллектуального восприятия на основе селективного сбора информации о сцене и анализа поступающей информации в иерархических (пирамидальных) структурах изображений с множеством уровней разрешения, добиваясь развития средств быстродействующей обработки изображений для задач управления автономными системами.

В Европе ряд лабораторий из Франции, Германии, Италии, Дании, Бельгии, Швеции и Англии, входящие в проект ESPRIT ("Vision as Process", BR 3038 / BR 7108), исследуют методы активного зрительного восприятия и целенаправленного внимания для анализа сцен и управления движением мобильных роботов.

Серия исследований по созданию «интеллектуального» визуального сенсора с фовеальным восприятием, проведенная в лабораториях: DIST (University Italy); DESV (Отдел электроники и информатики университета Валенсии, Испания); McGill University (Канада); привела к созданию в IMEC (международный центр микроэлектроники, Бельгия) новых ретиноподобных CCD камер (типа искусственная сетчатка) на базе CMOS технологии [15–21].

Под визуальным сенсором с фовеальным восприятием понимается датчик оптического потока, имеющий сегментированные поля зрения с разным разрешением: центральное поле – с высоким разрешением и периферическое – с низкой разрешающей способностью. Такая структура полей зрения характерна для организации сетчатки глаз биологических объектов. В общих чертах процесс анализа зрительной информации основан на двухэтапной схеме вычислений (возможен также параллельный вариант обработки): первоначально анализ ведется в периферическом поле зрения и далее система переводит фовеальную (центральную) часть

поля зрения в зоны периферии для детального анализа информации [25–29].

Прототип CCD-камеры (DIST) имеет следующие характеристики: рецептивные зоны CCD-матрицы располагаются на 30 концентрических окружностях, каждая из которых содержит 64 рецептивные зоны. Размер рецептивных элементов матрицы изменяется от центра к периферии так, что если центральные элементы имеют размер 30 мкм * 30 мкм, то крайние элементы на периферии имеют размер 412 мкм * 412 мкм. Общая площадь микросхемы – 11*11 мм. Частота кадровой развертки 50 кадров/с, а общий объем информации не более 2Кбайт на одном кадре. Такой CCD-чип дает хороший компромисс между разрешением и размерами зрительного поля, а также объемом передаваемых для анализа видеоданных.

Экспериментальный анализ систем машинного зрения, оснащенных такими визуальными сенсорами, выполнен в указанных лабораториях на примерах робототехнических задач, таких как автономная навигация, обнаружение и отслеживание подвижных объектов. Результаты экспериментов показали перспективность развития ретиноподобных визуальных сенсоров, обеспечивающих высокое сжатие входного потока зрительной информации и селективный анализ динамических изображений за счет кооперативного участия в анализе двух полей зрения.

В California Institute of Technology (Ch. Koch) и Rockwell International Corp. (B.Mathur) созданы нейроморфные микросхемы зрения (Neuromorphic Vision Chips) [27]. Структура обработки информации в этих микросхемах основана на принципах организации сетчатки глаз биологических систем и реализована на современной VLSI-технологии. Подобно ретине такой сенсор адаптируется к локальным изменениям яркости и временным изменениям сигналов, обнаруживает перепады яркости и детектирует движение (тактовая частота результатов обработки визуальной информации соответствует 30 Гц). Пока такие микросхемы представляют собой первые экспериментальные образцы новых «интеллектуальных» сенсоров и испытываются в задачах управления движением автономного транспортного средства на дорогах (визуальный сенсор в реальном времени обнаруживает разметку полос на дороге или края обочины и далее зрительная система организует визуальную обратную связь в контуре управления мобильным роботом).

Таким образом, современное состояние исследований в области создания развитых систем машинного зрения с искусственным интеллектом

указывает на перспективные направления работ нейрокибернетического характера, в которых интегрируются последние достижения классической области искусственного интеллекта и результаты моделирования нейронных сетей биологических систем.

Процесс анализа изображений в такой системе обеспечивается взаимодействием собственно системы зрения с подсистемой управления движениями датчика. В зависимости от цели восприятия производится настройка системы на выделение вполне определенной информации, далее каждый текущий шаг обработки изображений сопровождается целенаправленными рассматривающими движениями визуального сенсора, в результате которых осуществляется сбор новых визуальных данных для получения устойчивого решения зрительной задачи.

После обзора очень интересных работ в области создания алгоритмов и устройств активного целенаправленного зрительного восприятия приятно похвастаться, что одной из пионерских работ в этой области была наша работа [28] и что этот приоритет признал такой авторитет в нейроинформатике, как профессор Р. Хехт-Нильсон [29].

В конце семидесятых годов для модельной проверки применимости разработанных алгоритмов управления многозвенным роботом с использованием адаптивной нейросетевой структуры в НИИ нейрокибернетике был создан исследовательский стенд «глаз-рука», представленный на рис.1.

Изначально планировалось создать управляемый плоский многозвеновик с кинематической избыточностью, на конце которого располагается ориентированный маркер. Над рабочим столом с контрастными объектами должен был располагаться простенький визуальный сенсор с двумя угловыми степенями подвижности, который бы отслеживал «взглядом» целевой объект и конец манипулятора. По сигналу рассогласования координат направления взгляда нейронная сеть должна была формировать управление многозвеновиком для вывода его конца в целевую точку. Но затем получилось так, что основное внимание было уделено визуальному сенсору и проблема моделирования систем целенаправленного зрительного восприятия занимает нас уже более двадцати лет.

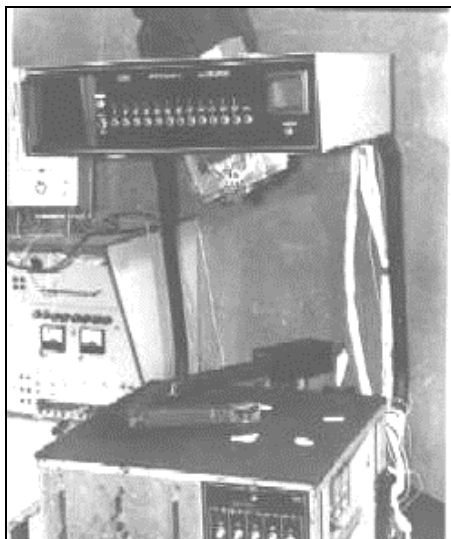


Рис. 1. Исследовательский стенд «глаз-рука» (НИИНК РГУ, 1980).

Визуальный сенсор

Основная идея сводилась к воспроизведению одного из свойств сетчатки глаза. Это свойство связано с реагированием воспринимающих элементов сетчатки только на изменение освещенности. Если изображение зафиксировать неподвижно относительно сетчатки, то через 2–3 секунды глаз перестает его воспринимать. Мы видим лишь благодаря наличию произвольных движений глаза, самое быстрое из которых – тремор, совершается с частотой 100–150 Гц и амплитудой около 20–30 угловых секунд [30]. Теперь можно представить себе такую же матрицу адаптивных воспринимающих элементов. На матрицу проецируется изображение объекта зрительной сцены, через какое-то время реакция на изображение пропадает. А теперь, если совершать случайные или циркулярные микроперемещения изображения, то будут реагировать только те элементы, на которые проецировались градуальные или контрастные перепады яркости, то есть амплитуда выходных сигналов будет пропорциональна моду-

лю градиентов яркости в локальных участках изображения. Мало того, если изображение совершает периодические циркулярные микродвижения, то в участках воспринимающей матрицы, где есть градиенты, выходные реакции элементов будут носить периодический характер. При попадании в поле зрения элементов участков изображения с разным направлением градиента (или линий контраста) эти периодические выходные сигналы будут иметь фазовые сдвиги, пропорциональные направлениям градиентов.

Схематически получающаяся картина изображена на рис.2. Аппаратная реализация такого визуального сенсора со ста параллельными каналами оптоэлектронных преобразователей представлена на рис.3.

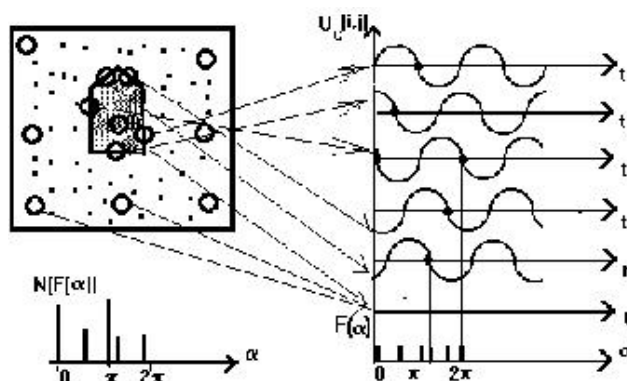


Рис.2. Схематическое представление реакций слоя первичных преобразователей (сетчатки) визуального сенсора при циркулярных микросмещениях изображения. В моменты максимальных однонаправленных приращений выходного сигнала формируются единичные импульсы, которые, суммируясь за период микросмещения, дают гистограмму распределения ориентированных перепадов $F(\alpha)$ по всему полю зрения.

Микросмещение изображения на воспринимающей матрице достигается за счет вращения эксцентрично расположенного объектива. В открытой оптической камере (рис.3) видны центральная с высоким разрешением и периферическая с низким разрешением матрицы воспринимающих элементов.

При проецировании оптического потока на такую воспринимающую матрицу распределение функции интенсивности $I(E)$ по ее элементам $E_m(i, j)$ можно записать как:

$$I(E) = \left\{ \begin{array}{l} E_m = E_m(i, j); i \in [0 \pm M]; j \in [0 \pm M]; \\ m = C(\max(i, j) \leq R); m = P(\max(i, j) > R) \end{array} \right\}; \quad (1)$$

$$\{E_C \in [0, L_C]; E_P \in [0, L_P]\};$$

где $(i=0, j=0)$ координаты центра воспринимающей матрицы; R – радиус центральной области воспринимающей матрицы, M – радиус периферической матрицы; C и P – индексы принадлежности элемента центральной или периферической матрице; L_C и L_P – количество градаций фиксируемой функции яркости в центральном и периферическом поле зрения.

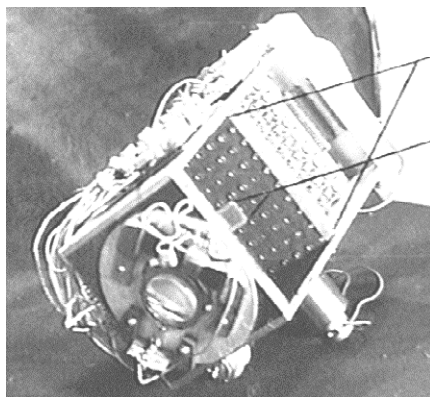


Рис.3. Визуальный сенсор с центральной и периферической воспринимающими матрицами и устройством, обеспечивающим микросмещение изображения на матрице.

В настоящей модели сенсора воспринимающие элементы центральной области матрицы реагируют на изменение интенсивности входного сигнала. В интегральном виде реакция элемента центральной матрицы $U_C(i, j)$ может быть представлена в виде:

$$E_c(t) = \int_{\Delta T} U_c(i, j) dt + (1 - \alpha) \cdot U_c(i, j); \quad (2)$$

здесь ΔT и α – параметры передаточной характеристики элемента воспринимающей матрицы.

Реакция элементов периферической матрицы описывается некоторой пороговой функцией, принимающей значение единица при превышении в зоне суммирования перепадов освещенности некоторой критической величины:

$$U_p = 1 \text{ при } \sum_s E_p(i, j) \geq \Theta; \quad (3)$$

и ноль в противном случае.

Индекс s определяет параметры зон суммирования воздействий в области периферической матрицы.

Существует механизм, обеспечивающий периодическое микросмещение изображения относительно воспринимающей матрицы. При этом каждая точка изображения движется по циркулярной орбите:

$$x = x_0 + \varepsilon \cos \omega t; \quad y = y_0 + \varepsilon \sin \omega t; \quad (4)$$

На отдельном элементе с величиной чувствительной площадки σ и центром $\mathbf{X}_0, \mathbf{Y}_0$ при угловой частоте микроперемещения ω и его амплитуде ε , не превышающей радиус чувствительной площадки каждого элемента центральной области матрицы, выходной сигнал $U_c(i, j)$ будет иметь периодическую модуляцию, если градиент освещенности $\Delta E(i, j)$ в области $\sigma(i, j)$ не равен нулю. Динамика выходного сигнала такого элемента описывается как:

$$U_c(i, j, t) = \int_0^{\infty} \frac{k}{T} e^{-\frac{\tau}{T}} \cdot E_c(i, j) [x(t - \tau), y(t - \tau)] d\tau \quad (5)$$

С учетом уравнений микроперемещения (4) для выходной функции чувствительной площадки воспринимающего элемента с координатами (i, j) выражение имеет вид:

$$U_c(i, j, t) = kE_c(i, j) - kT\varepsilon\omega \left(\frac{\partial E}{\partial x} \cdot \cos\omega t - \frac{\partial E}{\partial y} \cdot \sin\omega t \right) \quad (6)$$

Учитывая передаточную характеристику, получаемую из (2), а также то

обстоятельство, что $\sqrt{\left(\frac{\partial E}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial E}{\partial y}\right)^2}$ – есть модуль градиента освещенности, а вектор $(\cos\alpha, \sin\alpha)$ – направляющий вектор градиента, в стационарном режиме выражение (6) принимает вид:

$$U_c(i, j, t) = K \cdot \text{mod}(\nabla E_c(i, j)) \cdot \cos(\omega t + \alpha) \quad (7)$$

Это означает, что в установившемся режиме выходные переменные элементов центральной матрицы имеют характер гармонических сигналов с периодом, равным периоду микроперемещений изображения, амплитудой, пропорциональной модулю градиентов яркости микроучастков изображения, попадающих на чувствительные площадки элементов центральной воспринимающей матрицы и фазовым сдвигом, пропорциональным направлению градиента α каждого микроучастка изображения или же направлению перепада яркости $(\alpha + \pi/2)$ этого участка.

Изменения выходного сигнала максимальны при совпадении направления микросмещения с направлением градиента перепада. И, если далее в тракте преобразования сигнала существует механизм, подобный синхронному детектированию, т.е. выделяющий максимальные перепады в различные фазы микросмещений, то фактически в такой системе на уровне первичного восприятия происходит переход в градиентное пространство признаков.

Здесь элементарным признаком выступает сверхпороговый локальный перепад яркости на изображении, ориентация которого кодирована фазой микросмещения..

Выходные переменные центральной воспринимающей области визуального сенсора представляются в виде импульсных величин единичной амплитуды в моменты максимального приращения сигнала $U_c(i, j, t)$, то есть:

$$F_{i,j}(\alpha) = \delta((t - t_0)/2\pi); \quad t_0 = t(\dot{U}_c(ij) = \dot{U}_{\max}); \quad \alpha = 2\pi \cdot \frac{t_0}{T}; \quad (8)$$

или же сигналы $U_C(i, j, t)$ суммируются по некоторой локальной области и сигнал с выхода такого фильтра векторного суммирования (9) подвергается дельта-преобразованию (10):

$$U_C(i \pm r, j \pm r, t) = K \cdot \text{mod} \left(\sum_{i \pm r} \sum_{j \pm r} \nabla E_C(i, j) \right) \cdot \text{Cos} \left(\alpha + \sum_{ij} \alpha_{ij} \right) \quad (9)$$

$$F_{i,j} \left(\sum_{ij} \vec{\alpha}_{ij} \right) = \delta((t - t_0)/2\pi) [t_0 = t(\max U_C(i \pm r, j \pm r))] \quad (10)$$

В итоге в центральной зоне модели визуального сенсора происходит преобразование проецируемого яркостного изображения в массив градиентных признаков, представленный в виде периодически повторяющегося пространственно-временного паттерна единичных импульсов. Наличие импульса на выходе элемента (i, j) свидетельствует о присутствии в его чувствительной зоне сверхпорогового градиента яркости, а его фазовый или временной сдвиг относительно нулевой фазы паттерна кодирует значение направления этого градиента.

Преобразование функции яркости в поле направлений градиентов яркости может быть выполнено также путем цифровой обработки дискретных отсчетов растрового изображения с помощью одного из локальных дифференциальных операторов [31]. Для этой цели исходное изображение обрабатывается дифференциальным оператором, вид которого определяется, как правило, быстротой вычислений и простотой технической реализации, например:

$$\frac{\partial E(i, j)}{\partial x} = \sum_{k=-1}^1 E(i+1, j+k) - \sum_{k=-1}^1 E(i-1, j+k)$$

$$\frac{\partial E(i, j)}{\partial x} = \sum_{k=-1}^1 E(i+1, j+k) - \sum_{k=-1}^1 E(i-1, j+k) \quad (11)$$

Визуальный сенсор, реализующий такие цифровые алгоритмы перехода от яркостного изображения к полю ориентаций сверхпороговых гра-

диентов, был создан на базе твердотельной телекамеры, закрепленной на антропоморфном манипуляторе (рис.4), и специализированного визуального препроцессора.

Последующая обработка таких кодированных по значениям модуля и ориентации перепадов освещенности заключается в пороговой фильтрации модулей градиентов и пространственном суммировании значений одноименных ориентаций, т.е. это фактически функции отдельных нейронов.

Гистограммы ориентированных перепадов и иерархическая организация рецептивных полей

Описание интегральных характеристик зрительного образа в виде гистограммы распределения ориентаций локальных сверхпороговых перепадов является очень удобной характеристикой. Самым полезным ее свойством является инвариантность фазовых отношений мод гистограммы к положению объекта в поле зрения, его ориентации и масштабному преобразованию.



Рис.4. Общий вид исследовательского стенда с растровым визуальным сенсором, закрепленным на конце антропоморфного манипулятора.

На рис.5 представлена иллюстрация инвариантности фазовых отношений для контрастного пятиугольника. Соответствующая гистограмма распределения ориентаций имеет пять мод, амплитуды которых пропорциональны длинам сторон прямоугольника. По такой сжатой интегральной характеристике можно уже оценить класс объекта в поле зрения, его ориентацию (по общему фазовому сдвигу относительно эталонной ориентации) и, если гистограмму не нормировать, то и величину объекта.

Нужно отметить, что гистограмма будет неизменной и при нелинейных трансформациях объектов, для которых выполняется условие сохранения в образе того же самого количества таких же ориентированных локальных перепадов яркости. Объект по форме получается совсем другой, а интегральная гистограмма старая. Для того, чтобы в условиях этой сверх инвариантности все же отличать один объект от другого необходимо производить суммирование одинаково ориентированные перепадов сначала на небольших участках – рецептивных полях, а потом полученные локальные гистограммы, привязанные к координатам рецептивных полей, суммировать в рамках иерархически организованной структуры полей.

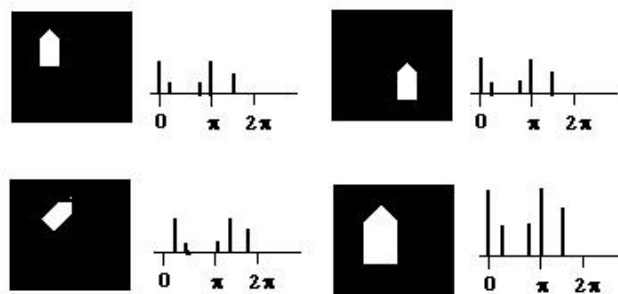


Рис. 5. Инвариантность фазовых отношений мод гистограммы при линейных трансформациях объекта в поле зрения.

Иллюстрация такой иерархической организации рецептивных полей визуального сенсора приведена на рис.6А. На рис.6Б приведен пример, показывающий, что нелинейная трансформация квадрата в крест или ступеньку при неизменности удельного веса каждой из ориентаций линий

контраста дает одну и ту же интегральную гистограмму. Но если спуститься в иерархии полей на уровень ниже (все поле зрения разбивается на 4×4 локальных рецептивных полей), то уже по локальным гистограммам объекты легко отличаются друг от друга.

Иерархическое построение рецептивных полей с разбиением дерева 4×4 (может быть и квадродерево) и представление в вершинах разбиения соответствующих гистограмм ориентированных перепадов яркости позволяет широко использовать при распознавании воспринимаемых объектов различные варианты рекурсивных алгоритмов [32].

В этом случае определяется мера близости нормированной гистограммы ориентированных перепадов яркости рассматриваемого объекта $F(\alpha) = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{16}\}$; и гистограммы эталонного объекта $F^*(\beta) = \{\beta_1^*, \beta_2^*, \dots, \beta_{16}^*\}$ при циклических сдвигах эталона на шаг $-j$. $\sum \alpha_i = 1$; α_i – нормированные значения мод гистограммы ориентаций перепадов яркости. Ориентации определяются с шагом 22.5° , весь диапазон значений ориентации перепадов яркости от 0 до 2π разбивается на 16 значений. Образ эталона виртуально поворачивается на угол j .

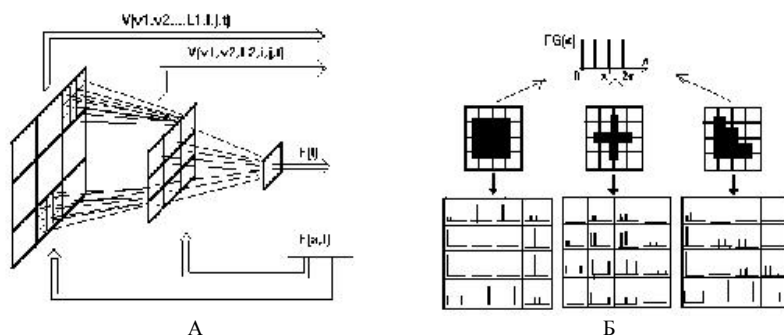


Рис.6. Иерархическое разбиение поля зрения визуального сенсора на рецептивные поля – (А), и пример уточнения описаний разных объектов с одинаковой интегральной гистограммой $F(\alpha)$ – (Б).

Определяется значение j , при котором мера близости Q максимальна:

$$Q = \max_j \left(\sum_{i=1}^{16} \min(\alpha_i, \beta_k^*) \right)_k;$$

$$k = i+j \text{ при } i+j < 16; \text{ и } k = i+j-16 \text{ при } i+j \geq 16 \\ j \in [0, \dots, 15].$$

Если величина Q превышает некоторое пороговое значение, то выдвигается гипотеза о наличии целевого объекта в поле зрения, производится разбивка поля зрения на локальные рецептивные поля с учетом найденного значения j и сопоставляются локальные гистограммы.

Пример сегментации поля зрения по присутствующим сверхпороговым градиентам и выделения целевого объекта путем оценки меры близости интегральной и локальных характеристик его описания приведен на рис.7.

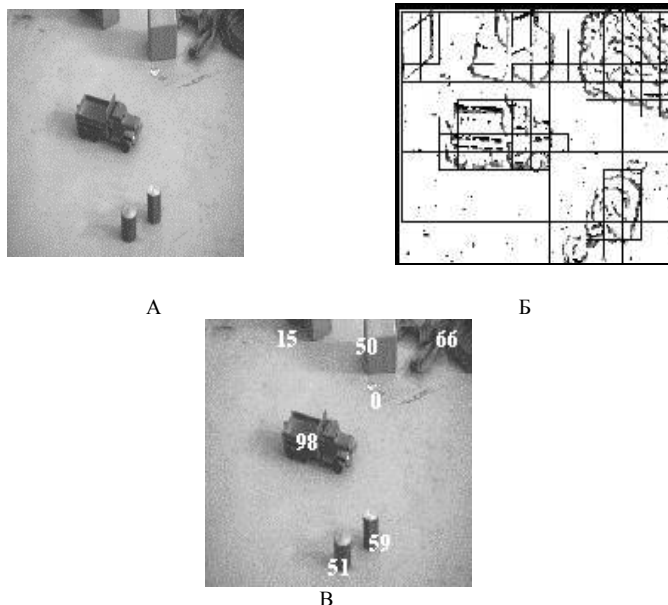


Рис.7. Пример выделения целевого объекта зрительной сцены с использованием оценки меры близости интегральной и локальных гистограмм распределения ориентированных перепадов яркости. А – исходная яркостная картина зрительной сцены, Б – сегментированные локальные поля на градиентном препарате, В – значения меры близости с целевым объектом.

Рекурсивная организация процессов анализа максимально удовлетворяет условиям задачи целенаправленного зрительного восприятия робота,

так как в зависимости от цели поведения на каждом конкретном этапе формируется конкретная цель зрительного восприятия. В такой ситуации зрительное восприятие формируется не по типу классификации образов, когда система должна ответить на вопрос «что это такое?», а по типу избирательной фильтрации, когда система отвечает на вопрос «является ли объект в поле зрения таким-то целевым объектом».

В последнем случае ответ имеет всего три значения (да, нет, не знаю). Самое главное заключается в том, что большинство отрицательных ответов может быть получено уже на основании сопоставления интегральных гистограмм. Это происходит на предельно сжатом информационном массиве и за предельно короткое время.

Обобщенная блок-схема организации процедур целенаправленного анализа в подобной системе зрительного восприятия представлена на рис.8. Хочется подчеркнуть, что система зрительного восприятия такого робота никогда не работает в режиме распознавания образов. Общепринятая схема: **сначала посмотрим, что вокруг, а потом решим, что делать**. Разрабатываемая система работает по схеме: **сначала решим, что делать, а потом определим, что для этого нужно видеть**. При такой схеме происходит очень быстрая потоковая обработка зрительной информации.

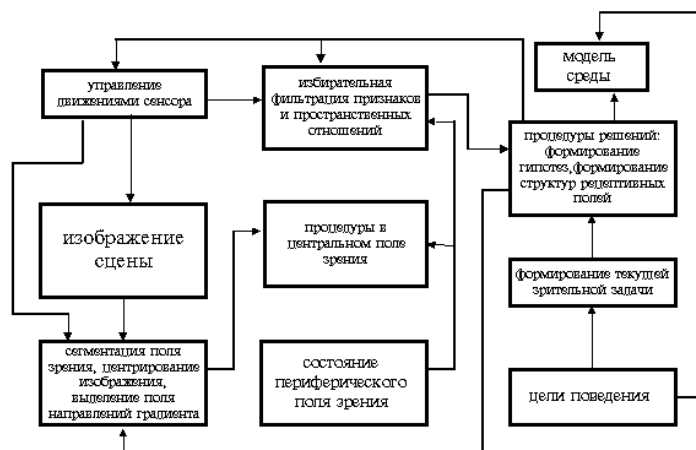


Рис.8.Схематическое представление организации процедур целенаправленного зрительного анализа.

Активное зрение и фовеальная организация рецептивных полей

При иерархической организации структур зрительного анализа разбиение на рецептивные поля никак не привязано к размеру и положению объекта в поле зрения, поэтому могут возникать случаи, когда при полном совпадении ориентационных описаний объекта на верхнем уровне, его фрагменты попадают с некоторым сдвигом в поля нижнего уровня. В этом случае локальные гистограммы рассматриваемого объекта могут достаточно сильно отличаться от таковых в эталонном описании. Поэтому приходится перемещать объект в поле зрения (смещать направление взгляда на небольшую величину) и делать сравнения с эталоном по нескольким смещенным кадрам.

Похоже, что природа выбрала несколько иной путь. Вместо иерархической организации рецептивных полей визуального сенсора на эволюционно высшей ступени развития зрительной системы появляются фовеально организованные сенсоры (фовеа – центральная часть сетчатки с высокой плотностью фоточувствительных элементов). Пространственное разрешение признаков здесь уменьшается не от уровня к уровню, а от центра сенсора к его периферии. Появляется развитая система управления движением глаза и переход на детальный анализ осуществляется не переходом на более низкий уровень интеграции рецептивных полей, а переводом взгляда (области максимального разрешения) на анализируемый фрагмент объекта. Возникает новая функция рассматривания зрительной сцены и формирование нового способа описания зрительных образов в координатах и отношениях координат взгляда в так называемых точках фиксации.

Структура рецептивных полей рассматриваемой модели фовеального сенсора представлена на рис.9. Центральное поле зрения окружено периферическим полем, которое разбито на 16 секторов. В центральном поле на выходе процессора изображений формируется интегральная гистограмма направлений градиентов яркости. В каждом из 16 секторов также формируется гистограмма направлений градиентов. В результате обработки текущего изображения фовеальный сенсор имеет на выходе 17 информационных каналов, поставляющих сжатое описание изображения.

Управляемыми величинами для такого сенсора являются координаты центра поля зрения – x_i , y_i и радиус зоны анализа (зоны внимания) – R . Активное перемещение визуального сенсора предполагает наличие двух типов движений. Первый тип движений сенсора обеспечивает направлен-

ное изменение ракурса восприятия в объемной среде, а второй тип движений управляет изменением направления точки фиксации взгляда (области максимального пространственного разрешения) в плоскости изображения.

Простейший вариант фовеальной организации, когда в поле зрения формируется зона внимания с программно изменяемыми координатами точки фиксации взгляда (центр зоны внимания) и программно изменяемым радиусом этой зоны. Вся зона разбивается на 16 радиальных секторов. В каждом из секторов производится суммирование одинаково ориентированных перепадов яркости. Все направления градиентов яркости (360°) разбиваются на 16 интервалов.

В итоге для данной точки фиксации взгляда при известном радиусе зоны внимания характеристики зрительного образа представляются в виде матрицы 16×16 значений распределения разноориентированных перепадов освещенности по секторам. Пример такого представления зрительных признаков как фрагмент процедуры рассматривания при запоминании зрительного образа приведен на рис.10.

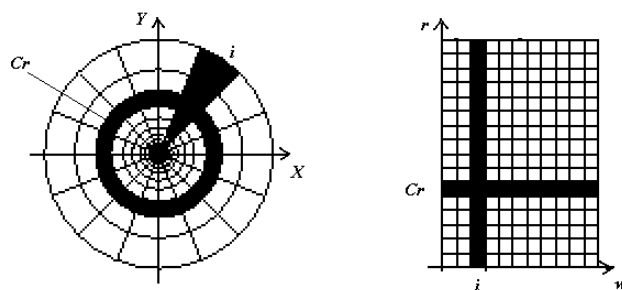


Рис. 9. Структура радиальных рецептивных полей фовеального сенсора и логарифмическое-полярное преобразование координат.

Формирование эталонной модели объекта происходит путем его осматривания по определенным алгоритмам с использованием так называемых охватывающих движений визуального сенсора. Для образа конкретного объекта в результате осмотра получают устойчивые к сдвигу, по-

вороту и масштабному преобразованию охватывающие точки фиксации взгляда.

Число этих точек в зависимости от формы объекта колеблется от 3-х до 16-ти. Запоминаются координаты этих точек, радиус зоны внимания и распределение ориентаций перепадов яркости по секторам для каждой точки. Таким образом объем памяти для запоминания эталона произвольного полутонового образа колеблется от 0.8 до 3.5 кбайт. На рис.11 представлен пример распределения точек фиксации взгляда при рассматривании объекта; белыми кружками с отметками (1),(2),(3) помечены охватывающие точки фиксации, рядом для каждой из них дано распределение ориентаций перепадов яркости по секторам – рецептивным полям, фовеального сенсора.

Таким образом, в результате процедуры «рассматривания» объекта автоматически строится его описание, используемое в дальнейшем при распознавании образов – узнавании объектов на сцене.

Процедура «узнавания» производится также с использованием рассматривающих движений сенсора и идентификацией точек фиксации взгляда по оценке меры близости распределений ориентаций для каждой из них. При узнавании используется процедура прогнозирования, когда по двум точкам фиксации взгляда прогнозируется распределение ориентаций в остальных произвольных точках фиксации по типу – «если это объект А, то посмотрев туда-то я должен увидеть то-то».

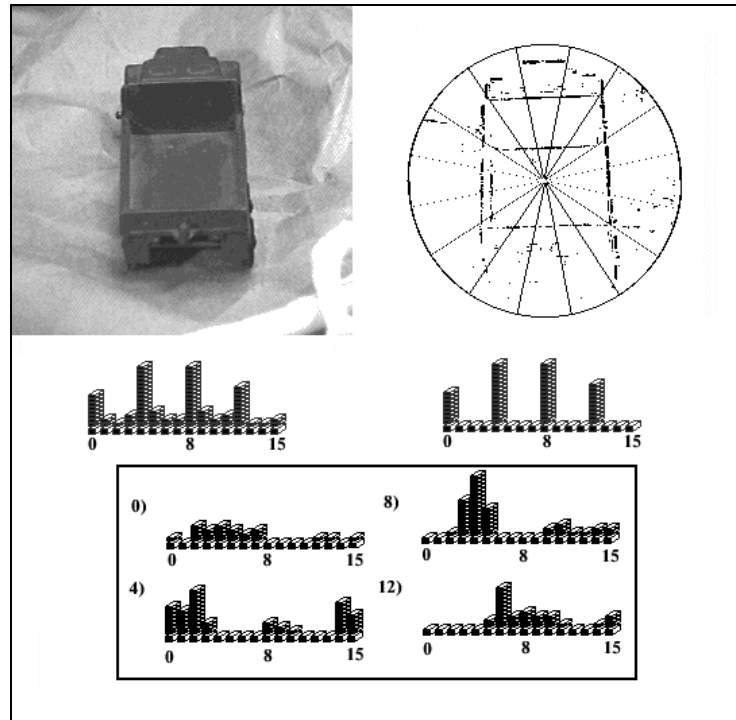


Рис. 10. Представление зрительных признаков в фовеально организованных рецептивных полях. В верхней части рисунка полутоновое изображение объекта и его сверхпороговый градиентный препарат в зоне внимания визуального сенсора; ниже – интегральная гистограмма распределения сверхпороговых ориентаций в градиентном поле изображения и гистограмма преобладающих ориентаций; в рамке – распределение преобладающих ориентаций по секторам зоны внимания.

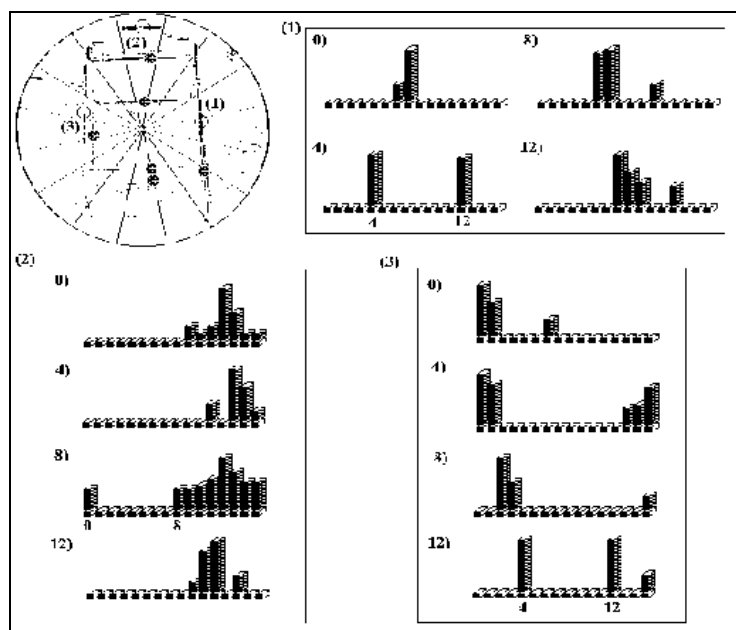


Рис.11. Распределение ориентаций сверхпороговых перепадов яркости полутонового изображения объекта по рецептивным полям сенсора для 3-х охватывающих точек фиксации взгляда.

Описанная активная система машинного зрения имеет аппаратно-программные средства поддержки и протестирована на объектах естественной полутоновой зрительной сцены.

Одно из преимуществ таких фовеальных систем заключается в том, что система координат каждый раз привязывается к характеристикам воспринимаемого объекта и результаты сопоставления интегральных и локальных характеристик образа не зависят от начального разбиения рецептивных полей. Демонстрация устойчивости этих опорных точек фиксации, относительно которых происходит привязка системы координат для последующего сопоставления локальных характеристик объектов, при трансформациях объекта в поле зрения приведена на рис.12.

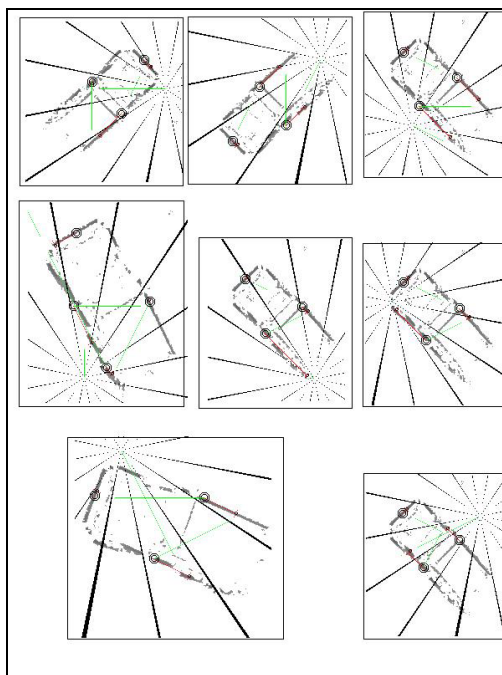


Рис.12. Пример устойчивости стабильных охватывающих точек фиксации взгляда при разных исходных позициях направления взгляда сенсора и разных трансформациях входного образа.

Теперь относительно этих охватывающих точек фиксации взгляда система зрительного восприятия может запоминать распределение признаков по радиальным полям в произвольном количестве точек. Нами показано, что по таким описаниям можно решать обратную задачу – восстановление с высокой точностью локализации пространственных признаков исходного градиентного образа. И мы можем оценивать, имеет ли система зрительного восприятия достаточное описание того или иного объекта по тому, может ли она его воспроизвести. Описанное фовеальное представление позволяет решать эту обратную задачу.

Предполагается, что фовеальную систему целенаправленного зрительного восприятия можно наиболее эффективно реализовать в нейросетевом базисе.

Нейросетевые алгоритмы распознавания зрительных образов

Большое разнообразие алгоритмов, а также широкий круг успешно решаемых задач в области распознавания образов и обработки изображений позволяет провести их некоторую классификацию и оценить с точки зрения оптимальной реализуемости в нейросетевом базисе [33].

Алгоритмы классификации или распознавания образов могут быть условно разбиты на три группы. К первой группе относятся алгоритмы, в основу которых положены идеи разделения при классификации пространства признаков с помощью секущих гиперплоскостей. Для их реализации необходима достаточно большая обучающая выборка классифицируемых образов и отсутствие единственного эталонного описания образа каждого класса. Типичным представителем этой группы алгоритмов классификации являются алгоритмы многомерного дискриминантного анализа, а классическим вариантом нейросетевой реализации являются структуры перцептронного типа [34]. Фактически функция, реализуемая отдельным нейроном, входные переменные которого определены вектором признаков распознаваемого образа, описывается уравнением плоскости в пространстве признаков, а выходная функция нейронной сети – область с разделительной гиперповерхностью, отделяющей один класс объектов от другого.

Вторую группу представляют алгоритмы распознавания, решающие правила которых построены на формировании меры близости признаковых описаний распознаваемого и эталонного образов. Естественно, если вводится мера близости или расстояние, то пространство признаков должно быть метрическим, а алгоритмы предполагают наличие эталона или объекта-представителя каждого класса образов. В какой-то степени нейросетевая реализация таких алгоритмов может представляться сетями Хопфилда [35]. При распознавании образов с помощью таких сетей предполагается, что минимумы энергетической функции сети соответствуют эталонным образам и в зависимости от расстояния между предъявляемым и каждым из эталонных образов сеть переходит в состояние к ближайшему эталону.

И, наконец, третья группа алгоритмов базируется на формировании структурно-логических описаний, чаще всего выражаемых в виде графов, вершинам которых ставятся в соответствие некоторые признаки (углы, вершины, грани), а ребра графов отображают инвариантные пространст-

венные отношения между признаками или объектами сцены [36]. Следует отметить, что для задач, связанных с анализом зрительных сцен, использование таких алгоритмов наиболее целесообразно и, по всей видимости, не имеет альтернатив в случае, когда задача строится на поиске соотношений части и целого, например, найти молоток и взять его за ручку. Но, к сожалению, нейросетевая реализация этой группы алгоритмов практически мало исследована.

Сейчас нет нейросетевых реализаций, которые позволяли бы в рамках одной и той же структуры не переобучать, а динамически поднастраивать сеть на распознавание, как в нашем примере, сначала молотка, а потом его вполне определенной части. Только удовлетворительное решение этой задачи позволит говорить об адекватных моделях механизмов зрительного восприятия живых систем. Для построения таких моделей нейронная сеть должна быть *управляемой в пространстве параметров и функционально универсальной*.

Нейросетевая реализация процесса целенаправленного анализа образов в модели активного зрения

Рассматривается модель зрительного восприятия, содержащая активный визуальный сенсор с центральным и периферическим полями зрения. Модель системы машинного зрения описанная выше и представленная в работе [37] может быть классифицирована как фовеальная система восприятия, которая выполняет пространственно-зависимую обработку изображений [38].

На первичном уровне преобразования зрительной информации осуществляется переход от яркостного к градиентному изображению. В качестве элементарных зрительных признаков система выделяет кодированные направления градиентов изображений, что позволяет формировать семантические признаки в локальных рецептивных полях в виде гистограмм распределения направлений градиентов, моды которой указывают на доминирование определенных структурных элементов возможных объектов.

Разработан метод генерации описаний образов объектов на основе формирования структурной модели в виде размеченного графа, вершины которого включают зрительные признаки различной степени сложности, а контекстные связи указывают на пространственные отношения между ними.

Описание объекта строится в результате процедуры «рассматривания» сцены визуальным сенсором с запоминанием вектора входных признаков в определенных точках фиксации взгляда. Кроме того, запоминаются пространственные отношения этих точек фиксации взгляда.

Распознавание образов производится с использованием рассматривающих движений сенсора и идентификацией точек фиксации взгляда по оценке меры близости распределений ориентаций для каждой из них. При узнавании используется процедура прогнозирования, когда по двум точкам фиксации взгляда прогнозируется распределение признаков в остальных произвольных точках фиксации с использованием условных оценок ожидания требуемых зрительных признаков в определенных рецептивных полях обрабатывающей нейронной структуры.

Нейронная сеть, реализующая эти алгоритмы, может состоять из двух модулей [39]. Один из нейросетевых модулей выполняет роль преднастраиваемого фильтра зрительных признаков, а второй модуль – сеть формирования пространственных отношений выделяемых признаков в точках фиксации взгляда.

Преднастраиваемый нейросетевой фильтр зрительных признаков имеет топологию двухслойной структуры, причем второй слой образуют *вставочные нейроны*, которые, как и в реальных нейронных структурах, осуществляют *возвратное торможение*. В этой нейронной сети связи от эфферентных нейронов на вставочные являются возбуждающими, матрица этих связей $B = (b_{ij})$, $b_{ij} > 0$; связи от вставочных нейронов к эфферентным являются тормозными, матрица связей $C = (c_{ji})$, $c_{ji} < 0$. Распределение вектора входных воздействий по эфферентным нейронам определяется матрицей $A = (a_{ki})$, $a_{ki} > 0$: i, j, k – соответственно количество эфферентных нейронов, вставочных нейронов и компонент входного вектора.

Далее, существует вторая нейронная сеть (**сеть преднастройки или сеть пространственных отношений**), которая отображает пространственные отношения выделенных фрагментов изображения в поле зрения в некоторое множество значений выходного вектора сети. Входами этой сети являются сигналы о направлении «взгляда» визуального сенсора и доминирующей ориентации перепадов яркости в центре поля зрения. Число выходов равно числу вставочных нейронов первой сети. Каждый выход второй сети заканчивается на отдельном вставочном нейроне первой сети и при активности выхода полностью тормозит связанный с ним вставочный нейрон. Это комбинаторное вытормаживающее воздействие

на вставочные нейроны может быть представлено вектор-столбцом $P = (p_1, p_2, \dots, p_j)$.

Функция нейросетевого фильтра зрительных признаков определяется как $U(t) = A * [B * C * P(t)] * F(t)$. Здесь $F(t)$ – текущий входной вектор выделяемых зрительных признаков, а $P(t)$ – текущее значение вектора пространственных отношений анализируемых фрагментов изображения. При N выходах сети преднастройки существует 2^N настраиваемых отображений $F \rightarrow U$, что уже при $N=10$ более чем достаточно для построения сколь угодно сложного описания зрительного образа. Обучаемыми в этой структуре являются веса связей, определяемые матрицами B и C , причем обучение производится отдельно для каждого значения вектора P .

Формирование выходного вектора P нейронной сети пространственных отношений осуществляется по типу обучения сети Хопфилда. Каждому новому вектору входных воздействий этой сети ставится в соответствие энергетически устойчивое состояние сети (вектор выходов P), причем хеммингово расстояние между устойчивыми значениями вектора P должно быть максимальным.

Введение условия *максимального разнообразия* выходных значений (максимальное расстояние по Хеммингу) сети пространственных отношений определяется следующими соображениями. Так как эта сеть преднастраивает в данный момент нейросетевой фильтр зрительных признаков на выделение определенного зрительного фрагмента входного образа, то желательно, чтобы обучение правильной реакции только на выделенный фрагмент для данной точки фиксации взгляда не зависело от обучения реагированию на предыдущие фрагменты в других точках фиксации взгляда. Независимость обучения может быть достигнута лишь в случае, когда для каждой точки фиксации взгляда в процедуре преднастройки участвуют (не заторможены) максимально разные вставочные нейроны. Лишь в этом случае нейросетевой фильтр зрительных признаков обучаясь адекватно реагировать на определенное распределение ориентаций зрительных признаков не разобучается правильной реакции на предыдущие входные образы.

Изложенное условие – отсутствие разобучения старого при обучении новому, которым страдают практически все алгоритмы обучения нейронных сетей с традиционной топологией, существенно сокращает время обучения нейросетевого фильтра и сводит его к коррекции возбудительных связей на активные вставочные нейроны и идущих от них тормозных связей на нейроны основного слоя.

Таким образом, сеть фильтрации обучается динамически выделять разные фрагменты изображения в зависимости от значения реакции системы на предыдущий фрагмент и текущего значения вектора направления перемещения взгляда.

Описанная модель системы целенаправленного зрительного восприятия показывает возможные пути решения выделенной во введении **проблемы объектности восприятия внешнего мира**. Другая **проблема — константность восприятия**, и ее возможные нейросетевые решения рассматривается на примере силового очувствления робота-манипулятора.

Сенсомоторное поведение робота

В качестве объекта управления рассматривается многозвенный манипулятор с кинематической избыточностью (число управляемых степеней подвижности больше числа степеней свободы). При кинематической избыточности требуемая траектория или ориентация схвата манипулятора может обеспечиваться множеством траекторий движения его звеньев или множеством его поз. Робот оснащен многокомпонентным датчиком силы в запястье и взаимодействует с объектом внешней среды. Результат силового взаимодействия робота с объектом и средой отображается в показаниях многокомпонентного силового датчика запястья.

Рассматривается задача, когда роботу дается задание переместить объект из одного положения в другое с возможным изменением его положения и ориентации в пространстве. Задаются воздействия для управления движением робота по планируемой траектории. При этом движении показания датчика запястья могут меняться очень сильно. Если с объектом в схвате ничего не происходит, то управление манипулятором не должно корректироваться по информации об изменяющихся силах. Если же объект за что-то цепляется или меняется его вес (что-то начало высыпаться) или же меняется положение какой-то его части относительно других частей, то это, естественно, влияет на показания датчика в запястье. Изменения в распределении и изменении сил при этих ситуациях могут быть значительно меньше, чем при изменении позы манипулятора в поле тяготения, но именно на эти изменения манипулятор должен реагировать. Когда информация о развиваемых силах используется при управлении положением или скоростью движения звеньев манипулятора, то такое управление осуществляется по типу искусственной податливости. Перечислены

ситуации, которые невозможно распознать с использованием дополнительных датчиков осязания – с препятствием сталкивается не манипулятор, а объект манипулирования. На выбранном примере мы сталкиваемся с классическим случаем необходимости введения свойств константности восприятия.

Чтобы выполнить это условие, робот должен перемещаться, отслеживая по динамике силового взаимодействия перемещение объекта. Так как это отслеживающее движение манипулятора связано с изменением его текущей позы или конфигурации, то получается, что при одной позе разложение вектора сил на вектор управления звеньями манипулятора будет одним, а при другой – другим. Фактически в управляющей нейронной сети нужно найти эту зависимость изменения разложения вектора сил на вектор управлений как функцию от значений суставных углов (позы манипулятора).

Найденная зависимость изменения сил при изменении позы должна отобразиться в прогнозируемых значениях вектора действующих сил силового датчика запястья. По рассогласованию текущего и прогнозируемого значений и должны формироваться корректирующие управляющие воздействия. Такой схематически описанный алгоритм достаточно полно вписывается в концепцию функциональной системы П.К. Анохина с ключевым звеном его схемы – акцептором результата действия [4].

Схематическое представление силового взаимодействия робота с внешней средой представлено на рис.13.

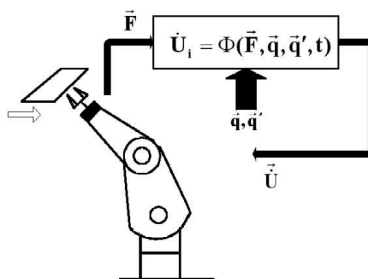


Рис.13. Манипулятор, взаимодействующий с внешним объектом, и схематическое представление адаптивного блока формирования сенсомоторной координации.

Уравнение движения робота при силовом взаимодействии может быть представлено в виде:

$$q'' = B^{-1}(q)[r(q) + \mu(t) - f(q, q') + F]$$

здесь q – вектор управляемых переменных (суставные углы); B – матрица инерции; F – вектор силового взаимодействия (сигналы с многокомпонентного датчика силы); r , f – другие факторы; $\mu(t)$ – управляющее воздействие на эффекторы ($\mu(t) = kU$).

Задача выработки сенсомоторной координации, выражается в формировании прогнозируемых значений компонент вектора измеряемых датчиком сил и в формировании корректирующих воздействий по рассогласованию реально измеряемых сил от прогнозируемых. В нейросетевой реализации ставится задача поиска функционального преобразования $U = U(F, q, q')$, при котором $Q(F) \rightarrow \min$. Здесь $U = (U_1, U_2, \dots, U_n)$ – уставки скорости изменения суставных углов q_i , n – число степеней подвижности. Нейросетевые решения этой задачи могут быть различны.

Топология нейронных сетей сенсомоторной координации

Описанная задача поиска в сети функциональных преобразований, отвечающих некоторому системному критерию, может решаться разными способами [40].

Первый, традиционный, вариант (рис.14А) заключается в построении многорядной сети с числом входов, равным числу компонент сенсорного сигнала и моторного выхода. Число слоев должно быть достаточно большим, чтобы сеть могла проинтерполировать отображаемую функциональную зависимость реальной взаимосвязи кинематики исполнительного многозвенного органа с силовыми факторами, действующими на конечное звено этого многозвенника. Такая взаимосвязь может описываться произведением тригонометрических функций, причем число компонент этого произведения не меньше числа звеньев. Отсюда – число слоев для удовлетворительного отображения искомой функциональной зависимости должно быть не меньше числа степеней подвижности манипулятора.

Наиболее важным в оценке применимости или, вернее, неприменимости традиционных вариантов обучающихся нейронных сетей является следующее соображение. В задачах, для которых традиционные нейросетевые парадигмы и алгоритмы обучения достаточно эффективны, оценка

или критерий правильного функционирования задаются как функция рас-
согласования текущего ответа сети и правильного или желаемого ответа.
Эта функция имеет унимодальный вид, обучение производится на выбор-
ке пар: входной вектор сети – выходное значение. Так как оценка унимо-
дальна, то и процесс минимизации оценки в пространстве обучаемых па-
раметров может сводиться к использованию метода градиентного спуска с
вычислением значений частных производных оценки по подстраиваемым
параметрам сети [41].

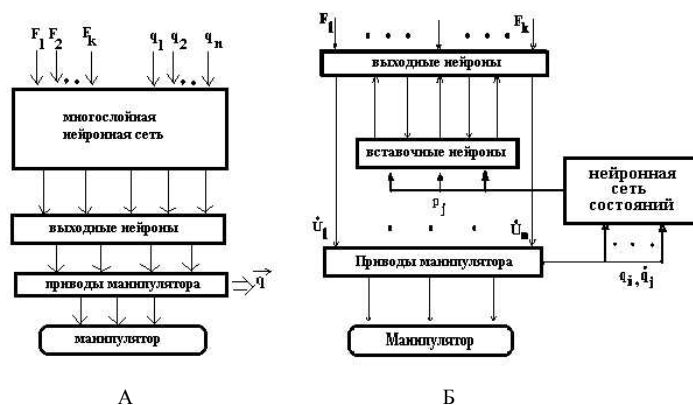


Рис.14. Два варианта топологии обучаемой нейронной сети для управления манипулятором при силовом взаимодействии с внешней средой.

А – многослойная управляющая нейронная сеть.

Б – управляющая двухслойная нейронная сеть, преднастраиваемая нейронной сетью состояний.

Рассматриваемая задача нейросетевой реализации механизмов сенсомоторной координации, к сожалению, не сводится к традиционной. Во-первых, отсутствует обучающая выборка, во-вторых, оценка задается не на расхождении текущего выхода сети от желаемого, а на входных – сенсорных, переменных, которые зависят от выхода опосредованно через исполнительные органы и внешнюю среду. А эта зависимость априорно неизвестна, для рассматриваемого примера в силу кинематической избыточности манипулятора – неоднозначна. В таком варианте функция оценки в пространстве обучаемых параметров задана в неявном виде и может иметь множество локальных минимумов.

Решение задачи предполагается следующим (рис.14Б).

Сеть сенсомоторных преобразований $F \rightarrow U$ имеет топологию двух-слойной структуры, причем второй слой образуют вставочные нейроны, которые, как и в реальных нейронных структурах, осуществляют возвратное торможение. В этой нейронной сети связи от эфферентных нейронов на вставочные являются возбуждательными, матрица этих связей $B = (b_{ij})$, $b_{ij} > 0$, связи от вставочных нейронов к эфферентным являются тормозными, матрица связей $C = (c_{ji})$, $c_{ji} < 0$. Распределение вектора входных воздействий по эфферентным нейронам определяется матрицей $A = (a_{ki})$, $a_{ki} > 0$: i, j, k – соответственно количество эфферентных нейронов, вставочных нейронов и компонент входного вектора силы.

Далее, существует вторая нейронная сеть (сеть преднастройки или сеть состояний), которая отображает в пространстве поз манипулятора некоторое множество значений выходного вектора сети. Входами этой сети являются выходы датчиков суставных углов, а число выходов равно числу вставочных нейронов первой сети (сенсомоторной сети). Каждый выход второй сети заканчивается на отдельном вставочном нейроне первой сети и при активности выхода полностью тормозит связанный с ним вставочный нейрон. Это комбинаторное вытормаживающее воздействие на вставочные нейроны может быть представлено вектор-столбцом $P = (p_1, p_2, \dots, p_j)$ с выходной функцией сети подстройки $P = P(q, t)$. Тогда функция сенсомоторной сети определяется как $U(t) = A * [B * C * P(q, t)] * F(t)$. Обучаемыми в этой структуре являются веса связей, определяемые матрицами B и C , причем обучение производится отдельно для каждого значения вектора P . Так как для такой сети частные производные критерия не вычисляются, а могут быть получены лишь их текущие оценки и существуют априорно неизвестные временные задержки между приращением аргумента и откликом критерия на это приращение, то в качестве алгоритма обучения целесообразно использовать метод многоканального синхронного детектирования со случайным опорным сигналом [41].

Сейчас мы фактически полностью повторили описание нейронной сети для реализации алгоритмов зрительного анализа при рассматривании сцен. Это не случайно. По нашему мнению, такая топология нейронных сетей максимально полно удовлетворяет условиям их применимости в задачах активного восприятия внешней среды роботами.

В целом процесс формирования сенсомоторной координации в такой сетевой структуре протекает следующим образом. Текущей позе манипулятора соответствует определенное (произвольное) состояние вектора

выходных значений нейронной сети преднастройки. Эта сеть вытормаживает часть вставочных нейронов и при взаимодействии манипулятора с внешней средой рассогласование значения вектора силы с целевым вектором запускает механизм подстройки коэффициентов сенсомоторной сети. Манипулятор при этом куда-то смещается. Если за время T правильная реакция манипулятора на сенсорное воздействие не найдена, то для нового значения позы формируется новое значение вектора выходов сети преднастройки, включаются другие вставочные нейроны и процесс повторяется. В результате такой организации процедур обучения при активном взаимодействии робота со средой одна сеть обучается адекватно целевым условиям идентифицировать состояние манипулятора, а вторая – правильно реагировать на внешние воздействия в каждом из состояний. Исследования на математической модели плоского трехзвенника показали сходимость алгоритмов обучения.

Заключение

Предложенная модель организации нейронной сети сенсомоторной координации обладает рядом положительных качеств. В частности, процедура комбинаторного вытормаживания вставочных нейронов, на которых и происходит собственно обучение, снимает проблему разобучения старому образу при обучении новому. А эта проблема характерна практически для всех обучающихся системам. В предлагаемой же модели, если старое нужно помнить, то вставочные элементы, связанные с ним, нужно вытормозить при новом обучении. Изложенные соображения о новой нейросетевой парадигме формирования сенсомоторной координации могут быть достаточно продуктивными при синтезе других систем с активным поведением.

И, напоследок, хочется еще раз подчеркнуть, что реализация свойств объектности и константности восприятия робота возможна только на нейросетевой базе, и что без воплощения этих свойств робот будет продолжать оставаться игрушкой, а не полноценным субъектом взаимодействия с внешней средой.

Литература

1. *Нильсон Н.* Мобильный автомат, построенный с использованием принципов искусственного интеллекта // В кн.: Интегральные роботы. — М.: Мир. 1973. — с.21—40.
2. *Frolov A.A., Roschin V.Y., Birjukova E.V.* Adaptive neural network model of multijoint movement by working point velocity // *Neural Network World*, **4** (4), 1994, pp.493—508.
3. *Самарин А.И.* Перспективы нейрокомпьютерных решений различных классов задач. // В кн.: Научная сессия МИФИ-99. Всероссийская научно-техническая конференция Нейроинформатика-99. Дискуссия о нейрокомпьютерах. —М.: МИФИ, 2000. — с.72—75.
4. *Анохин П.К.* Принципиальные вопросы общей теории функциональных систем // В кн.: Принципы системной организации функций. — М.: Наука. 1973. — с.5—61.
5. *Горбань А.Н.* Обучение нейронных сетей. — М.: СП ПараГраф, 1990. — 160 с.
6. *Дамиенайтис А.К.* Пространственно-временные преобразователи сигналов движущихся изображений для восприятия скорости движения роботов-манипуляторов // В кн.: Зрительные системы. Материалы Всесоюзного симпозиума «Зрение организмов и роботов». — Вильнюс, 1987. — с.306—317.
7. *Ballard D.H.* Animate vision // *Artificial Intelligence*. — 1991, v.48. pp.57—86.
8. *Bajcsy R.K.* Active perception // *Proc. IEEE*. — 1988, v.76, No. 8. pp.996—1005.
9. *Aloimonos Y., Weiss I., Bandyopadhyay A.* Active vision // *IJCV*. — January 1988, v.1, No.4. — pp.333—356.
10. *Rao R., Ballard D.H.* An active vision architecture based on iconic representations // *Artificial Intelligence*. 1995, v.78, No.1-2. pp.461—505.
11. *Burt P.J.* Attentional mechanisms for vision in a dynamic world // *Proc. of Intern. Conf. on Pattern Recognition*, Rome, 1988, pp.977—987.
12. *Burt P.J.* Smart sensing within a pyramid vision machine // *Proc. IEEE*. —1988, v.76. — pp.1006-1015.
13. *Kuniyoshi Y., Kita N., Rougeaux S., Shuehigo T.* Active stereo vision system with foveated wide angle lenses // *Proc. of the 2nd Asian Conf. On Computer Vision*, Singapore, 1995, 359-363.
14. *Hecht-Nielsen R., Zhou Y.T.* VARTAC: A foveal active vision ATR system // *Neural Networks*, Vol.3, No. 7/8, 1995, pp.1309—1321.
15. *Wodnicki R., Roberts G.W., Levine M.D.* A foveated image sensor in standart CMOS technology // *Proc. of the Custom Integrated Circuits Conference*, Santa Clara, May 3, 1995.
16. *Boldic M., Levine M.D.* A review of biologically-motivated space-variant data reduction models for robotic vision. Technical Report TR-CIM-95-05, Center for Intelligent Machines, McGill University, April 1995. (CVIU-Oct.1996)
17. *Boldic M., Levine M.D.* A Real-time foveated sensor with overlapping receptive fields. Technical Report TR-CIM-95-06, Center for Intelligent Machines, McGill University, March 1995. (Real-Time Imaging — May ,1996)
18. *Ferrari F., Hielsen J., Questa P., Sandini G.* Space variant imaging. // *Sensor Review*, Vol.15, issue No.2, 1995, pp.17—20.
19. *Pardo F., Boluda J.A., Perez J.J.* Design issues on CMOS space-variant image sensors // *Proc. of the SPIE Conference on Advanced Focal Plane Arrays and Electronics Cameras*, AFPAEC'96, Berlin, Oct. 1996.

20. *Tistarelli M., Sandini G.* Dynamic aspects in active vision. // CVGIP-Image Understanding, 56:108-129. Special Issue on Purposive, Qualitative, Active Vision, Y.Aloimonos (ed.), 1992, 56, pp.108–129.
21. *Tistarelli M.* Active/space variant object recognition. // Image and Vision Computing, 1995, 13(3), pp.215–226.
22. *Rao R.P.N., Zelinsky G.J., Hayhoe M.M., Ballard D.H.* Eye movements in visual cognition: A computational study / Technical Report 97.1, Department of Computer Science, University of Rochester, March 1997.
23. *Rao, R.* Top-down gaze targeting for space-variant active vision // Proc. ARPA'94, vol. II, pp.1049–1058.
24. *Sato Y., Toyoda M.* Active vision with two differentiated visual fields // Proc. ICPR'92, vol. I, pp.31–35.
25. *Gieffing G.J., Jan H., Mallot H.* Saccadic object recognition with an active vision system // Proc. ICPR'92, vol.I, pp.664–667.
26. *Shevtsova N.A., Faure A., Klepatch A.A., Podldchikova L.N., Golovan I.A., Rybak I.A.* Model of foveal visual preprocessor.// Proc. of the SPIE Symposium PHOTONICS EAST'95, Philadelphia, Pennsylvania, 1995, pp.588–597.
27. *Koch C., Mathur B.* Neuromorphic vision chips // IEEE Spectrum, 33 (5), 1996, pp.38–46.
28. *Самарин А.И.* Бионическая модель системы «глаз-рука» зрительно-двигательной координации робота // Доклады Межд. конференции по бионике, Бионика-78, М.-Л., т.1, 1978, с.147–149.
29. *Hecht-Nielsen R., Zhou Y.-T.* VARTAC: A foveal active vision ATR system // *Neural Networks*, 1995. 8, pp.1309–1321.
30. *Ярбус А.Л.* Роль движения глаз в процессе зрения. — М.: Наука, 1965. — 166 с.
31. *Абду И., Прэнтт У.* Количественный расчет детекторов контуров, основанных на подчеркивании перепадов яркости с последующим пороговым ограничением // ТИИЭР, 1979, N5, с.59–70.
32. *Александров В.В., Горский Н.Д.* Представление и обработка изображений: Рекурсивный подход. — Л.: Наука, 1985. — 192 с.
33. *Гаврилей Ю.К., Самарин А.И., Шепелев И.Е.* Преднастройка нейронных сетей в задачах зрительного анализа // В кн.: Научная сессия МИФИ-2000. 2-я Всероссийская научно-техническая конференция Нейроинформатика - 2000. Сб. научных трудов в 2-х частях. Ч1. М. МИФИ, 2000, с.161–166.
34. *Widrow B., Lehr M.A.* 30 years of adaptive neural networks: Perceptron Madaline, and backpropagation // Proceedings of the IEEE, 1990, 78(9), pp.1415–1442.
35. *Nasrabadi N.M., Li W.* Object recognition by a Hopfield neural network, SMC(21), 1991, pp.1523–1535.
36. *Бессарабов И.И., Гаврилей Ю.К., Кубатько А.Ю., Самарин А.И.* Разработка и исследование активной системы машинного зрения для управления поведением сложных объектов // В сб.: «Докл. III конф. РОАИ: новые информационные технологии», г. Нижний Новгород, 1997, с.184–188.
37. *Schwartz E.L., Greve D.N., Bonmassar G.* Space-variant active vision: Definition, overview, and examples // *Neural Networks*, vol.8, Number 7-8, 1995, pp.1297–1308.
38. *Психология машинного зрения / Под ред. П.Уинстона.* — М.: Мир. 1978. — 344с.

39. Самарин А.И. Формирование сенсомоторных отношений при активном взаимодействии автономной системы с внешней средой // В сб. научных трудов Всероссийской научно-технической конференции «Нейроинформатика – 99». Ч.2.М.: МИФИ. 1999. с.172–180.
40. Самарин А.И., Финкельштейн Б.А. Нейрокибернетический подход при синтезе «мозга» интеллектуального робота // В кн.: Самоорганизация и адаптивные информационно-управляющие системы. Изд-во Научного совета по комплексной проблеме «Кибернетика» АН СССР. — М., 1979. — с.76–88.
41. Расстригин Л.А. Системы экстремального управления. — М.: Наука, 1974. — 632с.

**Базовые Интернет-ссылки по проблеме приложения нейронных сетей
в задачах робототехники**

An Integrated Approach to Intelligent Systems (The University of Berkley):
<http://robotics.eecs.berkeley.edu/~layney/MURI/Intro/index.html>

MIT MURI Project:
<http://www.ai.mit.edu/projects/muri/index.html>

The Boston University MURI Project:
<http://cns-web.bu.edu/muri/>

Biomorphic Robotics:
<http://www.iguana-robotics.com/RobotUniverse/BiomorphicRobots.htm>

The Neurobotics Lab:
<http://neurobotics.bu.edu/robotics/index.html>

Rao R Активное зрение, динамическое восприятие (The University of Rochester, Computer science department):
<http://www.cs.rochester.edu/u/rao/>

Sandini G. The Space-variant CCD Sensor (The University of Genova, Italy):
<http://www.lira.dist.unige.it/Projects/Projects/Babybot/logpolar/ccd.html>

Wodnicki et al.'s foveated CMOS sensor:
http://www.pcmp.caltech.edu/visionchips/vision_chips/wodnicki.html

Foveated Imaging (The University of Texas):
<http://fi.cvis.psy.utexas.edu/>

The Log-Polar Transform and its Properties:
<http://www.ks.informatik.uni-kiel.de/~vok/research/lpt/lpt.html>

Vision Chips or Seeing Silicon:
http://www.eleceng.adelaide.edu.au/Groups/GAAS/Bugeye/visionchips/vision_chips/vision_chips.html

Computational Vision and Active Perception:
<http://www.bion.kth.se/ongoing/ongoing-html.html>

Active Attention Control Lab:
<http://www.etl.go.jp/etl/robotics/People/nkita/acac/extra/English/welcome.html>

KRINC/LACOS "Robot Vision II" project:
<http://www.krinc.ru/dnmmr/lacos96.html>

The Laboratory for Neural Network Modeling in Vision Research:
<http://www.voicenet.com/~rybak/nisms.html>

BMV: Behavioral model of Visual Perception and Recognition:
<http://www.voicenet.com/~rybak/vnc.html>

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

В.Г. ЯХНО

Институт прикладной физики РАН, Нижний Новгород

E-mail: yakhno@appl.sci-nnov.ru

**ПРОЦЕССЫ САМООРГАНИЗАЦИИ В
РАСПРЕДЕЛЕННЫХ НЕЙРОНОПОДОБНЫХ СИСТЕМАХ:
ПРИМЕРЫ ВОЗМОЖНЫХ ПРИМЕНЕНИЙ**

Аннотация

Рассмотрены базовые модели нейроноподобных систем, с помощью которых описывается динамика однородных систем и иерархия процессов при адаптивном распознавании сложных изображений. Приведены основные результаты о формировании пространственно-временных (автоволновых) структур в таких системах. Полученные решения используются для интерпретации вариантов нормального восприятия и режимов возможного самовозбуждения при трансформации сенсорных сигналов, регистрируемых в физиологических экспериментах. Рассматриваются примеры динамики параллельной обработки сложных изображений и режимов адаптивного принятия решений автоматической системой, построенной на основе предложенных нейроноподобных моделей и схем.

V.G.YAKHNO

RAS Institute of Applied Physics, Nizhny Novgorod

E-mail: yakhno@appl.sci-nnov.ru

**SELF-ORGANIZATION PROCESSES IN DISTRIBUTED
NEURON-LIKE SYSTEMS.
EXAMPLES OF POSSIBLE APPLICATIONS**

Abstract

The most typical basic models of neuron-like media which describe both dynamics of homogeneous systems and hierarchic levels of recognition of complex images are considered. The results of possible dynamics studies for spatio-temporal (autowaves) structures are presented. The obtained solutions were used to interpret the dynamics of a normal perception modes and violations in the transformation of sensor signals in physiological experiments. Examples of parallel processing modes dynamics for complex images and adaptive modes for decision making systems are demonstrated.

1. Введение

Все живые системы воспринимают и обрабатывают информационные сигналы, дающие им представление как о состоянии внешней среды, так и о состоянии частей своего собственного организма. Качество восприятия, обработки, интерпретации живыми существами таких сигналов в значительной мере определяет их жизненные способности и возможности противодействовать различным повреждающим воздействиям. В обычных условиях обычные люди принимают существование способностей к эффективной обработке информации и адекватной реакции на нее как вполне естественную, исходно предоставленную им возможность.

Проблемы начинаются при попытках построения формализованных описаний для механизмов работы таких, повседневно встречающихся в нашей жизни, адаптивных систем распознавания. С одной стороны, не просто собрать необходимый набор данных о разнообразных и часто не-явных связях в сложно устроенных активных иерархических системах. Трудно разобраться в режимах функционирования таких систем на основе многообразия наблюдаемых в экспериментах откликов.

Другая трудность заключена в самом человеке-исследователе, который, желая разобраться в работе сложных объектов окружающей нас природы, опирается на свои собственные, часто ему самому непонятные, особенности в представлениях о восприятии и интерпретации распознаваемых сигналов. Возможно ли рассмотрение этих областей исследования на основе единых формализованных схем?

Опыт показывает, что это возможно, если выбранные схемы, фактически представляющие собой «слова» в нашем языке описания, адекватны регистрируемому экспериментальным данным и если эти схемы построены из ограниченного числа универсальных блоков преобразования входного потока изображений (большие потоки информации обычно представляют в виде наборов изображений).

Основная цель этой работы состоит в рассмотрении возможностей использования тех представлений, которые связаны с динамикой «картин» активности в распределенных неравновесных системах и демонстрации их адекватности для описания разнообразных режимов поведения реальных активных распознающих систем. Единый язык структур пространственно-временной активности необходим для описания динамики

каждой из выбранных базовых моделей и адекватного сопоставления с поведением изучаемых природных объектов.

Более того, мне нравится точка зрения, согласно которой результаты о режимах функционирования активных распределенных систем, даже если исходно они были получены при рассмотрении проблем физиологии, биофизики, химии, психологии, обществоведения и т.д., могут и должны относиться к разделу ФИЗИКИ СЛОЖНЫХ СИСТЕМ [1–17]. Такой подход означает, что использование формализованного языка на основе «картин» активных состояний предлагает, в первую очередь, выделение основополагающих физических механизмов, определяющих динамику поведения изучаемых природных объектов. И лишь после этого рассматриваются детали многочисленных фактов, связанных с принадлежностью к той или иной научной дисциплине.

Сети из взаимосвязанных активных элементов встречаются на всех уровнях иерархии структурной организации природных распределенных систем из активных элементов (см. табл. 1 [6, 13]).

Таблица 1.

Примеры экспериментально наблюдаемых АВП

Объекты	Скорость	Тип АВП
<u>Физические</u> Полимерная пленка Кипящая пленка Пленка на подложке полупроводниковая Магнитокристаллическая пленка Электронно-дырочная плазма	10^{-2} – 10 см/мин 0 – 1 см/с 1 см/с 10^4 м /с 0	БФ ДС, БФ БФ, БИ БФ, БИ БФ, ДС
<u>Технические</u> Сети связанных автогенераторов Активная RC- линия Распределенные люминесцентные преобразователи изображения. Нейроноподобные двумерные оптически активные среды с положительными нелокальными обратными связями и их телевизионные аналоги. Лабораторная плазма газового разряда Сверхпроводящая проволока		СА, СФА, СЧА БФ, БИ, БФ, БИ, ДС, БФ, БИ, АИВ, СФА, СЧА, ДС, БФ, ДС БФ, ДС

<u>Химические</u> Горящие среды	0 – 2 см/с	БФ, ДС
------------------------------------	----------------	--------

Горячие среды с теплопроводностью зависящей от температуры (режимы с обострением)	0	ДС,
Барретор (проволока с током в среде H_2 и He)	10^{-2} – 10 см/с	БФ
Реакции Белоусова-Жаботинского	2 м/с	БФ
Железная проволока в азотной кислоте	0,5 см/с	ДС, СА, БИ, АИВ,
Реакция окисления аммиака на платине	5 м/с	БФ
Реакция окисления углерода на платине		
Высокотемпературный синтез (реакции титана с углеродом и им подобные)	1 – 15 см/с	БФ
Реакция галогенирования и гидрогалогенирования твердых углеводородов при низких температурах	0,1 – 2 см/с	БФ
Реакция полимеризации эпоксицианального олигомера аминами	10^{-2} см/с	БФ
Биологические		
Нейронные ансамбли		
а) быстрые волны		
б) медленные волны	10 – 50 см/с	БИ, АИВ
Сетчатка глаза	2 – 5 мм/мин	БИ, АИВ
Активные филаменты в хвостовых водорослях	50 мкм/с	БИ
Коралловые полипы	50 см/с	БИ
Плазмодий миксомицета		
Популяции амёбодных клеток	10 – 50 мкм/с	СА, БИ, АИВ
Популяции прыткой ящерицы	1 – 5 мкм/с	БИ, АИВ
Образование тромбов-паттернов в кровеносных сосудах	0	ДС
Механо-химические волны на поверхности оплодотворенной яйцеклетки лягушки, инициируемые внутриклеточной инъекцией нитритил-1,4,5-трифосфата		ДС, АИВ
	1-5 мкм/с	БИ

В этой таблице использованы следующие сокращения возможных пространственно-временных структур в неравновесных системах: **АВП** – автоволновый процесс; **БФ** – бегущие фронты; **БИ** – бегущие импульсы; **АИВ** – автономные источники волн; **СА** – синхронные автоколебания; **СФА** – структуры фаз при автоколебаниях; **СЧА** – структуры частот при автоколебаниях; **ДС** – диссипативные структуры.

Особенности функционирования многих сложных распределенных систем можно описывать с помощью моделей НЕЙРОНОПОДОБНЫХ систем. Дело в том, что математические модели многих неравновесных систем имеют такой же вид, как и уравнения для взаимосвязанных ан-

самблей «классических» нейронов с возбуждающими и тормозными воздействиями. Можно выделить два основных признака, характеризующих поведение систем нейроноподобного типа. **Первый** – существование **нескольких стационарных состояний** у активных элементов в распределенной или сетевой архитектуре. Эти состояния определяются механизмами выделения и поглощения энергии элементами среды. **Второй** – существование **нелокальных пространственных связей** между активными элементами. Из таких элементарных подсистем, как известно, построены очень многие природные и искусственно созданные технические системы.

При рассмотрении адаптивных систем можно выделить три уровня моделирования динамических процессов, связанных с обработкой изображений:

а) на первом уровне рассматриваются модели однородных неравновесных сред с одной, двумя или более компонентами;

б) ко второму уровню относятся модели элементарных классификаторов или систем принятия решения с фиксированными алгоритмами и заданным набором операций, требуемых для классификации изображений или их фрагментов;

в) к третьему уровню относятся модели адаптивных «нетривиальных» классификаторов, умеющих подстраиваться под специфические признаки обрабатываемых сигналов, а также под цели, поставленные перед системой. В них возможны операции более точного кодирования за счет формирования ассоциаций между потоками сигналов различных модальностей (зрительными, слуховыми, тактильными и др.).

В этом кратком обзоре рассмотрен следующий набор задач и примеров:

1) формулировка вариантов базовых моделей распределенных нейроноподобных систем – взаимосвязанных однородных сетей из активных элементов с тормозными и активирующими связями (раздел 2); варианты систем и схем с иерархическим управлением (раздел 4);

2) описание наиболее характерных динамических режимов в распределенных нейроноподобных системах (раздел 2) и использование их для выделения признаков (раздел 3);

3) примеры разработки функциональных схем для систем адаптивного принятия решений (разделы 4 и 5).

2. Базовые модели однородных нейроноподобных систем и их характерные решения

УДК 004.032.26 (06) Нейронные сети

107

Однокомпонентная модель однородной распределенной нейроноподобной системы, которая описывает действие M механизмов активации, имеет вид:

$$\frac{du(t,r)}{dt} = -k_1 u(t,r) + \sum_{m=1}^M k_{2m} F_m \left[-t_{0m} + \int_{-\infty}^{+\infty} \Phi_m(\xi-r) \cdot u(t,\xi) \cdot d\xi \right] + D_1 \frac{\partial u(t,r)}{\partial r^2} \quad (2.1)$$

В такой модели переменная $u(t,r)$, характеризующая состояние системы в данный момент времени, определяется величиной потока сигналов в каналах связи (первое и третье слагаемые) между активными элементами и уровнем сигналов, генерируемых самими активными элементами (второе слагаемое). Схематическое изображение участия переменной $u(t,r)$ в работе активных механизмов, характерное для такой модели, показано на рис. 2.1а. Коэффициенты k_1 и k_{2m} зависят соответственно от плотностей каналов связи (влияющих на релаксационные процессы в рассматриваемом объеме) и плотности расположения генераторов сигналов в элементарном объеме системы. Функции $\Phi_m(\xi-r)$ в модели (2.1) определяются из экспериментальных данных и определяют величины взаимодействия в пространстве между элементами системы для каждого активного механизма (см., например, рис. 2.1в). Вид функций $F_m[\]$ определяется амплитудами регистрируемых в экспериментах ступенчатых изменений при пороговом реагировании m -го активного механизма генерации сигналов (см. рис. 2.1г). Однокомпонентные модели обычно используются для описания возможного вида стационарных пространственных распределений активности в системе, а также автоволновых процессов перехода между такими стационарными распределениями.

Модель для двухкомпонентной распределенной нейроноподобной системы обычно записывается в виде интегро-дифференциальных уравнений [18–23, 25–30]:

$$\begin{aligned} \frac{du}{dt} &= -\frac{u}{\tau_1} + \beta_{F_1}(g) F_1 \left[-t_1(g) + \int_{-\infty}^{\infty} \Phi_1(\xi-r, g) \cdot u(\xi, r) \cdot d\xi + U_{input}(r, t) \right] + \\ &+ D_1 \frac{\partial u(t,r)}{\partial r^2} \\ \frac{dg}{dt} &= -\frac{g}{\tau_2} + \beta_{F_2}(g) F_2 \left[-t_2(g) + \int_{-\infty}^{\infty} \Phi_2(\xi-r, g) \cdot u(\xi, r) \cdot d\xi + G_{input}(r, t) \right] + \end{aligned} \quad (2.2)$$

$$+ D_2 \frac{\partial g(t, \vec{r})}{\partial r^2} \quad (2.3)$$

В этой модели переменная $u(t, \vec{r})$ обычно описывает уровень активации ансамбля нейроноподобных элементов с возбуждающими воздействиями, а переменная $g(t, \vec{r})$ – уровень активации ансамбля элементов с тормозными влияниями.

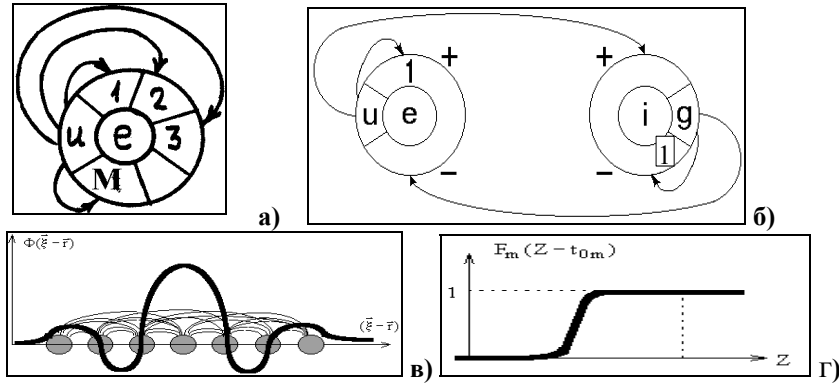


Рис.2.1. Схема связей между нейроноподобными элементами в ансамблях, описываемых одной – (а)) и двумя – (б)) переменными: а) в схеме однокомпонентной модели показано, что переменная $u(t, \vec{r})$ участвует в работе нескольких активных механизмов (они обозначены цифрами 1, 2, ..., соответственно); обозначение “е” в кружке указывает на возбуждающий характер воздействий; б) на схеме для двухкомпонентной модели, буквами “е” и “i” в соответствующих кружках для переменных $u(t, \vec{r})$ и $g(t, \vec{r})$, обозначены возбуждающие и тормозные воздействия; цифры 1 обозначают существование только одного активного механизма для каждой переменной; если в нейронных ансамблях существует большее количество активных механизмов, то на схеме это следует обозначать соответственно увеличенным числом стрелок взаимовлияния и цифрой, определяющей количество механизмов; в) пример нелокальной функции пространственной связи типа “латеральное торможение”; г) пороговая функция изменения активности нейронов от входного сигнала.

Параметры $\frac{1}{\tau_1}$, $\frac{1}{\tau_2}$ и $\beta_{F_1}(g)$, $\beta_{F_2}(g)$ характеризуют плотности связей и количество генераторов импульсов в элементарном объеме для каждой рассматриваемой компоненты. $t_1(g)$ и $t_2(g)$ – соответствующие пороги срабатывания возбуждающих и тормозных нейронов. Кроме внутренних связей между нейроноподобными элементами в распределенной системе имеются внешние воздействия ($U_{input}(r, t)$ и $G_{input}(r, t)$), которые моделируют поток входных сигналов, поступающих от сенсорных входов. Например, в зрительной системе величины $U_{input}(r, t)$ и $G_{input}(r, t)$ описывают потоки сигналов, которые идут от активированных клеток с сетчатки правого и сетчатки левого глаза. Зависимость этих сигналов от интенсивности света на входных изображениях $I_{Right}(r, t)$ и $I_{Left}(r, t)$, воздействующих на сетчатки, выражаются через соответствующие функции для рецептивных полей в виде:

$$U_{input}(r, t) = \int_{-\infty}^{+\infty} \Phi_{UR}(\vec{\xi} - \vec{r}) \cdot I_{Right}(t, \vec{\xi}) \cdot d\vec{\xi} + \int_{-\infty}^{+\infty} \Phi_{UL}(\vec{\xi} - \vec{r}) \cdot I_{Left}(t, \vec{\xi}) \cdot d\vec{\xi}. \quad (2.4)$$

$$G_{input}(r, t) = \int_{-\infty}^{+\infty} \Phi_{GR}(\vec{\xi} - \vec{r}) \cdot I_{Right}(t, \vec{\xi}) \cdot d\vec{\xi} + \int_{-\infty}^{+\infty} \Phi_{GL}(\vec{\xi} - \vec{r}) \cdot I_{Left}(t, \vec{\xi}) \cdot d\vec{\xi}. \quad (2.5)$$

где $\Phi_{UR}(\vec{\xi} - \vec{r})$ и $\Phi_{UL}(\vec{\xi} - \vec{r})$ – функции, описывающие рецептивные поля и определяющие силу воздействия на ансамбль возбуждающих нейронов в зрительной коре от разных точек сетчаток соответственно правого и левого глаза. $\Phi_{GR}(\vec{\xi} - \vec{r})$ и $\Phi_{GL}(\vec{\xi} - \vec{r})$ – соответствующие функции для рецептивных полей, характеризующие действие входных световых изображений на ансамбль тормозных нейронов в зрительной коре.

Схемы основных взаимодействий между переменными в одно- и двухкомпонентной системах показаны на рис. 2.1а, б.

При проведении исследований с помощью численных расчетов обычно используются дискретные аналоги рассмотренных распределенных моделей. Использование обычной разностной схемы, например, для двумерной однокомпонентной модели приводит к уравнению следующего вида:

$$u_{i,j}^{n+1} = u_{i,j}^n (1 - t_u / \tau_u) + t_u \cdot \beta_u \cdot F[-T + \sum_{k=-M, l=-D}^{k=M, l=D} \Phi_{k,l} u_{i+k, j+l}^n + u_{ex, i, j}^n] + D_1 (u_{i+1, j}^n + u_{i-1, j}^n + u_{i, j+1}^n + u_{i, j-1}^n - 4 \cdot u_{i, j}^n) \quad (2.6),$$

где $u_{ex, i, j}^n = \sum_{k=-M, l=-D}^{k=M, l=D} S_{k,l} I_{i+k, j+l}$, $S_{k,l}$ – коэффициенты матрицы, характери-

зующей рецептивное поле от сенсорных элементов, t_u – шаг дискретизации по времени, $\Phi_{k,l}$ – коэффициенты матрицы, получившиеся при дискретизации непрерывной функции связи в однородном поле взаимосвязанных нейроноподобных элементов. Уравнение (2.6) представляет собой одну из моделей взаимодействия клеточных автоматов. Эта модель также описывает параллельный процесс вычислений или обработки исходной информации, проводимый на матрицах процессорных элементов с программируемой структурой связей. Управляя значениями параметров $\Phi_{k,l}$, $S_{k,l}$, t_u , τ_u , β_u , T , можно изменять режимы преобразования входного изображения $I_{k,l}$ и получать необходимый набор упрощенных изображений (препаратов), которые в дальнейшем используются для вычисления кодового описания изучаемого изображения. Для осмысленного управления необходимо иметь данные о характерных динамических режимах, возможных в однородных нейроноподобных системах. Некоторые результаты, иллюстрирующие возможную динамику преобразования изображений, показаны на рис. 2.2.

Для исследования динамических процессов в однородных моделях первого уровня были разработаны приемы качественного описания возможных решений, при этом полезными оказались методы анализа автоволновых процессов в однородных неравновесных системах [6, 13, 16, 20, 27]. Некоторые решения были исследованы аналитически. Затем эти результаты проверялись и использовались в численных расчетах. Каждое решение в моделях (2.1) – (2.6) может быть представлено в виде аттрактора в соответствующем фазовом пространстве. Основная трудность при рассмотрении возможных решений состоит в нахождении набора «элементарных» аттракторов, из которых можно было бы конструировать любое из исследуемых решений системы. По аналогии с качественным описанием решений в нелинейных сосредоточенных системах была разрабо-

тана регулярная процедура качественного анализа решений распределенной системы. Она содержит следующие этапы анализа возможных решений: нахождение стационарных решений; изучение их устойчивости к возмущениям разного пространственного масштаба; анализ режимов перехода от неустойчивых решений к устойчивым.

Для анализа процессов формирования пространственных структур в однородных нейроноподобных системах была разработана исследовательская система.

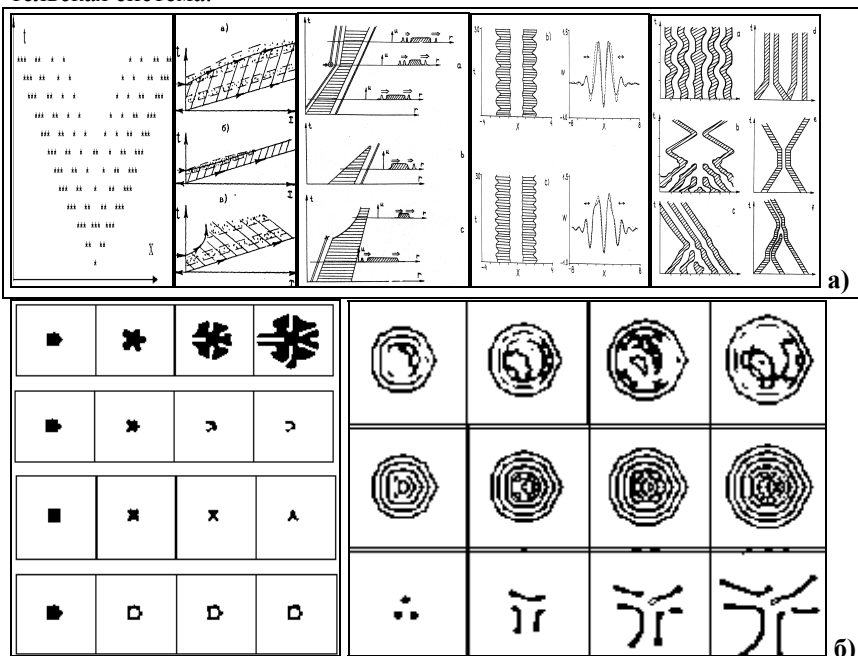


Рис.2.2. Набор примеров автоволновых процессов в двухкомпонентных системах: (а) 15 типичных режимов автоволновой динамики в одномерных системах, x – пространственная координата, y – время, заштрихованы области возбужденных состояний; особенности распространения и взаимодействия импульсов были изучены в зависимости от параметров модели; (б) семь вариантов временных процессов в двумерной системе, x и y – пространственные координаты, темные области соответствуют возбужденным состояниям в пространстве; последовательности изображений в строчках показывают временные изменения автоволновых структур для различных параметров модели [29].

Было показано, что основные параметры, определяющие решения моделей (2.1) – (2.6), могут быть разделены на три группы: а) параметры, определяющие временную динамику отдельных активных элементов; б) параметры, описывающие пространственную связь между активными элементами; в) характер начальных условий, определяющий особенности формирования динамических структур.

Были рассмотрены условия существования различных решений. Среди них можно выделить: различные типы распространяющихся или «схлопывающихся» импульсов, как в системах со ждущим, так и триггерном режимах, формирование неподвижных структур (рис.2.2а); автономные источники импульсов; переходные процессы и формирование структур расфазировки и рассинхронизации автоколебаний (рис.2.2б).

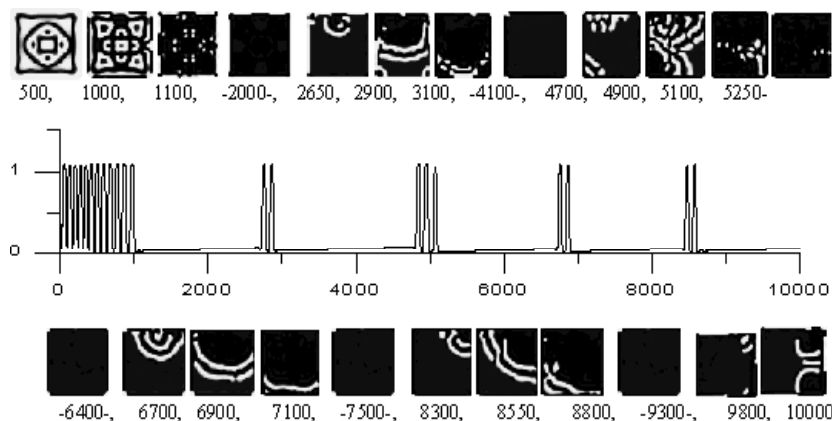


Рис.2.3. Пример пространственных структур самовозбуждения в распределенных системах и формирования вспыхивающего режима эпилептиформной активности, связанной с эволюцией разного вида автоволновых процессов в модели трехкомпонентной нейроноподобной среды. На графике в центре показано временное изменение нейронной активности в центральной точке области наблюдения. Рисунок получен по материалам работы [31].

Нелокальные пространственные связи приводят к новым решениям в виде фронтов переключения с дополнительными импульсами и пульсирующими неподвижными импульсами (рис.2.2а). Для функции в виде «латерального возбуждения» было показано существование импульсных областей с «мерцающей» активностью (рис.2.2а).

В двумерных системах были изучены новые решения, связанные с неустойчивостью распространения плоских фронтов (рис.2.26).

Проведение дальнейших исследований в этом направлении ориентировано на нахождение более полного дерева возможных решений в одномерной и двумерной системах.

Среди примеров, в которых проводилось сопоставление полученных решений с экспериментальными данными, можно выделить следующие: а) рассмотрение особенностей динамики автоволн распространяющейся депрессии в коре головного мозга; б) описание режимов нормального восприятия и вариантов патологического преобразования зрительных сигналов в физиологических экспериментах (см. рис.2.3); в) оценки параметров автоволновых процессов в сердечной мышце; г) описание автоволновых режимов, связанных с выбросом кальция в мышечных клетках.

3. Выделение признаков в однородных нейроноподобных системах

Основная идея эффективного использования двумерных нейроноподобных (неравновесных) сред для обработки изображений состоит в формировании последовательности операций параллельного преобразования больших потоков для вычисления необходимого набора признаков. Одновременная работа всех элементов однородных нейроноподобных систем обеспечивает параллельный режим преобразования потока данных. Оказалось, что однородные нейроноподобные среды эффективно выполняют такие преобразования. При этом среди множества решений, реализуемых в однородных нейроноподобных средах и описанных в предыдущей главе, для целей распознавания используется лишь частный класс рассмотренных ранее решений. Обычно используют только те решения, которые приводят к формированию стационарных структур. При кодировании изображений параллельные алгоритмы реализуют следующую последовательность преобразований потока данных из одного типа в другой: полутоновые изображения $\rightarrow$ в бинарные изображения $\rightarrow$ в наборы промежуточных признаков $\rightarrow$ в окончательные наборы кодовых признаков.

Следует отметить, что развитая в последние годы методика обработки изображений, связанная с разложением по wavelet-функциям [24] или известным ранее функциям Габора, фактически представляет строгое математическое оформление той процедуры, которая осуществляется при формировании различных частей постсинаптического потенциала в ней-

роноподобных системах (см. (2.2) – (2.5)). Все наиболее известные wavelet-функции качественно соответствуют экспериментально зарегистрированным профилям для рецептивных полей или зависимостям силы взаимодействия между нейроноподобными элементами от их пространственного расположения в однородных системах. Нелинейные динамические процессы, следующие за такой пространственно-временной фильтрацией, позволяют обеспечить дальнейшую селекцию тех фрагментов изображения, для обработки которых предназначена соответствующая нейроноподобная сетевая или распределенная система.

Рассмотрим примеры результатов преобразования изображений в распределенных нейроноподобных системах. Исходное полутоновое изображение задавалось для системы в виде начального условия. Динамический процесс приводил к формированию стационарных структур. Варианты преобразований в однокомпонентных системах приведены на рис.3.1. За несколько временных шагов в системе формируются следующие бинарные препараты исходного начального условия (рис.3.1a): контрастное изображение (рис.3.1b), контур заданной толщины (рис.3.1c,d), линии заданных направлений (рис.3.1e,h), объекты с размерами 1*1 и 4*4 (рис.3.1n), вершины углов (рис.3.1m,o), центральные оси фигуры (рис.3.1p).

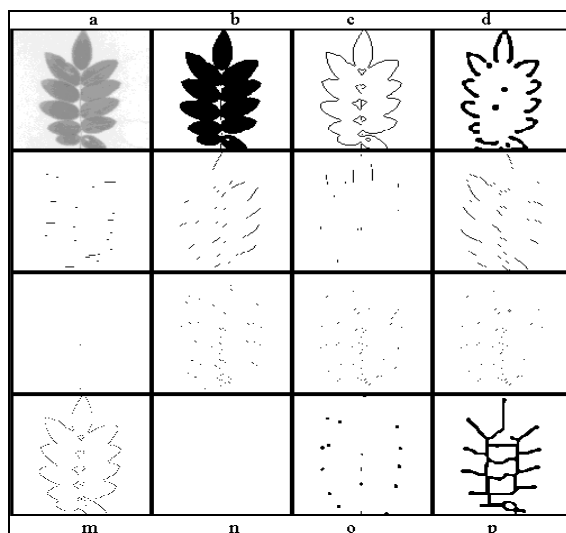


Рис.3.1.

Для вариантов моделей нейроподобной системы с перестраиваемой функцией связи получали более качественные, чем обычно, преобразования в бинарное изображение.

В этом случае исходные полутоновые изображения обрабатывались с помощью адаптивного нелинейного фильтра, в котором параметры функции связи менялись в каждой точке в соответствии с особенностями конкретного изображения.

Были рассмотрены также алгоритмы выделения искомым фрагментов на изображении в однокомпонентных нейроподобных системах с изотропными функциями связи между элементами. Исходное изображение подавалось в наборы однокомпонентных нейроподобных систем, настроенных на выделение объектов разных масштабов. В результате получали варианты полутоновых и бинарных препаратов для объектов разного масштаба. Результат работы этого алгоритма, выделяющего детали исходного изображения на разных пространственных частотах, показан на примере изображений промышленных объектов (рис.3.2).

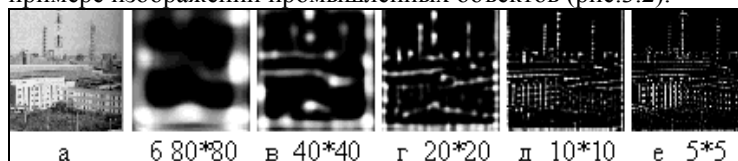


Рис. 3.2

Были получены результаты выделения характерных деталей на изображении в однокомпонентных нейроподобных системах с анизотропными функциями связи между элементами. Исходное изображение обрабатывалось на нейроподобных средах с анизотропными функциями связи (8 направлений анизотропии 0, 22.5, 45, 67.5, 90, 112.5, 135, 157.5 градусов), настроенными на выделение объектов разного размера. После сложения результатов обработки получали картины характерных областей для разных масштабов исходного изображения. На основе этих данных были продемонстрированы алгоритмы простейшего кодирования изображений в нейроподобных системах (рис.3.3).

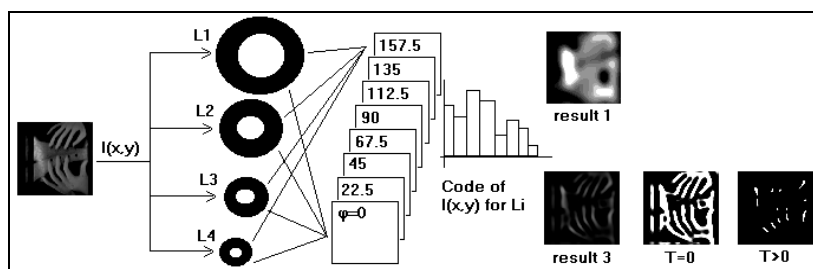


Рис.3.3. Пример схемы путей преобразования входного изображения в «кодовое» описание фрагмента изображения для последующего анализа.

В двухкомпонентных системах были рассмотрены примеры обработки изображений с адаптивным порогом, определение которого осуществлялось с помощью второй компоненты в заданной окрестности каждой точки исходного изображения. Такая обработка позволяет выделить границы между областями с разными текстурами. Пороги для обработки изображения в каждой точке равны среднему по некоторой окрестности исходного изображения. Это достигается введением диффузионной функции связи между элементами по второй переменной, а исходное изображение, обработанное в однослойной системе с диффузионной функцией связи, и является адаптивным порогом для исходного изображения.

Известно, что эффективный путь повышения быстродействия компьютеров связан с организацией параллельных вычислений. На примере ряда рассмотренных в [25,26,30] операций обработки изображений были получены оценки числа тактов для параллельных преобразований в нейроноподобных системах.

Операция	Матрицы свертки (M*M)	Число тактов
Контрастирование	5*5	2
Контур толщиной в 1 пиксель; концы отрезков	5*5	2
Линии заданного направления толщиной в 1 пиксель	5*5	2
Точки пересечения линий	5*5	4
Выделение центральных осей изображения (толщина 1 пиксель)	7*7	150
Выделение объектов меньше заданного размера L *L пикселей	4L*4L	2-3
Выделение объектов заданного размера L *L пикселей	4L*4L	2+2+1=5
Выделение характерных областей на изображении	11*11 - 41*41	~ 25
Выделение границ между текстурами	21*21	6-7

Приведенные примеры демонстрируют возможность использования АВП в качестве кодового «языка» для описания функциональных режимов параллельного преобразования больших потоков информации. На основе этих режимов разработаны варианты алгоритмов нейроноподобной исследовательской системы принятия решений по прецедентам. Такие алгоритмы, в первую очередь, ориентированы на их реализацию в «мелкозернистых» многопроцессорных ЭВМ [32], разрабатываемых сейчас некоторыми фирмами в виде специализированных чипов.

Аппаратная реализация систем, использующих процессы в нейроноподобных системах, может быть выполнена с помощью матриц взаимосвязанных процессорных элементов. Например, преобразования, соответствующие уравнению (2.6), могут быть эффективно реализованы на NeuroMatrix NM6403 на элементной базе ПЛИС, разработки фирмы XILINX, а также ряде других специализированных микропроцессорных устройств [33].

4. Базовые модели адаптивных распознавателей и характерные режимы их реагирования

В теории распознавания образов разработаны разнообразные алгоритмы, хорошо зарекомендовавшие себя при обнаружении объектов заранее заданного вида и в заранее определенных условиях их наблюдения (см., например, [34–36]). Менее разработаны архитектуры автоматических систем, способных адаптироваться и обучаться к разнообразным изменениям наблюдаемого объекта и меняющимся условиям наблюдения. При этом важно отметить, что речь идет о таких адаптирующихся системах, в которых могут накапливаться и, по мере необходимости, предоставляться оператору, данные об оценках эффективности выполняемых операций настройки. Эффективность таких операций определяется подсистемами, обеспечивающими различные модельные описания: а) моделей изучаемых объектов; б) моделей поведения объектов; в) моделей ситуаций наблюдения; г) моделей поведения самой системы в каждой из возможных ситуаций и т.д. Все остальные подсистемы в автономной распознающей системе ориентированы на обеспечение правильной работы с имеющимися в ней наборами моделей. Каждая из таких моделей тесно связана с набором возможных алгоритмов преобразования потоков данных в системе. Возможность реализации своих адаптационных способностей автономная система всегда демонстрирует с помощью набора основополагающих ал-

горитмов (обычно внесенных или построенных учителем). Адаптивное поведение в этом случае представляет собой автоматический подбор параметров в алгоритмах или выбор последовательности использования заданных основополагающих алгоритмов.

Рассмотрим функциональные схемы основных преобразований в системах распознавания, которые могли бы обеспечить автоматическое выполнение наиболее необходимых операций для автономной системы. Такие схемы описывают динамические системы принятия решений по виду потока информационных сигналов (изображений) с настройкой конечного числа алгоритмов. Эти системы обладают потенциально сложными реакциями на внешние стимулы. При их описании желательно, по возможности, минимизировать набор переменных, используемых в операциях адаптации системы на новый вид изучаемого изображения или новую ситуацию ее работы. Отметим, что адаптивное поведение представляет собой пример процессов самоорганизации в динамических системах.

4.1. Нейроноподобные системы второго уровня

Модели принятия решений с настройкой фиксированных алгоритмов имеют нейроноподобные взаимосвязи между активными элементами. При сравнении с однородными нейроноподобными системами первого уровня их естественно назвать «нейроноподобные системы второго уровня». Схемы систем этого уровня описывают самые необходимые, «элементарные» операции классификации и принятия решений в распознающих устройствах [37–39], с их помощью можно интерпретировать данные о различных режимах реагирования биологических систем. Имеются экономические, социальные и другие приложения использования таких моделей функциональных схем.

В обобщенной функциональной модели адаптивного распознающего устройства (см. рис.4.1) выделены следующие основные пути трансформации изображений:

а) путь «кодирования» (стрелка А) – преобразование исходного входного изображения в дерево кодовых значений (блоки 1–3), описывающих особенности входного набора данных (изображения) в терминах обучающего его эксперта;

б) путь «генерации» (стрелка Б) – обратного восстановления изображения, интерпретирующего первоначальное входное изображение, по имеющимся в архиве кодовым значениям (блоки 3–4), т.е. формирование

представления данного классификатора о том первоначальном изображении, по которому было создано такое дерево кодовых значений;

в) путь формирования полей оценок на основе сравнения наборов кодовых значений на соответствующих этапах «кодирования» и «генерации» изображений – блоки 5;

г) алгоритмы формирования решения в блоке 3а на основе полученных оценок сравнения. Результат решения передается либо на исполнительные механизмы, либо для автоматического управления вариантами алгоритмов кодирования, генерации потока данных и интерпретации решений. Для этого используются алгоритмы в блоке 6, из заранее подобранного учителем – разработчиком набора.

Такая архитектура соответствует практически всем известным системам классификации сложных сигналов. Стандартные процедуры при обучении людей также соответствуют представленным на схеме операциям. Практически любой процесс обучения представляет собой уточнение и согласование операций кодового описания с операциями восстановления исходного сигнала из кодов. Предлагаемая схема адаптивного распознавателя формализует возможные взаимосвязи между наборами алгоритмов «кодирования–декодирования», принятия решений и оценками выполняемых операций. Разнообразие вариантов автоматических систем, построенных по такой архитектуре, связано с широким диапазоном используемых преобразований потока данных в каждом из отмеченных четырех путей. Формирование наиболее адекватных алгоритмов обработки и принятия решений определяется моделями, описывающими структуру обрабатываемого изображения, и моделями, описывающими условия работы и формирование целей системы.

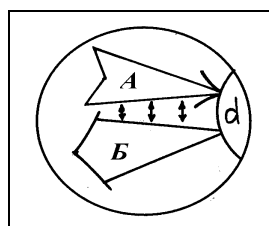
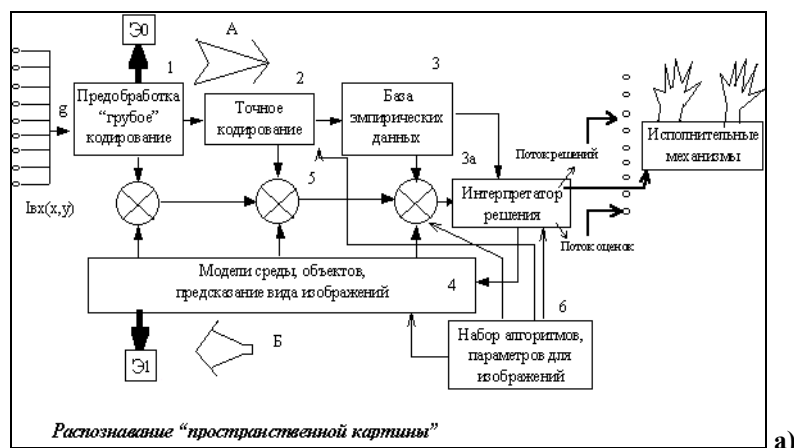


Рис.4.1. а) Схема путей преобразования информационного потока данных в системах принятия решений с фиксированным набором алгоритмов. б) Упрощенная схема основных операций в нейроноподобной системе второго уровня.

Рассмотрим некоторые режимы в такой динамической системе.

Точность работы алгоритмов распознавания, даже при небольшом наборе обучающих примеров, может быть проверена по результатам циклического процесса, когда полученное кодовое описание входного изображения восстанавливается в интерпретацию этого входного изображения, затем восстановленное изображение снова запускается на кодирование, и так далее. Скорость сходимости значений в этом цикле «кодирование → восстановление → кодирование → ...» и величины отличий от первоначально полученных значений характеризуют адекватность и точность выбранных алгоритмов. Такой режим, как известно, используется при обучении живых систем. Он позволяет на малом количестве примеров адаптировать алгоритмы на выделение наиболее важных признаков изображения. В этом процессе можно увидеть также аналогию с тем, что называется процессом сознания, т.е. процессом, когда изучаемый образ находится в цикле периодической обработки, анализа и проверки. Если же система

не использует процесс восстановления с последующим сравнением (в частности, если предыдущий опыт работы уже убедил ее в корректности выбранных алгоритмов), то решение принимается сразу же по кодовым признакам, и передается на запуск исполнительных механизмов. Этот режим, по-видимому, аналогичен инстинктивным, неосознанным, реакциям в живых системах.

В качестве наглядного подтверждения существования у человека функциональной системы восстановления зрительных образов, можно привести известные всем факты четкого восприятия изображений во сне. В условиях, когда сигнал на внешних сенсорах отсутствует, внутренние процессы «активации кодов в базе данных» запускают функционирование нейронных ансамблей, связанных с восстановлением зрительных образов. В бодрствующем состоянии у животного внешние сигналы от сенсоров, по-видимому, превалируют над сигналами внутренней интерпретации кодов. В то же время, и в обыденной жизни, и в медицинской практике, хорошо известно, что некоторые люди могут четко воспринимать видения, на самом деле являющиеся галлюцинациями.

Обобщенные модели распознавателей, такие как на рис.4.1, могут использоваться также для оптимальной настройки в отдельных блоках самой распознающей системы. Например, при выполнении каждой из необходимых операций при кодировании (или восстановлении) изображения, требуется произвести настройку точности выполнения этой операции в зависимости от характерных признаков обрабатываемого фрагмента (см., например, рис.4.2). Такую настройку каждой выделенной операции естественно проводить в рамках уже описанной схемы (рис.4.1). Таким образом, в блоках формирования оценок можно выделить, как минимум, три поля или набора оценок:

- а) набор оценок, характеризующий качество выполнения операций при кодировании входного изображения;
- б) набор оценок, характеризующий качество выполнения операций восстановления интерпретирующего входного изображения из кодового описания;
- в) основной набор оценок, характеризующий качество согласованной работы алгоритмов «кодирования–восстановления» входного изображения.

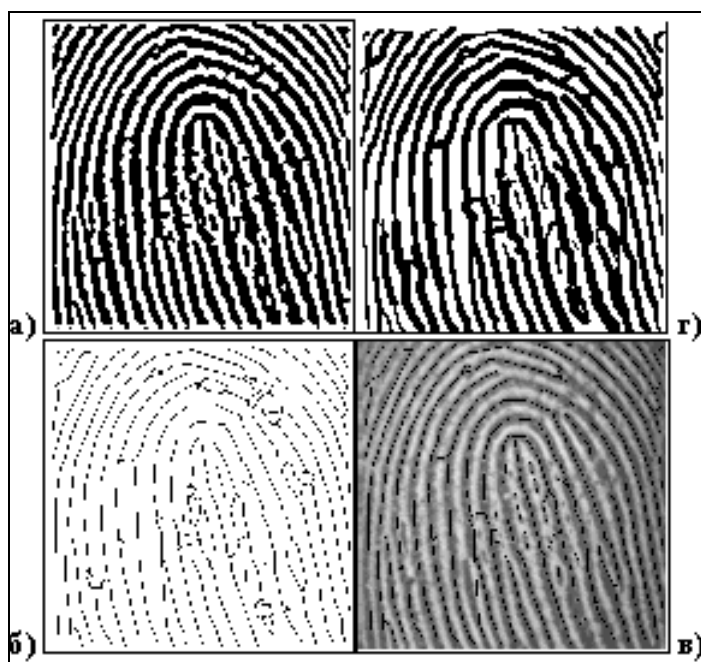


Рис.4.2. Пример сопоставления результатов преобразования исходного изображения в бинарное – (а), скелетизированное – (б) и обратное восстановление изображений из кодовой таблицы в виде скелета – (в) (показанного на исходном полутоновом) и в восстановленной бинарной форме – (г). Рисунок из работы [25].

Следует отметить, что в основном наборе оценок, кроме оценок качества работы алгоритмов «кодирования–восстановления», возможно выделение дополнительных полей оценок сравнения.

Важными оценками при распознавании сложных изображений считаются признаки новизны: они количественно оценивают данные на изучаемом фрагменте изображения по шкале «новое–известное».

Другой важный набор, определяющий последовательность действий системы при распознавании и точность ее решения, связан с оценками совпадения предсказанного, ожидаемого, значения с реально полученными величинами для изучаемого фрагмента изображения. Например, если из дерева кодовых значений в базе данных известно, что соседями распознанного фрагмента ожидаются (с заданной вероятностью) объекты опре-

деленного класса, и они там действительно оказываются, то предсказание оценивается как ожидаемое. Если же осуществляется регистрация других объектов, чем ожидалось, то оценка отражает новизну наблюдаемой ситуации. Оценка производится по шкале «предсказанное–неожиданное».

Различные стратегии поведения распознающей системы связаны с использованием своих наборов из полей оценок, а опыт работы конкретной системы выражается в определенных величинах весов их приоритетного использования. Для более подробного описания свойств природных объектов может потребоваться введение какого-либо нового поля оценок, например, характеризующего «красоту», «доверие», «притягательность», «сложность» и т. п. качества объекта.

Список возможных жизненных и экспериментальных примеров, подтверждающих эффективность схемы на рис.4.1 для адаптации алгоритмов, можно увеличивать и дальше. Однако более перспективным для разработки такого вида адаптивных систем было бы обнаружение условий и фактов (например, по предложению от вдумчивых читателей), когда описанная схема динамической системы становится неэффективной.

При разработке и описании разнообразных адаптивных распознающих устройств, формальная схема, приведенная на рис.4.1, может рассматриваться как элементарная базовая ячейка. Эффективность ее использования была продемонстрирована при разработке устройств биометрического контроля доступа [25]. Возможность повышения точности распознавания при настройках алгоритмов в таком подходе показана также на рис.5.2.

Воспользуемся свойствами такой универсальной базовой ячейки (нейроподобной системы второго уровня) для рассмотрения новых модификаций адаптивных систем с увеличенным диапазоном рабочих возможностей.

4.2. Нейроподобные системы третьего уровня

Рассмотрим, в частности, одну из схем автономного распознающего устройства, в динамических режимах которого заложены возможности обоснованного переключения между целями работы системы. Для этого используются поля мотивационных оценок, связанных с сопоставлением параметров для ожидаемых условий работы со значениями этих параметров, полученных при обработке поступающих изображений. Для описания таких режимов необходимо, чтобы иерархическая система адаптивного распознавания могла регистрировать особенности временных изменений в описаниях объектов на изображениях и особенности условий, в ко-

торой приходится работать системе, т.е. возможные варианты «ситуации».

Конструирование распознающего устройства (рис.4.3), дополнительно выделяющего признаки временных изменений входного потока данных и рабочей «ситуации», естественно осуществлять с помощью уже рассмотренной ранее схемы на рис.4.1. Имеются три аналогично устроенных узла обработки сигналов:

- а) узел I – для распознавания статических «пространственных картин»;
- б) узел II – для распознавания «временных зависимостей»;
- в) узел III – для распознавания «ситуаций».

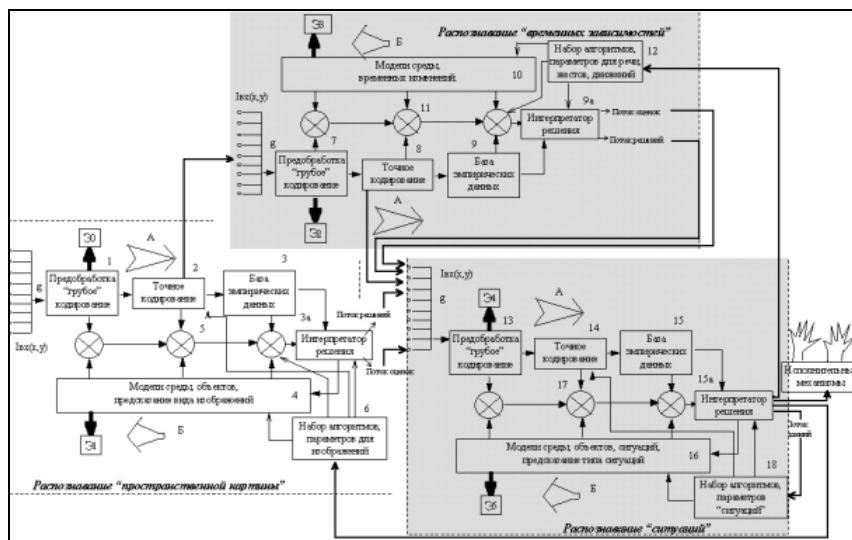


Рис.4.3. Схема связей между «пространственным», «временным» и «ситуационным» узлами в нейроноподобной системе третьего уровня.

Предложены следующие взаимосвязи между потоками изображений и данными их описаний. Первые шесть блоков (узел I) выполняют точно такие же операции, как и в уже описанной схеме на рис.4.1. Принципы работы двух других узлов (узел II и III) точно такие же, как было описано для моделей второго уровня (см. рис.4.1), только в каждом узле для выполнения операций используются свои специальные алгоритмы, соответствующие своему типу потока обрабатываемых ими данных.

Режимы этой модифицированной системы рассматриваются на основе анализа трех основных видов операций:

а) сегментация и кодирование объектов на статических изображениях, определение временных изменений признаков, полученных от потока статических изображений, определение возможных вариантов «ситуационных» состояний;

б) коррекция и проверка модельных описаний для каждого наблюдаемого целевого объекта по идентифицирующим его признакам, по особенностям временного поведения и ситуациям, в которых действует этот объект;

в) анализ распределения величин в полях оценок всех трех блоков и на основе этого анализа принятие решений о возможности запуска исполнительных устройств, коррекции или модификации состояний всей системы или отдельных ее блоков.

При выполнении первого вида операций, в соответствии со схемой на рис.4.3, задействованы блоки 1, 2, 3, 7, 8, 9, 13, 14, 15. В каждом узле (статических изображений, временных изменений, ситуационных описаний) формируется свое кодовое дерево для иерархических описаний изображений, движения объектов на них и ситуаций действия этих объектов. Например, временные характеристики входного потока изображений естественно будут определять и временную иерархию описания наблюдаемых процессов: «быстрый жест» – «фонема»; «набор жестов» – «слово»; «набор слов» – «предложение» – «ситуационное действие»; «набор предложений» – «ситуация» и т.д..

Во втором виде операций для проверки и коррекции модельных описаний используются алгоритмы в блоках 3, 4, 9, 10, 15, 16. Принятые решения и интерпретация принятых входных изображений визуализируются на экранах Э₁ и Э₃ от блоков 4 и 10. Общее решение о ситуации и происходящих действиях выводится на экран Э₅ от блока 16.

В третьем виде операций поля оценок, полученные в блоках 5, 11, 17, анализируются в блоках 3а, 9а, 15а – «интерпретаторы решений». Интерпретатор решений в каждом узле, на основании работающего в нем алгоритма интерпретации набора оценок, может корректировать параметры или менять алгоритмы «кодирования–восстановления» и используемые им алгоритмы принятия решений в собственном узле распознавания.

В то же время, интерпретатор решений в узле оценки ситуаций может корректировать и изменять алгоритмы во всех узлах распознавания такой адаптивной системы. Это означает, что поле мотивационных оценок в

узле III (оценки ситуаций) становится определяющим в управлении рабочими режимами всей системы. Поле мотивационных оценок представляет собой набор рассогласований между реально измеренными параметрами, характеризующими текущее описание ситуации, и величинами этих параметров, которые соответствуют поставленной перед системой задачей. При этом каждая из возможных целей работы системы связана со своим набором значений целевых параметров и заданным диапазоном, в котором они должны удерживаться. Переключение от одной цели к другой заключается в смене одного вида «профиля целевых значений параметров» на другой.

Возможные варианты динамических режимов при переключениях с одного целевого задания на другое сильно зависят от выбранного алгоритма управления действиями, обеспечивающими достижение целей. Эти алгоритмы, в первую очередь, ориентированы на уменьшение величин рассогласования на мотивационном поле, но в них учитываются и оценки затрат, которые необходимы для выполнения этих действий. Как известно, в социально общепринятом варианте, решения принимаются на основе сравнения реально наблюдаемых значений с величинами на мотивационном поле по двум порогам (обозначим их как, «низкий» и «высокий»). Значения, меньше «низкого» порога, практически не учитываются, и считается, что по этим параметрам мотивация отсутствует. Для значений больше «высокого» порога система также принимает решение не реагировать, что означает признание недостижимости для нее этой цели. Зато значения параметров на поле мотиваций в диапазоне между низким и высоким порогами означают необходимость реагирования системы таким образом, чтобы эти величины рассогласований на мотивационном поле стремились к нулю или, по крайней мере, стали меньше низкого порога.

Таким образом, задание цели в «узле ситуаций» автономной системы определяется набором параметров, значения которых на мотивационном поле должны быть обращены в ноль или, по крайней мере, снижены меньше «низкого» порога. Алгоритмы выполнения этой процедуры задаются моделями ситуаций, используемыми в узле III. Как известно, для уменьшения рассогласования можно использовать две операции: а) воздействие на внешние объекты и изменение их состояний под модельные представления автомата; б) изменение собственной цели, модельного описания внешних объектов и ситуации. Динамика выбора алгоритма и определение долей использования первого или второго типа операций при достижении сформулированной цели зависят от конкретного опыта

автономной системы. Эти процессы, несомненно, могут иметь очень интересные интерпретации, если представлять их на языке общепринятых житейских ситуаций. Изучение разнообразных динамических режимов в этой обширной области психологии автономных распознающих систем требует дополнительного рассмотрения и выходит за рамки этой статьи.

Еще один вариант иерархической модельной схемы адаптивного кодирования потоков сложных сигналов может быть предложен для случая обработки входных потоков изображений от разных сенсорных каналов (см. схему на рис.4.4).

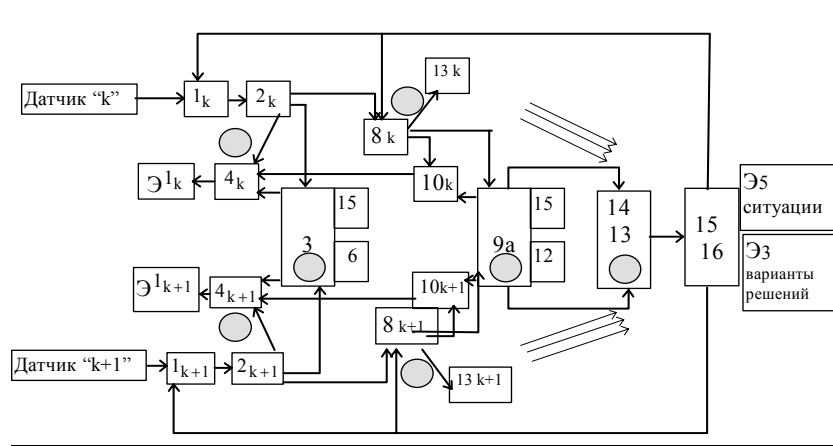


Рис.4.4. Схема путей взаимодействия потоков информации от двух различных датчиков входных сигналов. Номера блоков и выполняемые ими операции соответствуют данным, приведенным на рис.4.1 и рис.4.3. При необходимости подключения сигналов от других датчиков система достраивается аналогичным образом.

Для повышения эффективности распознавания потоков информации в живой природе часто используется взаимодействие сигналов разной природы. Эти факты указывают на необходимость введения дополнительного уровня структурной организации в функциональных моделях нейроподобных систем. О режимах поведения таких моделей также судят по виду характерных «картин» коллективной активности ее элементов. Функциональная схема системы распознавания, описывающая взаимодействие сигналов от разных сенсорных каналов, может быть представлена на ос-

нове предыдущих моделей, первого и второго уровней (см. рис.4.4). Из приведенных на рисунке связей видно, что пересечение потоков сигналов от разного типа сенсорных датчиков можно организовать, в самом общем случае, через любой из четырех путей обработки в схемах распознающих систем предыдущего уровня: для любых пар, троек и, может быть, большего числа из взаимодействующих сигнальных потоков. К наиболее известным типам сигналов относятся: акустические, видео; тактильные; химические, «манипуляторные» – описывающие конфигурацию и расположение манипуляторов; словесное описание; «эмоциональное» – описание оценок новизны ситуации, уровня удовлетворения выполненной операцией, доверия к полученным данным, оценки предполагаемой угрозы, работоспособности системы – «тестовые» оценки, а также сигналы других типов.

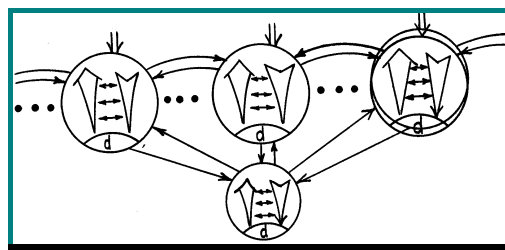


Рис.4.5. Схема возможного соединения нейроноподобных распознающих систем второго или третьего уровня в единую сеть, описание состояний которой можно проводить на основе моделей нейроноподобных систем первого уровня.

Это означает, что существует самоподобие в архитектуре иерархических нейроноподобных систем. Естественно ожидать, что и динамика реагирования таких систем на разных уровнях иерархии должна быть представлена аналогичными режимами функционирования.

Варианты возможных взаимосвязей по пути кодирования таких сигналов весьма многочисленны (например, только для одной пары взаимодействующих потоков сигналов их насчитывается ~ 10), поэтому при выборе наиболее эффективных взаимосвязей для конкретного вида изучаемых объектов на изображении необходимо опираться на знания опытных специалистов, либо проводить трудоемкие экспериментальные исследования. В качестве примера можно привести психофизиологические данные о том, что большинство звуков оцениваются не только по их смыслу, но и по шкалам других модальностей «хороший–плохой», «медленный–подвижный», «слабый–сильный» и т.д. Известны исследования, в кото-

рых показано, что слова, не связанные с описанием красок, вызывают ощущение цветовой палитры и формируют своеобразное зрительное восприятие основного смысла этих слов. Таким образом, в системах с много-сенсорным восприятием информации возможно самообучение и формирование многопараметрических описаний внешнего мира. Такие системы имеют возможность, с одной стороны, принимать весьма точные решения (точность может быть оценена с помощью модельных блоков 4, 10 и 16), а с другой стороны, перестраивать (оптимизировать) свои параметры под обрабатываемый сигнал или ситуацию (контекст), в которой происходит работа системы.

Понятно, что такая сложноорганизованная система будет обладать гораздо большей точностью классификации информационного потока, чем при использовании простых распознающих систем второго уровня, работающим лишь с одним типом сенсорных сигналов. Имеющиеся данные показывают, что проявление такого типа реагирования в живых системах возможно не только на уровне всего организма, но и для отдельных его частей, клеток и, может быть, даже на уровне клеточных и мембранных структур.

Предлагаемый здесь набор моделей показывает возможность формирования «самоподобного» описания режимов функционирования на разных уровнях организации иерархических систем. Действительно, если результаты работы таких сложных преобразующих устройств, какими являются адаптивные распознаватели, выражаются по одномерной оценочной шкале «распознал – сомневаюсь – не распознал», то описание этой переменной для однородной сети взаимосвязанных распознавателей (рис.4.5) может проводиться с помощью моделей первого уровня. Возникает своеобразная «фрактальность» в архитектуре нейроноподобных моделей. Модели первого уровня используются для построения и описания работы моделей второго и третьего уровней, а результаты коллективной работы взаимосвязанных модельных элементов второго и третьего уровней могут описываться моделями первого уровня. Каждая из этих моделей может быть использована для описания своих специфических особенностей сложной динамики коллективного реагирования изучаемого набора элементов на любом уровне иерархии сложноорганизованных систем нейроноподобного типа.

Конечно, возможны и другие представления функциональных архитектур адаптивных распознающих устройств. Однако, в предлагаемом здесь подходе для конструирования функциональных схем и описания

динамики автономных распознающих систем удастся использовать конечный набор универсальных ячеек: нейроноподобные системы первого, второго и третьего уровней – и в результате на их основе описать очень широкий круг экспериментальных фактов поведения живых адаптивных распознающих систем и функционирования их технических аналогов.

5. Примеры результатов для промежуточных операций настройки адаптивной распознающей системы

Рассмотрим примеры, в которых различные поля оценок использовались для количественной проверки точности работы выбранных алгоритмов распознавания. Именно на основе этих данных выполняются операции адаптационных перестроек в автономной системе.

Определение точности выделения заданного объекта на фоне других объектов проводилось на основе оценочной величины Сигнал/Шум (контрастность распознавания). Для этого при сканировании исследуемого изображения регистрировались величины выбранной меры близости в пространстве признаков к области, соответствующей распознаваемому объекту. На рис.5.1а приведен пример данных, получаемых для такого поля оценок. Значения меры в пространстве признаков представлены в относительных единицах (по отношению к величине порога для принятия окончательного решения).

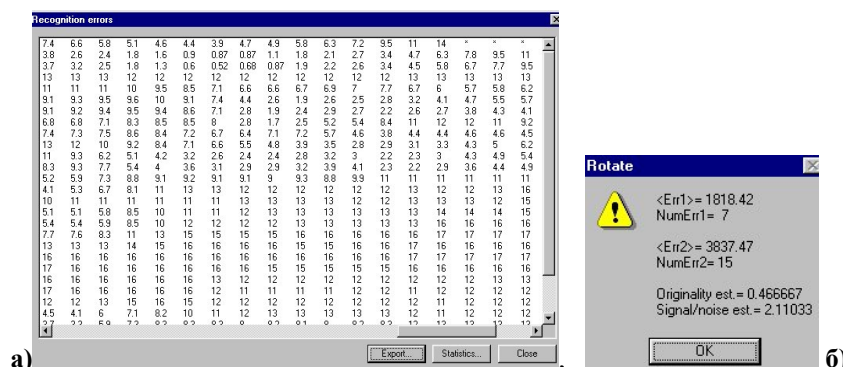


Рис.5.1. Примеры оценочных полей в адаптивной системе.

Данные этого поля используются для вычисления оценки контрастности распознавания. Величина Сигнал/Шум вычислялась по формуле:

$$\text{Signal/noise} = \langle \text{Err2} \rangle / \langle \text{Err1} \rangle$$

где $\langle \text{Err2} \rangle$ – средние значения в тех точках поля, которые соответствуют ближайшим, похожим на распознаваемый объект, $\langle \text{Err1} \rangle$ – средние значения в точках поля, соответствующих найденному объекту.

На рис.5.1б приведены интегральные результаты, выдаваемые программой распознавания: отношение сигнал/шум – контрастность выделения распознаваемого объекта на фоне «ближайших» похожих на него; оценка уникальности объекта на исследуемом изображении; средние значения меры в пространстве признаков для точек распознанного и точек «похожих» на него фрагментов. Значения оценочных полей, приведенные на рис.5.1 были получены для некоторого исходного алгоритму кодирования.

Для повышения точности распознавания естественно использовать дополнительные признаки (например, параметры цветности). В другом варианте модификации были использованы дополнительные алгоритмы кодирования искомых объектов по характеристикам их устойчивости к искажающим, «шумовым», воздействиям. В частности, подсчитывались признаки, характеризующие устойчивость выделенного фрагмента изображения к искажениям в обработке, связанные с изменением порогов бинаризации, к угловым поворотам распознаваемого фрагмента и ряда других возмущений.

Для определения эффективности работы модифицированных алгоритмов использовалось два оценочных поля: а) расстояние в исходном пространстве признаков, деленное на заданную величину порогового значения (при учете признаков цветности); б) расстояние в дополнительном пространстве признаков, также деленное на заданную для него величину порогового значения (для оценок, определяющих устойчивость к искажениям). В связи с тем, что вычисляемые наборы признаков связаны с практически независимыми операциями преобразования фрагментов изображения, можно пользоваться интегральной мерой близости к распознаваемому объекту, полученной перемножением этих двух чисел.

Использование этих оценочных полей позволило для выбранного вида тестового изображения (рис.5.2) провести сравнение работы модифицированных алгоритмов. Обработка тестового изображения показала, что алгоритмы с дополнительными признаками цветности повышают контрастность выделения заданных объектов до $\sim 5-10$, а учет дополнительного архива устойчивости к искажениям приводит к повышению контрастности до 50–1000, а иногда и существенно больше. На изображениях УРК 02.032.26(06) и 02.032.26(06) отмечены центры

маленькими точками отмечены центры фрагментов сравнения при сканировании изображения, эллипсами выделены области нахождения распознанных объектов.

Рассмотрим теперь некоторые данные, связанные с использованием узла III на рис.4.3 в управлении режимами работы системы распознавания. Для модельного описания рабочих ситуаций в этом узле системы могут, например, использоваться следующие параметры:

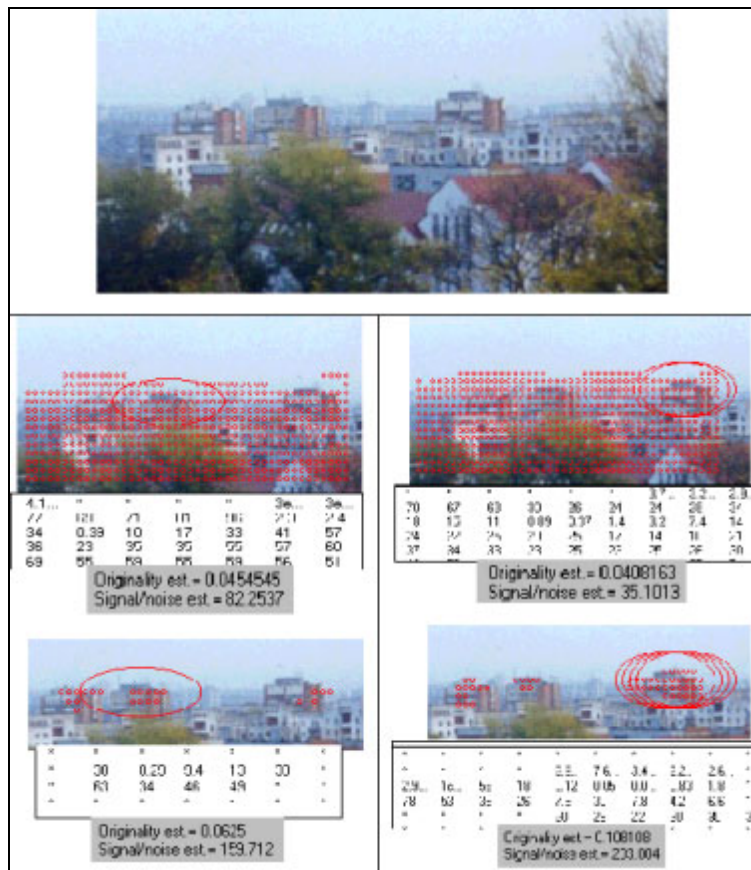


Рис.5.2. Пример результатов работы системы, цель которой состояла в выделении заранее заданных объектов на фоне городского пейзажа.

Рисунок из совместной работы с П.Г.Хурлаповым и А.А.Тельных.

а) данные о внешних условиях (особенности условий освещения, погодные условия, перечень важных внешних объектов, местоположение распознающей системы на местности и т.д.);

б) данные о режимах работы самой системы распознавания (параметры текущего внутреннего состояния системы, заданный набор целей, алгоритм достижения заданных целей, режим наиболее быстрого или точного поиска, алгоритм сканирования изображения, и другие аналогичные параметры).

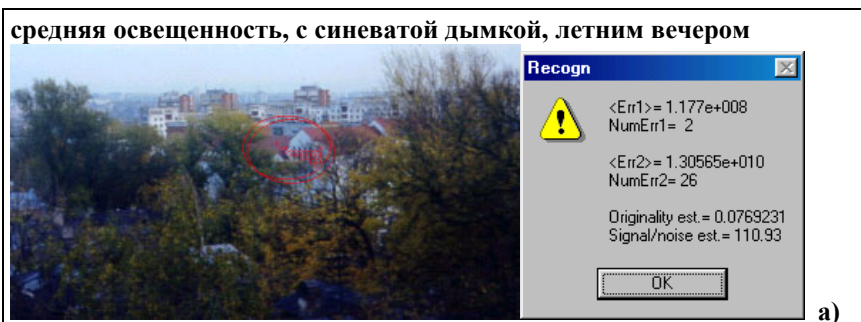
Таким образом, примеры режима подробного сканирования (показанного на фрагментах изображения в средней части рис.5.2) и режима избирательного сканирования (показанного на фрагментах изображения в нижней части рис.5.2) представляют собой один из результатов управляющих воздействий из узла III при выборе конкретных алгоритмов работы в узле I адаптивной системы.

Другой пример результатов настройки алгоритмов и выбора последовательности выполнения операций в адаптивной распознающей системе при изменении внешних условий наблюдения показан на рис.5.3. Перед системой была поставлена задача непрерывного выделения на поступающих в систему изображениях определенного участка крыши заранее определенного дома среди прочих объектов. Программная система была предварительно обучена на примерах изображений этого городского пейзажа в различных ситуациях (разные сезоны года, условия освещенности и т.п.).

В режиме распознавания система первоначально в блоках 1–6 узла I настраивалась на оптимальное выделение признаков «ситуации» и эти данные запоминались в узле III. В узле II (в блоках 8–12) проводилась настройка на более точное выделение признаков временных изменений ситуации (особенности изменений ситуации во времени). В узле III по данным некоторых интегральных признаков и решениям, принятым в узлах I и II, определялись классы ситуаций наблюдения, которые на изображениях рис.5.3 описаны в словесной форме.

На рис.5.3а приведено решение, полученное в узле III, о ситуации наблюдения (средняя освещенность с синеватой дымкой летним вечером, временные изменения – незначительны). В соответствии с этим решением узел III задает параметры для алгоритмов распознавания в узлах I и II. На анализируемом изображении размером 634*362 результат выделения ис-

когого фрагмента показан двумя эллипсами. При этом контрастность распознавания в принятом решении оценивается по величине Сигнал/Шум.



низкая освещенность в пасмурную погоду зимнего вечера



Рис.5.3. Варианты автоматического выделения заранее определенной детали дома на фоне городского пейзажа при меняющихся погодных условиях. Рисунок из совместной работы с П.Г. Хурлаповым и А.А. Тельных.

Видно, что для ситуации, показанной на рис.5.3а, среднее расстояние для двух распознанных точек ~ 120000000 , а среднее расстояние для 26 точек, ближайших к значениям для распознанного объекта ~ 13000000000 . Таким образом, оценка контрастности имеет величину ~ 111 , что превышает исходно заданный в узле III порог, поэтому решение считается принятым.

На рис.5.3б приведено решение, полученное в узле III о другой ситуации наблюдения (средняя освещенность при рассеянном солнечном свете в осенний день), в соответствии с которым выбираются более подходящие параметры для алгоритмов распознавания в узлах I и II. Результат выделения искомого фрагмента (один эллипс) показан на проанализированном изображении размером 762×454 . При этом оценка соотношения Сигнал/Шум для изображения на Рис. 5.3б получилась равной ~ 237 (расстояние в пространстве признаков для одной распознанной точки ~ 230000000 , а соответствующее среднее расстояние для 6 точек, ближайших к величинам для распознанного объекта ~ 5500000000). При такой оценке полученное решение считается принятым.

На рис.5.3в приведено решение, полученное в узле III еще в одной ситуации наблюдения (низкая освещенность в пасмурную погоду зимнего вечера). Узел III принимает решение выбрать параметры для работы алгоритмов распознавания в узлах I и II, соответствующие новой ситуации. Результат выделения искомого фрагмента приведен на Рис. 5.3в. На изображении (размером 718×452) он отмечен двумя эллипсами. Оценка соотношения Сигнал/Шум для этого изображения получилась равной ~ 421 (средняя мера близости значений признаков в двух распознанных точках

к архивному описанию ~ 11700000 , а соответствующая средняя мера близости для 79 точек, более всего близких к распознанной, ~ 4900000000). При таких значениях полученное решение считается принятым. Отметим также, не вдаваясь в подробное обсуждение, что в описанных режимах настройки важную роль играют операции предсказания возможных изменений в потоке входных изображений [23, 32, 40–41].

Кроме того, автономная система может работать в устойчивых режимах лишь в определенной области параметров. С повышением сложности алгоритмов адаптивного управления область устойчивой работы может стать очень узкой и возможно самовозбуждение системы с переходом в неконтролируемый режим (см., например, рис.2.3 и данные работы [31]). Изучение таких динамических режимов несомненно представляет интерес в связи с их аналогией с режимами патологических состояний, свойственных живым организмам. Этот набор состояний был выделен в специальный раздел и получил название «динамические болезни» [42].

6. Выводы

В предложенных здесь вариантах нейроподобных систем возможно большое разнообразие динамических реакций. С одной стороны, это указывает на перспективность использования рассмотренных базовых моделей для адекватного описания алгоритмов обработки информации и формирования реакций автономных распознающих объектов. Качественное совпадение уже изученных решений с данными известных экспериментов подтверждает такой вывод. С другой стороны, очевидна перспектива дальнейшего изучения возможных решений в таких базовых моделях.

На основе приведенных функциональных архитектур для адаптивных распознающих систем можно разрабатывать автономные технические устройства с внутренней мотивацией действий для работы в экстремальных и меняющихся, иногда непредсказуемо, условиях внешней среды. Помогут ли предлагаемые модельные схемы при конструировании реальных версий автономных распознающих систем, сейчас предположить трудно. В современном обществе в основном востребованы абсолютно подчиняемые автоматические устройства. Однако, системы с «рабским» поведением практически не способны приспосабливаться к изменяющимся условиям. Поэтому во многих прикладных областях, где нельзя ограничиться только стандартными инструкциями и имеются потребности в учете «новых» обстоятельств, требуются автоматические системы, способные на самостоятельные выводы и решения (см., например, [43, 44]). В

этих областях при разработке систем принятия решений важно использовать соответствующие базовые модели. С их помощью можно формировать язык описания функциональных режимов обработки информации в живых системах. Они крайне необходимы для будущих образовательных и исследовательских центров, основу которых составят компьютерные методы обработки, хранения и представления информации [44].

Вариантов описания сложных систем, как известно, может быть много. Представленный здесь набор – лишь один из возможных. В то же время, эти варианты базовых моделей позволяют формализовать описание процессов, которые до сих пор классифицировались человеком лишь с помощью языка художественных образов. Этот факт ни в коей мере не принижает существующие формы художественного восприятия. Наоборот, математические модели показывают возможность еще более разнообразного поведения сложноорганизованных природных объектов. Они показывают возможность введения формальных критериев и количественной оценки особенностей поведения адаптивных распознающих систем, ранее выражавшихся в нечетких, ассоциативных терминах. В этой области приложений содержится очень широкий диапазон интересных исследовательских задач. Хотелось бы, чтобы результаты этих исследований были использованы на благо Человека и Сообщества всех живых существ на Земле. При научном анализе реализуемости этого пожелания также придется воспользоваться моделями, аналогичные тем, которые рассмотрены в этой статье.

Я искренне благодарен моим коллегам: И.В. Нуйдель, П.Г. Хурлапову, А.А. Тельных, А.Н. Когану – за полезные обсуждения результатов этой работы и за возможность использования иллюстраций, полученных в проводимых совместно с ними разработках.

Настоящая работа выполнена при поддержке гранта NWO-RFBR-#005-RUS 99/2 и частично благодаря гранту #RP2-2106 Американского фонда гражданских исследований и развития для независимых государств бывшего Советского Союза (АФГИР). Мнения, выводы и рекомендации, изложенные в настоящей статье, отражают точку зрения автора, которая не обязательно совпадает с точкой зрения NWO-RFBR и АФГИР.

Литература

1. Колебательные процессы в биологических и химических системах. – М.: Наука, 1967.
2. Альвен Х. Атом. Человек. Вселенная. – М.: Знание, 1973.
3. Жаботинский А.М. Концентрационные автоколебания. – М.: Наука, 1974.

4. Романовский Ю.М., Степанова Н.В., Чернавский Д.С. Математическое моделирование в биофизике. — М.: Наука, 1975; Математическая биофизика. — М.: Наука, 1984.
5. Иващенко Г.Р., Кринский В.И., Сельков Е.Е. Математическая биофизика клетки. — М.: Наука, 1978.
6. Васильев В.А., Романовский Ю.М., Яхно В.Г. Автоволновые процессы. — М.: Наука, 1987.
7. Николс Г. Динамика иерархических систем. — М.: Мир, 1989.
8. Моисеев Н.Н. Человек и ноосфера. — М.: Мол. гвардия, 1990.
9. Adaptive Behavior Information Central <http://www.adaptive-behavior.org/info/#101>
10. Беркович С.Я. Клеточные автоматы как модель реальности: поиски новых представлений физических и информационных процессов. — М.: Изд-во МГУ, 1993.
11. Климонтович Ю.Л. Критерии относительной степени упорядоченности или хаотичности открытых систем // Сб.: Критерии самоорганизации в физических, химических и биологических системах, Москва, ФИАН, 1995, с. 84–101.
12. Хакен Г. Синергетика. — М.: Мир, 1980.
13. Vasiliev V.A., Romanovskii Y.M., Chernavskii D.C., Yakhno V.G. Autowave processes in kinetic systems. Spatial and temporal self-organization in physics, chemistry, biology, and medicine. With 113 figures, D. Reidel Publishing Company, 1987.
14. Романовский Ю.М., Теплов В.А. // УФН, 1995, т. 165, №5, 555–578.
15. Рабинович М.И., Езерский А.Б. Динамическая теория формообразования. — М.: Янус-К, 1998. — 192с.
16. Кернер Б.С., Осипов В.В. Автосолитоны. — М.: Наука, 1991.
17. Крылов С.М. Формальная технология – новое междисциплинарное научное направление // <http://star.sstu.samara.ru/%7Evt/formtech.htm>
18. Wilson H.R., Cowan J.D. A mathematical theory of the functional dynamics of cortical and thalamic neuron tissue // Kibernetika. — 1973. V.13. — pp.55-80.
19. Сбитнев В.И. Перенос спайков в статистических нейронных ансамблях. II. Нейрон-нелинейный источник спайков // Биофизика, 1976. Т.21. С.1072–1076; Биофизика, 1977, Т.22, 523–528.
20. Кудряшов А.В., Яхно В.Г. Распространение областей повышенной импульсной активности в нейронной сети // В сб. «Динамика биологических систем». 1978. Вып. 2. С. 45–59.
21. Фролов А. А., Муравьев И. П. Нейронные модели ассоциативной памяти. — М.: Наука, 1987.
22. Свечников С.В., Шквар А.М. Нейротехнические системы обработки информации. — Киев: Наукова думка, 1983.
23. Соколов Е.Н., Шмелев Л.А. Нейробионика. — М.: Наука, 1983; Соколов Е.Н., Вайткявичюс Г.Г. Нейроинтеллект: от нейрона к нейрокомпьютеру. — М.: Наука, 1989.
24. Астафьева Н.М. Вейвлет-анализ: основы теории и примеры // УФН, Т.166, №11, 1145–1170.
25. Яхно В.Г., Беллюстин Н. С., Красильникова И. Г., Кузнецов С. О., Нуйдель И. В., Панфилов А. И., Перминов А. О., Шадрин А. В., Шевырев А.А. Исследовательская система принятия решений по фрагментам сложного изображения, использующая нейроноподобные алгоритмы // Изв. вузов. Радиофизика. 1994. Т. 37, №8. С.961–986.

26. Belliustin N.S., Kuznetsov S.O., Nuidel I.V., Yakhno V.G. Neural networks with close nonlocal coupling for analyzing composite images // *Neurocomputing*. — 1991. v.3. — pp.231-246.
27. Masterov A.V., Rabinovich M.I., Tolkov V.N., Yakhno V.G. Investigation of the autowave-structure interaction regimes in neural media // *Collection of Institute of Applied Physics "Collective dynamics of excitations and structure formation in biological tissues"*, Gorky, 1988. — pp.89–104.
28. Yakhno V.G. Basic models of hierarchy neuron-like systems and ways to analyze some of their complex reactions // *Optical Memory&Neural Network*. — 1995. — v.4, No2. — pp.141-155.
29. Yakhno V.G. Dynamics of autowave processes in neuron-like systems and CNN technology // *Proceedings of the 6th IEEE International Workshop on Cellular Neural Networks and their Applications (CNNA 2000)*, Catania, Italy, 2000, pp. 33-38.
30. Нуйдель И.В., Яхно В.Г. Моделирование процессов преобразования сенсорной информации // В кн. "Нейрокомпьютеры как основа мыслящих ЭВМ", 1993, с.207-224.
31. Kuznetsov S.O., Nuidel I.V., Panfilov A.I., Yakhno V.G. Image preprocessing by neuron-like algorithms // *The Proc. SPIE "Optical Information Science and Technology" in Optical Memory and Neural Networks*, Andrei L.Micaelian, Editor, *Proceedings of SPIE Vol.3402*, pp. 479–485, 1998.
32. Arbib M.A. Schemes and neural networks for sixth generation computing // *Journal of Parallel and Distributed Computing*. — 1989. — Vol. 6. No 2. — pp.185–216.
33. Шахнов В.А., Власов А.И., Кузнецов А.С., Поляков Ю.А. Нейрокомпьютеры — архитектура и реализация // <http://www.citforum.ru/hardware/neurocomp/index.shtml>
34. Браверман Э. М., Мучник И.Б. Структурные методы обработки эмпирических данных. — М.: Наука, 1983.
35. Дуда Р., Харп П. Распознавание образов и анализ сцен. — М.: Мир, 1976.
36. Патрик Э. Основы теории распознавания образов. — М.: Советское Радио, 1980.
37. Тельных А.А., Яхно В.Г. Нейроподобные модели второго и третьего уровней — адаптивные распознающие системы // *Материалы XII Международной конференции по нейрокибернетики*, Изд-во Северокавказского научного центра высшей школы, Ростов-на-Дону, 1999. — с.164–168.
38. Fukushima K. Neural network model of selective attention in visual pattern recognition and associative recall // *Applied Optics*. — 1983. — v.26, N23. — pp.4985–4992; Neural network for visual pattern recognition // *Computer*. — 1988. — pp.6–67, 1988; Cognitron: a self-organizing multilayered neural network model // *NHK Technical Monograph*, N30, 1981. NHK Technical Labs. Tokyo; Neocognitron: a new algorithm for pattern recognition tolerant of deformation and shifts in position // *Pattern Recognition*. — 1982, V1.15. — pp.455–169.
39. Зверев В.А. Физические основы формирования изображений волновыми полями. ИПФ РАН, 1998. — 252 с.
40. ИНТ ВИНТИ, серия «Физич. и математич. модели нейронных сетей» Т.1, ч.1, 1990.
41. Ежов А.А., Шумский С.А. Нейрокомпьютинг и его приложения в экономике и бизнесе (серия «Учебники экономико-аналитического института МИФИ» / Под ред. проф. В.В.Харитоновой). — М.: МИФИ, 1998.
42. Iton J.N., Black D. Dynamic diseases // *CHAOS*, Vol. 5, No. 1, 1995
43. Intelligent Autonomous Systems Engineering Laboratory, <http://www.ias.uwe.ac.uk>

44. Clay Easterly Virtual Human serves as Platform for range of responses // OE Reports, No.169, January 1998.

Владимир Григорьевич ЯХНО, в.н.с., д.ф.-м.н., заведует лабораторией в Институте прикладной физики РАН (Нижний Новгород). Научные интересы связаны с исследованием процессов самоорганизации в распределенных неравновесных системах и приложением автоволновых представлений для моделирования процессов обработки сенсорных сигналов, развития компьютерных алгоритмов кодирования сложных изображений, рассмотрения характерных адаптационных процессов при работе систем распознавания сложных изображений. Имеет более 120 публикаций (из них 2 монографии, 4 патента).

С.А. ТЕРЕХОВ

Всероссийский НИИ технической физики, г. Снежинск.

ООО НейрОК, г. Москва.

E-mail: sta@nine.ch70.chel.su

ВЕЙВЛЕТЫ И НЕЙРОННЫЕ СЕТИ

Аннотация

В лекции обсуждаются методы широко развиваемых и используемых в настоящее время *Wavelet* (компактно-волновых) преобразований и их совместного использования с искусственными нейронными сетями. На основе простейшего математического аппарата с большим числом иллюстраций описываются основные типы вейвлет-преобразований и их свойства. Приводятся примеры использования компактных волн для прогноза финансовых временных рядов, анализа сейсмических сигналов, спектроскопических измерений, атмосферной турбулентности и электромагнитных явлений. Особое внимание уделяется применениям *W*-преобразований в новых информационных технологиях, компрессии информации и в области массовых телекоммуникаций. Основной объем цитируемой литературы доступен в сети Интернет.

Данная работа не претендует на математическую точность описания теоретических положений и полноту постановок прикладных задач. Ее целью является привлечение внимания специалистов из различных областей к вейвлетам – новому перспективному методу и инструменту исследований.

SERGE A. TEREKHOFF

All-Russia Institute for Technical Physics (VNIITF), Snezhinsk

NeurOK LLC, Moscow.

E-mail: sta@nine.ch70.chel.su

WAVELETS AND NEURAL NETWORKS

Abstract

A review of wavelet methodology in combination with artificial neural networks is presented. A well-illustrated discussion is based on the simplest mathematical concepts and includes multiple examples of wavelet applications in financial time series forecasting, seismic signals analysis, spectrometry, as

well as studies of atmosphere turbulence and electro-magnetic phenomena. Special attention is focused on the W -transformation applications in the field of up-to-date information processing technologies, data compression and telecommunications. Most of the cited papers are available in the Internet. The lecture does not claim to provide an accurate mathematical description of the wavelet theory and a detailed formulation of applied problems. It serves the purpose of attracting attention of specialists from different fields to a new promising methodology.

Введение

Компактно-волновое или W -преобразование сигналов (wavelet transform), теория которого оформилась в начале 90-х годов, является не менее общим по областям своих применений, чем классическое преобразование Фурье. Фундаментальный принцип ортогонального разложения по компактным волнам состоит в возможности независимого анализа функции на разных масштабах ее изменения. W -представление сигналов (функций времени) является промежуточным между полностью спектральным и полностью временным представлениями.

Компактные волны относительно независимо были предложены в квантовой физике, физике электромагнитных явлений, математике, электронике и сейсмогеологии. Междисциплинарные исследования привели к новым приложениям данных методов, в частности, в сжатии образов для архивов¹ и телекоммуникаций, в исследованиях турбулентности, в физиологии зрительной системы, в анализе радарных сигналов и предсказании землетрясений. Во многих университетах мира начато преподавание теории W -преобразований. Приложения компактных волн посвящены специализированные конференции (так, например, под эгидой одного только общества SPIE в 1996 году прошло две конференции по вейвлетам). К сожалению, объем русскоязычной научной литературы по тематике W -

¹ В архивах Федерального Бюро Расследований США содержится более 30 000 000 отпечатков пальцев. Оцифровка их с разрешением 500 точек на дюйм, 256 оттенков серого цвета, потребует для хранения 200 терабайт дисковой памяти. ФБР обрабатывает ежедневно до 35000 запросов с отпечатками. Это лишь одна из современных прикладных областей, в которой сжатие и эффективное распознавание информации для хранения и телекоммуникаций является критически важным (см. WWW-страницу ФБР в Internet

URL: <http://www.fbi.gov/programs/iafis/iafis.htm>)

преобразований (да и нейронных сетей) относительно невелик² (имеются тематические подборки публикаций на русском [Rus00] и английском [Eng00] языках).

Базовая идея восходит к временам 200-летней давности и принадлежит Фурье: аппроксимировать сложную функцию взвешенной суммой простых функций, каждая из которых, в свою очередь, получается из одной функции-прототипа. Эта функция-прототип выполняет роль строительного блока, а искомая аппроксимация получается комбинированием одинаковых по структуре блоков. При этом, если «хорошая» аппроксимация получается при использовании небольшого числа блоков, то тем самым достигается значительное уплотнение информации. В качестве таких блоков Фурье использовал синусоиды с различными периодами.

Что прежде всего отличает вейвлет-анализ от анализа Фурье? Основным недостатком Фурье-преобразования является его «глобальная» чувствительность к «локальным» скачкам и пикам функции. При этом модификация коэффициентов Фурье (например, обрезание высоких гармоник с целью фильтрации шума) вносит одинаковые изменения в поведение сигнала на всей области определения. Это особенность оказывается полезной для стационарных сигналов, свойства которых в целом мало меняются со временем.

При исследовании же нестационарных сигналов требуется использование некоторых локализованных во времени компактных волн, коэффициенты разложения по которым сохраняют информацию о дрейфе параметров аппроксимируемой функции. Первые³ попытки построения таких систем функций сводились к сегментированию сигнала на фрагменты («окна») с применением разложения Фурье для этих фрагментов. Соответствующее преобразование – оконное преобразование Фурье – было предложено в 1946–47 годах Жаном Вилем (Jean Ville) и, независимо, Деннисом Габором (Dennis Gabor). В 1950–70-х годах разными авторами было опубликовано много модификаций времени-частотных представлений сигналов.

В конце 70-х годов инженер-геофизик Жан Морле (Jean Morlet) столкнулся с проблемой анализа сигналов, которые характеризовались высоко-

² Приятное исключение составляет появившийся недавно в УФН обзор Н.М.Астафьевой (Институт космических исследований РАН, Москва).

³ В истории вейвлетов немало курьезных и противоречивых страниц. Подробнее об этом можно прочитать, например, в авторских эссе И.Добеши [Daubechies96] и Р. Поликара [Polikar99]. Очень хороший обзор представлен на Интернет-сервере Amara Graps [Amara00].

частотной компонентой в течение короткого промежутка времени и низкочастотными колебаниями при рассмотрении больших временных масштабов. Оконные преобразования позволяли проанализировать либо высокие частоты в коротком окне времени, либо низкочастотную компоненту, но не оба колебания одновременно. В результате был предложен подход, в котором для различных диапазонов частот использовались временные окна различной длительности. Оконные функции получались в результате растяжения-сжатия и сдвига по времени гауссиана. Морле назвал эти базисные функции вейвлетами (wavelets) – компактными волнами. В дальнейшем благодаря работам Мейера (Yves Meyer), Добеши (Ingrid Daubechies), Койфмана (Ronald Coifman), Маллы (Stephane Mallat) и других теория вейвлетов приобрела свое современное состояние.

Среди российских ученых, работавших в области теории вейвлетов, необходимо отметить С.Б. Стечкина, И.Я. Новикова, В.И. Бердышева [Berdyshev99]. В Санкт-Петербурге проходит специализированный семинар по вейвлетам (<http://www.math.spbu.ru/~dmp/>).

Примеры простейших базисных функций – компактных волн (элементарных локализованных колебаний, посредством которых могут быть представлены произвольные колебания) приведены на рис.1. Вейвлет-разложение по ним проводится путем вычисления сверток сигнала f с компактной волной ψ при различных масштабах и сдвигах аргумента. При этом W -представление зависит от двух временных переменных – дрейфовой T и масштабной τ :

$$W(T, \tau) \propto \int dt \cdot f(t) \psi\left(\frac{t-T}{\tau}\right)$$

Величина коэффициента $W(T, \tau)$ показывает, насколько характерный период колебаний τ (или частота τ^{-1}) представлен в сигнале в окрестности момента времени T .

Говоря более формально, справедлива следующая

Теорема 1. Пусть ψ и ϕ – функции, для Фурье-преобразований которых (отмеченных в формулах шляпками) справедливо соотношение

$$\forall \omega \in \mathbb{R} : \int_0^{\infty} a^{-1} \phi(a\omega) \hat{\psi}(a\omega) da = 1$$

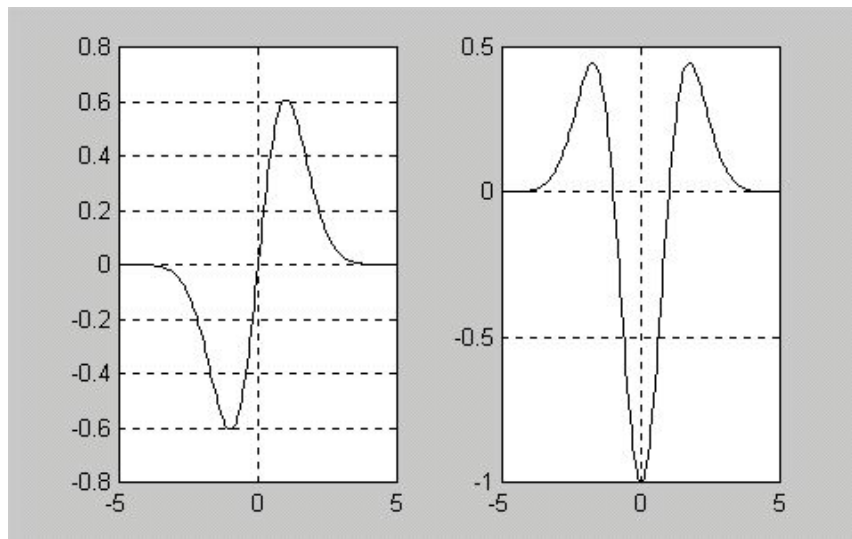


Рис.1. Компактные волны, полученные дифференцированием функции Гаусса.

Тогда для всякой функции f из $L_2(\mathbf{R})$ определено взаимно-однозначное соответствие (изоморфизм) между пространством $L_2(\mathbf{R})$ и «полупространством» $L_2(\mathbf{R} \times \mathbf{R}_+)$:

$$W(T, \tau) = \frac{1}{\sqrt{\tau}} \int_{-\infty}^{\infty} dt \cdot f(t) \psi\left(\frac{t-T}{\tau}\right)$$

$$f(t) = \int_{-\infty}^{\infty} dT \int_0^{\infty} d\tau \frac{1}{\tau^2 \sqrt{\tau}} \cdot W(T, \tau) \cdot \phi\left(\frac{t-T}{\tau}\right)$$

Функция ϕ , используемая при синтезе $f(t)$ называется *масштабирующей* (scaling function), а парная ей функция ψ , при помощи которой выполняется анализ, соответственно, *вейвлетом* (wavelet) или *всплеском* [Petukhov99]. Имеется много примеров функций, удовлетворяющих условиям теоремы. В частности:

$$\psi(x) = \sqrt{2} \left(1 - |x|^2\right) \cdot e^{-\frac{|x|^2}{2}}, \quad \phi(x) = \sqrt{2} e^{-\frac{|x|^2}{2}}$$

или

$$\psi(x) = \varphi(x) = \frac{1}{\sqrt{2}} (1 - |x|^2) \cdot e^{-\frac{|x|^2}{2}} \quad (*)$$

Простые вейвлеты могут быть также построены из кусочно постоянных и кусочно линейных функций (для выделения кусочных областей использована единичная функция Хевисайда):

$$\psi(x) = -\text{sign}(x) \cdot \Theta(|x| < 1), \quad \varphi(x) = \frac{1 - |x|}{3} \cdot \Theta(|x| < 1)$$

и

$$\psi(x) = -\Theta(-1 \leq x < -\frac{1}{2}) + \Theta(-\frac{1}{2} \leq x < \frac{1}{2}) - \Theta(\frac{1}{2} \leq x < 1),$$

$$\varphi(x) = (-0.03527343656\dots)^{-1} e^{-\frac{|x|^2}{2}}$$

Введенное условиями Теоремы 1 преобразование принято называть *непрерывным вейвлет-преобразованием*. Для выяснения его свойств рассмотрим несколько примеров.

Пример 1: Стационарный сигнал

Исследуемый сигнал является стационарной волной с частотой, не зависящей от времени: $f(t) = \cos(2\pi t)$. Его W -преобразование с вейвлетом G_2 (*) представлено на рис. 2.

Данное изображение показывает, что в областях перехода сигнала через экстремальные точки локальный четверть-период ⁴ «сосредоточен» на масштабе ~ 0.25 . При этом в областях перехода через нулевые значения функция локально линейна, поэтому значение W близко к нулю. Необходимо отметить, что компактно волновое преобразование несет локальную информацию о колебательных свойствах функции. При этом вследствие принципа неопределенности (см. следующий раздел) частота определяет-

⁴ Функция $\cos(2\pi t)$ в области экстремумов локально аппроксимируется вейвлетом $G_2(t/4)$, поэтому значение максимума соответствует 1/4 периода.

ся с точностью, обратно пропорциональной характерному времени наблюдений (равному ширине вейвлета).

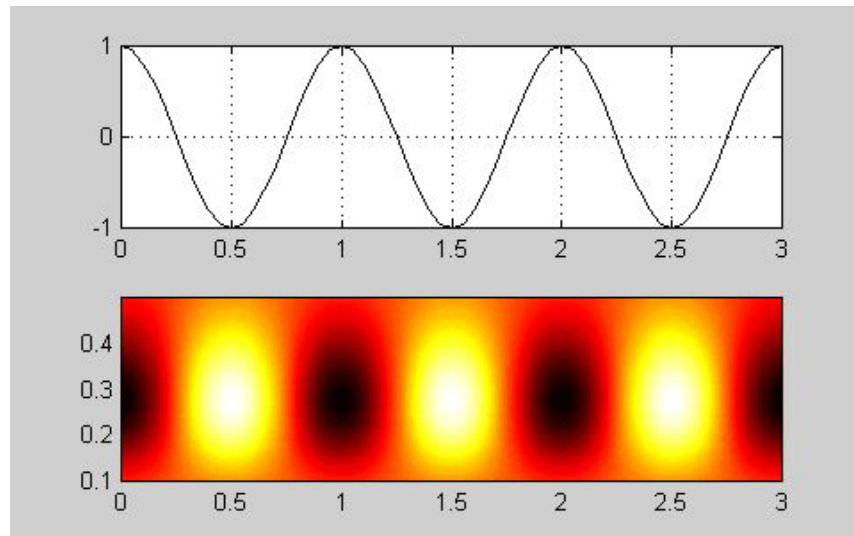


Рис.2. W -преобразование (внизу) периодического сигнала (вверху). Горизонтальная ось – абсолютное время, вертикальная ось – локальный период $\tau/4$. Светлые области отвечают максимумам, темные – минимумам $W(T, \tau)$

Фурье-преобразование данного сигнала показало бы исчерпывающую информацию о его колебательных свойствах, локализовав частоту за счет более широкого, чем у вейвлета, времени наблюдений. Как и ожидалось, для сигналов, свойства которых мало меняются со временем, метод Фурье оптимален.

Пример 2: Нестационарный сигнал

Качественно иная картина наблюдается для сигнала $f(t) = \cos(2\pi t^2)$, который не является глобально периодическим, однако демонстрирует локальные колебательные свойства с нестационарным «периодом» $\tau \sim 1/t$. Результаты Фурье-анализа данной функции (модули коэффициентов дискретного преобразования Фурье) приведены на Рис. 3. Усредненный по времени спектр сигнала близок к сплошному (частота обрезания опреде-

ляется длительностью сигнала) и никак не отражает временных изменений в характере колебаний функции.

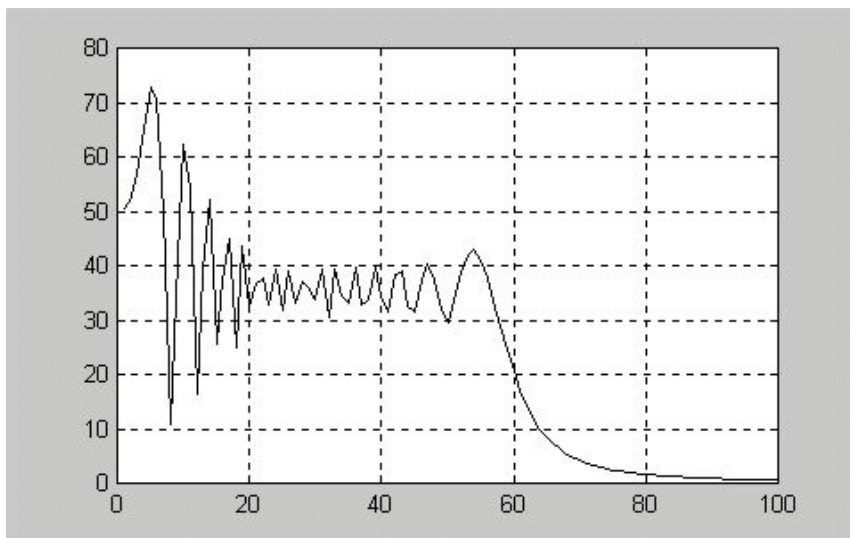


Рис.3. Модуль дискретного преобразование Фурье функции $f(t) = \cos(2\pi t^2)$.

Соответствующее W -преобразование приведено на рис.4. Вдоль временной оси (горизонтальной на рисунке) наблюдается картина учащающихся колебаний. Смещение экстремумов в область меньших периодов τ (больших частот) подробно описывает характер нестационарности сигнала $\tau \sim 1/t$, причем сам закон изменения периода может быть количественно выведен интерполяцией экстремумов.

Полученная картина вейвлет-преобразования нестационарного сигнала оказывается не только более информативной, чем коэффициенты Фурье, но и служит компактной формой описания сигнала (сжатого до последовательности координат максимумов). Применения W -преобразования для сжатия информации будут более детально рассмотрены ниже.

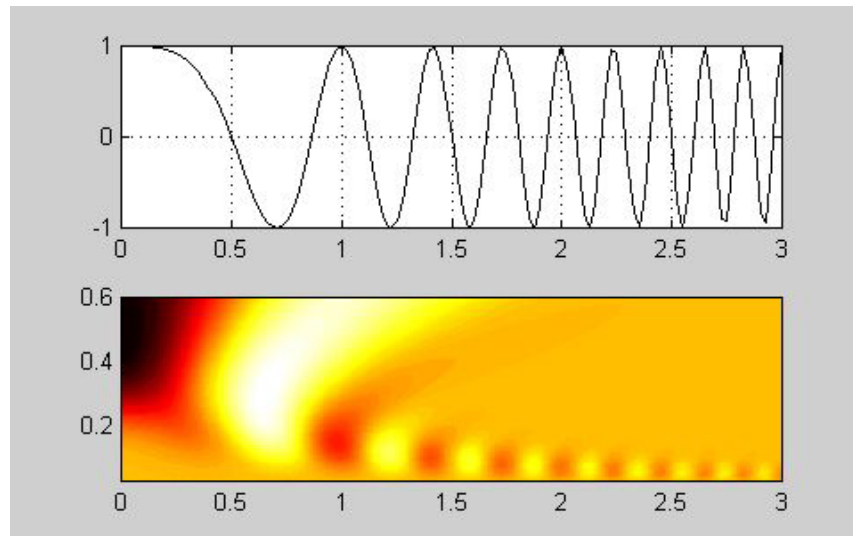


Рис.4. W -преобразование функции $f(t) = \cos(2\pi t^2)$ с «убывающим» периодом.

Типы и свойства компактных волн

В этом разделе дано подробное описание формализма компактно-волновых преобразований, как непрерывных, так и дискретных, а также обсуждается тесная связь аппроксимационных свойств этих преобразований и представлений функций искусственными нейронными сетями.

Непрерывное W -преобразование (CWT)

Во введенном формально в Теореме 1 предыдущей главы непрерывное W -преобразование (CWT – Continuous Wavelet Transform) требование конечности значения интеграла от Фурье-преобразования вейвлета и масштабирующей функции является принципиально важным для существования обратного преобразования (синтеза).

При этом функции $\psi_{\tau T}(t) = \frac{1}{\sqrt{\tau}} \psi\left(\frac{t-T}{\tau}\right)$, полученные из одной ло-

кализированной функции ψ операциями сдвига и масштабирования, составляют базис интегрируемых с квадратом функций на действительной оси. Вейвлет называется ортогональным, если этот базис ортонормирован.

Коэффициенты разложения могут быть наглядно представлены графически (примеры представлений приведены во вводном разделе на рис.2 и рис.4). Как уже отмечалось, максимумы иллюстрируют локальные изменения частоты колебаний сигнала с течением времени. Для описания структуры сигнала в целом, достаточно в коэффициентах разложения сохранить только эти пики, тогда при обратном преобразовании сигнал будет воспроизведен с высокой точностью. Таким образом достигается очень компактное и информативное описание функции (см. ниже раздел о сжатии информации при помощи вейвлет-преобразования).

Выбор конкретного семейства компактных волн диктуется прикладными потребностями и типом информации о сигнале, который требуется максимально проявить. Так, применение G_2 -волн (см. рис.1) удобно для анализа временного поведения экстремумов сигнала, а применение G_1 -волны – для представления нулей функции. При этом функция G_1 выполняет, в качественном смысле, вычисление «первой производной» функции на разных масштабах приращения аргумента, а G_2 , соответственно, «второй производной».

Принцип неопределенности для W -преобразований

Вейвлет-представления не позволяют получить информацию об изменениях колебательных свойств сигналов с произвольной степенью локализации. Локализация во временном представлении и в частотном представлении взаимоисключается⁵. Легко установить, что если ненулевая функция мала вне временного интервала длины T и ее Фурье-преобразование мало вне некоторого диапазона частот Ω , то выполняется соотношение $\Omega T > a$ для некоторой положительной константы $a \sim 1$. Точ-

⁵ Невозможность одновременной локализации описания во временном и частотном представлении не ограничивается (вопреки широко распространенному мнению) особенностями квантовой механики, а является общим свойством функций. По этому поводу см., например, [Kaiser94], стр.52.

ное значение a определяется способом вычисления Ω и T . Так, для гауссова нормированного сигнала

$$g(t) = (2b)^{1/4} \exp(-\pi b t^2), \quad \hat{g}(\omega) = (2/b)^{1/4} \exp(-\pi \omega^2 / b)$$

можно вычислить характерную дисперсию сигнала по времени и по частоте

$$T^2 = \int dt \cdot t^2 |g(t)|^2 = \frac{1}{4\pi b}, \quad \Omega^2 = \int d\omega \cdot \omega^2 |\hat{g}(\omega)|^2 = \frac{b}{4\pi}$$

При таком определении константа неопределенности равна $a = 1/4\pi$.

В случае компактно-волнового преобразования – свертки сигнала с функцией $\psi_{\tau T}(t) = \frac{1}{\sqrt{\tau}} \psi\left(\frac{t-T}{\tau}\right)$ характерные аргументы, дающие

вклад в интеграл, определяются характерной шириной вейвлета ψ . Поэтому если сигнал доступен для наблюдений в течение отрезка времени $0 < (t-T) < T$, то достоверно вычисленными (информативными) будут W -коэффициенты только для периодов $\tau < T/a$, где a – характерная ширина компактной волны. Соотношение неопределенности в данном случае имеет вид $T/\tau > a$.

Соотношение неопределенности не позволяет, например, сделать в точном смысле утверждение типа «спектр сигнала в момент t равен ...», хотя функция $W(T, \tau)$, разумеется, определена и однозначна для каждого значения своих аргументов, и существует однозначное обратное преобразование.

Дискретное W -преобразование (DWT)

Непрерывное W -преобразование может быть проведено аналитически лишь для простейших функций, а вычисление его на ЭВМ при помощи квадратур является весьма трудоемким. Поэтому в приложениях обычно используется дискретный вариант, который при специальном выборе базисных функций может быть выполнен крайне эффективно и без дополнительных затрат памяти (вектор коэффициентов рекурсивно замещает вектор исходных значений). Дискретное W -преобразование может выполняться аппаратно на специализированных процессорах, как и быстрое преобразование Фурье.

Для построения дискретного разложения по компактным волнам необходимо выполнение следующих четырех условий [Daubechies88].

Определение. Для целого m под компактной волной класса m понимается функция одного действительного переменного $s(x)$, такая, что:

- функция $s(x)$ имеет m ограниченных производных, определенных почти везде;
- функция $s(x)$ равна нулю вне некоторого интервала (a,b) ;
- первые m моментов $\int x^\alpha s(x) dx$ функции $s(x)$ равны нулю;
- семейство $e_{jk}(x) = 2^{j/2} s(2^j x - k)$, где j, k – целые, образует ортонормированный базис для функций, интегрируемых с квадратом на действительной оси.

Существование таких компактных волн было показано И.Добеши [Daubechies88]. Согласно свойству 4, базис строится рекуррентно, что удобно для программных и аппаратных реализаций. Необходимо отметить, что хотя речь идет об аппроксимации непрерывных интегрируемых функций, *базисные* функции имеют весьма сложный вид (в частности, для функций Добеши нет *явных* выражений, лишь рекуррентные, см. также рис.6).

Преобразование Хаара

В настоящее время известно несколько компактных волн, удовлетворяющих указанным выше свойствам. Во многих приложениях часто используется компактная волна Добеши (вариант этой функции, называемый, D_2 , приведен на рис.5). Простейшая функция из семейства Добеши – вейвлет Хаара ⁶ (также см. рис.5). Получаемые на основе конечного числа базисных функций на основе компактной волны Хаара разложения являются, очевидно, кусочно-постоянными. Для построения других разложений можно использовать другие типы вейвлетов.

Рассмотрим основные идеи дискретного W -преобразования на примере компактной волны Хаара. Пусть некоторый сигнал задан дискретной последовательностью отсчетов S_n . Выберем два последовательных отсчета, $a = S_k$ и $b = S_{k+1}$, и перейдем к их среднему и разности:

$$p = (a + b)/2, \quad q = b - a$$

⁶ Эта функция предложена Хааром в 1910 году в работе А.Хаар. Zur Theorie der orthogonalen Funktionen-Systeme, Math. Ann., 69:331-371, 1910 (ссылка по [Zubair93], стр 214).

Полезность такого представления состоит в том, если в сигнале присутствуют значительные корреляции между последовательными отсчетами, то величина разности q мала (в пределе $a=b$, $q=0$), и может быть представлена в ЭВМ меньшим числом бит. При этом не происходит потери информации, поскольку имеется обратное преобразование:

$$a = p - q/2, \quad b = p + q/2$$

Если выполнить описанное преобразование для всех последовательных пар⁷ отсчетов сигнала $S_n = \{S_{n,m} \mid m < 2^n\}$ длины 2^n , то он распадается на два сигнала половинной длины:

$$S_{n-1,m} = (S_{n,2m} + S_{n,2m+1}) / 2$$

$$D_{n-1,m} = S_{n,2m+1} - S_{n,2m}$$

Вектор средних значений $S_{n-1,m}$ можно рассматривать, как огрубленное (но *сжатое*!) представление исходного вектора $S_{n,m}$, а вектор разностей $D_{n-1,m}$ – как детализирующую информацию, необходимую для перехода из сжатого представления к исходному.

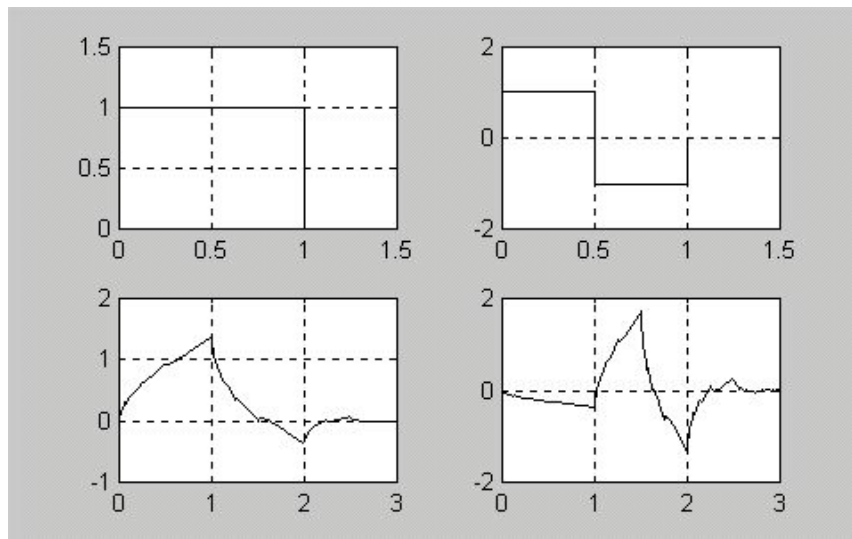


Рис.5. Масштабирующая функция и вейвлет Хаара (вверху) и Добеши (внизу).

⁷ Для простоты вычислений предполагается, что число отсчетов в сигнале есть точная степень двойки. Если это не так, сигнал дополняется нулевыми отсчетами.

Далее, такое же преобразование можно применить к сжатому сигналу $S_{n-1,m}$, переходя к еще более компактному и огрубленному представлению. Рекурсивно выполняя преобразование n раз, мы получаем из исходного сигнала n его версий с огрублением на разных масштабах. Самое грубое представление $S_{0,0}$ — это просто среднее от всего сигнала.

Описанная процедура и есть дискретное вейвлет-преобразование Хаара⁸. Полное число коэффициентов разложения равно исходному числу отсчетов — 2^n , однако информационная нагрузка их (и, соответственно, требуемая точность представления) различна. Обратное преобразование выполняется также рекуррентно, по обратным формулам. Полное число операций пропорционально n (что эффективнее, чем быстрое преобразование Фурье, требующее $O(n \log n)$ операций). Имеются удобные схемы проведения вычислений (аналогичные методу прогонки), при которых все коэффициенты преобразования размещаются на месте хранения исходного сигнала, т.е. не требуется дополнительной памяти ЭВМ или специализированного процессора.

Необходимо отметить, что описанная схема вычислений эквивалентна разложению кусочно-постоянного аналога дискретного сигнала по базису $e_{jk}(x) = 2^{j/2} s(2^j x - k)$, где s — изображенный на рис. 5 (вверху) вейвлет Хаара.

В качестве иллюстрации приведем для вектора из четырех компонент разложение по базисным векторам Хаара:

$$f = \begin{bmatrix} 9 \\ 1 \\ 2 \\ 0 \end{bmatrix} = 3 \cdot \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} + 2 \cdot \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ -1 \\ -1 \end{bmatrix} + 4 \cdot \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} + 1 \cdot \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \\ -1 \end{bmatrix}$$

Рекуррентное W -преобразование Хаара имеет по меньшей мере два ценных практических свойства, определяющие перспективность применения компактных волн для телекоммуникаций и архивов видеoinформации (см. также раздел 3):

⁸ Сам Хаар не называл свою функцию вейвлетом — термин появился гораздо позднее. Функция Хаара обладает важной особенностью — это единственный вейвлет с компактным носителем (отрезок $[0,1]$), имеющий явное выражение формулой. Подробный пример применения преобразования Хаара имеется на сервере Стэнфордского университета,
URL: <http://robotics.stanford.edu/~scohen/lect02/lect02.html>

- При хранении и передаче больших объемов информации степень ее сжатия и подробность представления можно варьировать в широких пределах, зануляя (не передавая и не храня) поправочные коэффициенты d начиная с требуемого уровня подробности.
- Передачу сигнала можно осуществлять последовательно, начиная с самых грубых уровней, несущих в предельно компактной форме основной объем информации, с дальнейшим последовательным уточнением, вплоть до полного восстановления. На нужном уровне подробности передачу данного фрагмента (кадра) можно прекратить, и перейти к следующему фрагменту. При поиске информации в базе данных можно увеличивать скорость доступа за счет снижения подробности.

Преобразования высоких порядков

Вернемся к формулам преобразования Хаара. В рассматриваемой паре отсчетов a и b значение a может рассматриваться, как прогноз для следующего отсчета b , для уточнения которого используется коэффициент разложения q . В случае преобразования Хаара прогноз b по a оказывается точным для постоянных сигналов (полиномов нулевой степени). Однако формулы прогноза и коррекции (т.е. вычисления p и d) могут быть усложнены и сделаны точными для полиномов более высоких степеней⁹. В этом случае получаются W -преобразования высоких порядков, которые при одинаковом числе незануленных коэффициентов могут давать более точное представление сигнала, чем формулы Хаара нулевого порядка.

В литературе имеются формулы различных порядков для дискретных вычислений (и соответствующие непрерывные аналоги для производящих функций $s(x)$, например волна Добеши 2-го порядка на рис.5). Выбор формулы диктуется особенностями конкретных приложений (гладкостью сигнала, требуемым уровнем сжатия, стоимостью вычислений, которая растет с ростом порядка). Многообразие типов дискретных W -преобразований в каком-то смысле соответствует многообразию квадратурных формул для численных методов интегрирования.

⁹ При этом формулы более высоких порядков будут использовать не два, а большее число отсчетов сигнала.

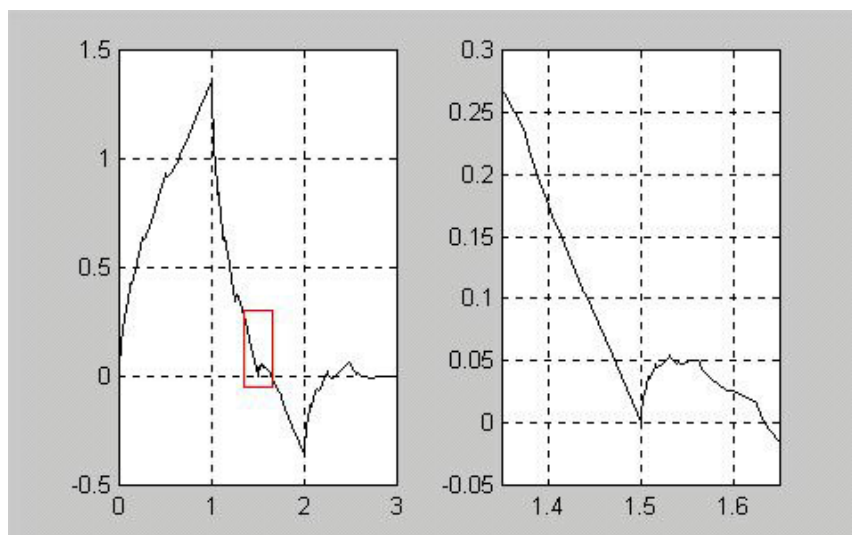


Рис.6 Фрактальная структура вейвлета Добеши.

Рассмотрим процесс построения преобразований высоких порядков подробнее [Press97]. Для этого отметим, что преобразование Хаара от некоторого вектора соответствует умножению его на матрицу:

$$\begin{pmatrix} 1 & 1 & & & 0 \\ 1 & -1 & & & \\ & & 1 & 1 & \\ & & 1 & -1 & \\ & & & \dots & \\ 0 & & & & 1 & 1 \\ & & & & 1 & -1 \end{pmatrix}$$

При этом вычисления проводятся без использования дополнительной памяти, «на месте» исходного вектора. Обратное преобразование ортогонально прямому – его матрица получается транспонированием исходной матрицы. Таким образом, вейвлет-преобразование является, в некотором смысле, лишь преобразованием типа поворота в пространстве векторов.

Более общий случай преобразования может быть получен в форме Добеши:

$$\begin{vmatrix}
 C_0 & C_1 & C_2 & C_3 & & & & & \\
 C_3 & -C_2 & C_1 & -C_0 & & & & & \\
 & & C_0 & C_1 & C_2 & C_3 & & & \\
 & & C_3 & -C_2 & C_1 & -C_0 & & & \\
 & & & & \dots & \dots & & & \\
 & & & & & & C_0 & C_1 & C_2 & C_3 \\
 & & & & & & C_3 & -C_2 & C_1 & -C_0 \\
 C_2 & C_3 & & & & & & & C_0 & C_1 \\
 C_1 & -C_0 & & & & & & & C_3 & -C_2
 \end{vmatrix}$$

Каждая строка матрицы соответствует свертке вектора сигнала с локализованным вейвлет-фильтром. При этом нечетные строки «сглаживают», а соответствующие четные фильтры вычисляют поправки к сглаживанию, обеспечивая обратимость преобразования. Коэффициенты $C_0 \dots C_3$ могут быть выбраны так, чтобы поправки обращались в нуль для гладких функций (в преобразовании Хаара поправка равнялась нулю только для постоянных функций). Зануление свертки с постоянной и линейной функциями дает два условия на неизвестные коэффициенты:

$$C_3 - C_2 + C_1 - C_0 = 0$$

$$0 \times C_3 - 1 \times C_2 + 2 \times C_1 - 3 \times C_0 = 0$$

Кроме того, потребуем, чтобы преобразование было ортогональным – обратное преобразование получалось простым транспонированием. Из условия равенства произведения матриц прямого и обратного преобразования единичной матрице получаем еще два условия:

$$C_0^2 + C_1^2 + C_2^2 + C_3^2 = 1$$

$$C_2 C_0 + C_3 C_1 = 0$$

Откуда:

$$\begin{aligned}
 C_0 &= (1 + \sqrt{3}) / 4\sqrt{2} & C_1 &= (3 + \sqrt{3}) / 4\sqrt{2} \\
 C_2 &= (3 - \sqrt{3}) / 4\sqrt{2} & C_3 &= (1 - \sqrt{3}) / 4\sqrt{2}
 \end{aligned}$$

Полное вейвлет-преобразование получается путем умножения вектора сигнала на полученную матрицу Добеши, далее нечетные компоненты сигнала (сглаженная версия сигнала) снова умножаются на матрицу Добеши (вдвое меньшей размерности), и так до тех пор, пока не будет получено полностью сглаженное представление, т.е. среднее значение сигнала.

Нейронные сети и компактные волны

Аппроксимация и нейронная сеть прямого распространения

Аппроксимационные свойства W -преобразований сближают их с методами нейронных сетей [Kreinovich92, Hornik91, Gorban98]. Одним из строгих математических результатов в области аппроксимации функций является доказательство [Hornik91] возможности аппроксимации произвольной непрерывной функции нейронной сетью с одним скрытым слоем (рис.7) с наперед заданной точностью.

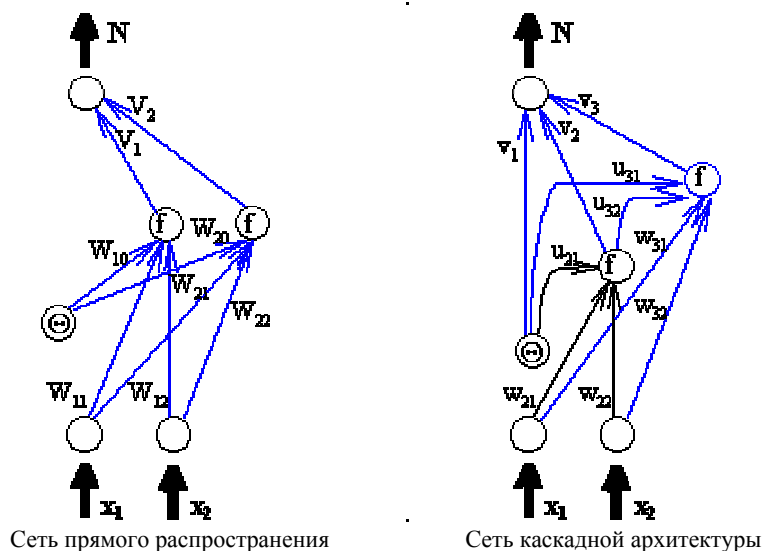


Рис.7. Нейронные сети со скрытым слоем, выполняющие аппроксимацию функции $F(x)$.

Вычисления, проводимые нейросетью, описываются формулой:

$$F(x) \approx Y = \sum_{h=1}^H V_h f(W_h x + \Theta_h)$$

Здесь H – число нейронов скрытого слоя, f – нелинейная функция преобразования входного сигнала нейрона в выходной, W и V – весовые ко-

эффиценты связей от входа к скрытому слою и от скрытого слоя к выходу, соответственно, Θ – аддитивная составляющая входного сигнала (порог возбуждения нейрона). Иногда используются также и латеральные связи между нейронами слоя, как, например, в каскадной сети на рис.7.

Аналогичным соотношением может быть представлена и функция нескольких переменных, в этом случае вектор W рассматривается, как матрица, и по индексам входных независимых переменных производится суммирование:

$$F(x) \approx Y = \sum_{h=1}^H V_h f \left(\sum_{i=1}^I W_{hi} x_i + \Theta_h \right)$$

Представленное выше выражение формально соответствует оптимальной форме выражения функций многих переменных через суперпозицию функций одного переменного, задолго до нейронных сетей предложенной А.Н. Колмогоровым [Kolmogorov57]¹⁰.

Выбор нелинейных функций в приведенном разложении произволен, и вплоть до недавнего времени вопрос об оптимальном нейросетевом базисе оставался открытым. В работе [Kreinovich92] для практически важного класса функций (p раз непрерывно дифференцируемых на отрезке) было показано, что асимптотически (при малых отклонениях аппроксимации от функции) число требуемых базисных функций в нейросетевом разложении минимально, если эти функции являются компактными волнами (специального вида).

Данный фундаментальный результат дает принципиально новый взгляд на совместное использование преимуществ нейронных сетей (высокая параллельность вычислений, замена алгоритмического программирования обучением на примерах, простота аппаратного ускорения вычислений) и компактно-волновых преобразований (высокая информативность, слабая чувствительность к шуму, возможность глубокого сжатия информации). Это направление продолжает бурно развиваться.

¹⁰ Эта работа А.Н. Колмогорова является одной из самых цитируемых в современной нейросетевой литературе. Между тем, необходимо отметить, что сходство нейросети прямого распространения с формулой, полученной Колмогоровым, весьма поверхностное. Результат Колмогорова является точным представлением функции, при этом функции Колмогорова несколько не напоминают сигмоидальные нейроны. Подробнее об этом см. [Gorban98].

Анализ финансовых временных рядов и значимость факторов при нейросетевом моделировании

Обсудим пользу совместного использования вейвлетов и нейронных сетей для анализа финансовых временных рядов. В качестве примера остановимся на фондовом индексе «РБК-композит» от РосБизнесКонсалтинг. Методика расчета индекса, а также обоснование соответствующих критериев, приведены на Интернет-сайте РБС

(URL: http://www.rbc.ru/rbcomp_method.shtml).

Даже поверхностный анализ вейвлет-картинки показывает, что на разных этапах истории ряда (с момента его основания 1 сентября 1997 г.) существенными оказывались разные по масштабу тенденции его изменения – от однодневных до двухмесячных.

Для построения компьютерной системы прогноза котировки закрытия на следующий день необходимо выделить факторы в истории ряда, наибольшим образом влияющие на прогнозируемое значение. При этом хотелось бы уменьшить число таких факторов (без существенного ухудшения точности прогноза), так как это приводит к снижению чувствительности предсказания к шуму. С этой целью выполним следующую программу исследований:

- Устраняем основной тренд и переходим к инвариантному лог-дифференциальному представлению ряда: $f(t) = \log(p(t)/p(t-1))$. Здесь t – номер дня проведения торгов (с 01.09.97), p – котировка закрытия, f – результирующий преобразованный ряд.
- Выбираем предельный масштаб истории ряда, влияющий на прогнозируемое значение. В нашем случае ограничимся с запасом 64 торговыми днями (более двух месяцев).
- Для скользящего окна длительностью 64 проводим кратномасштабный вейвлет-анализ, вычисляя дискретное вейвлет-преобразование на масштабах, кратных степени двойки (см. выше раздел о дискретном вейвлет-преобразовании). В результате получим 64-компонентный вектор коэффициентов для каждого прогнозируемого дня (на момент написания этого текста ряд contained 803 отсчета, после лог-дифференциальной предобработки осталось 802 значения, а собственно для прогноза остается 802 - 64 = 738 примеров). Все данные, таким образом, составляют матрицу наблюдений X размерностью 738 x 64. Прогнозируемые значения Y формируют вектор из 738 компонент. Цель прогноза – построить эффективное отображение $Y = Y(X)$.

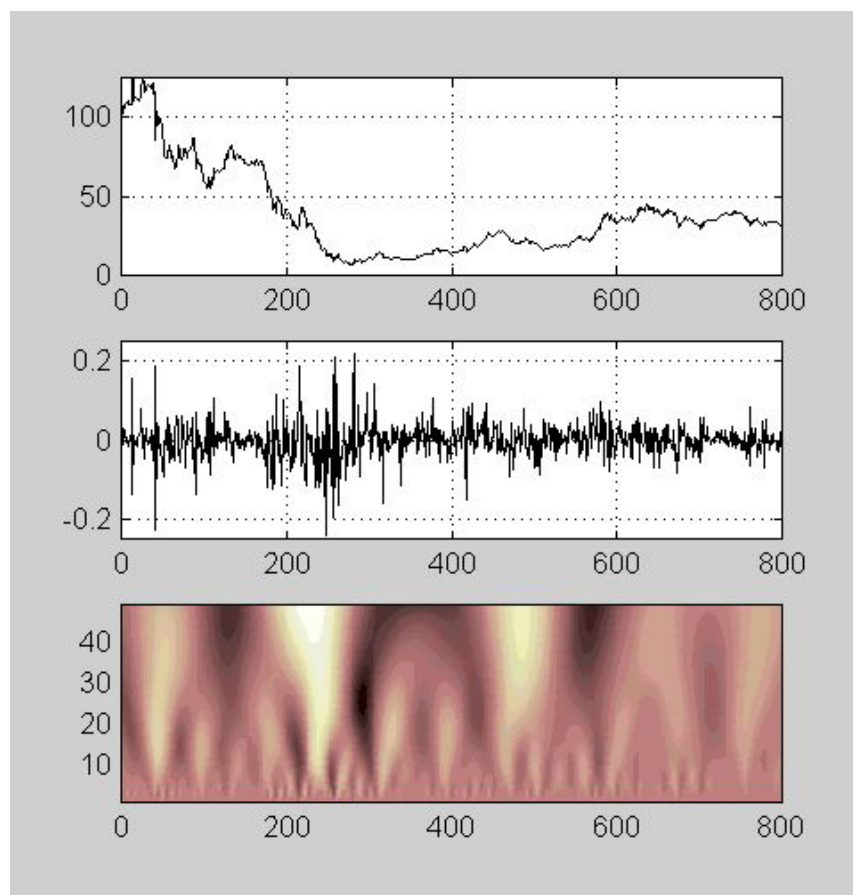


Рис. 8. Фондовый индекс «РБК-композит» (ежедневные котировки при закрытии торгов) –верху. Ниже – лог-дифференциальное представление ряда ($\log(p(t)/p(t-1))$). Внизу – непрерывное W -преобразование преобработанного ряда.

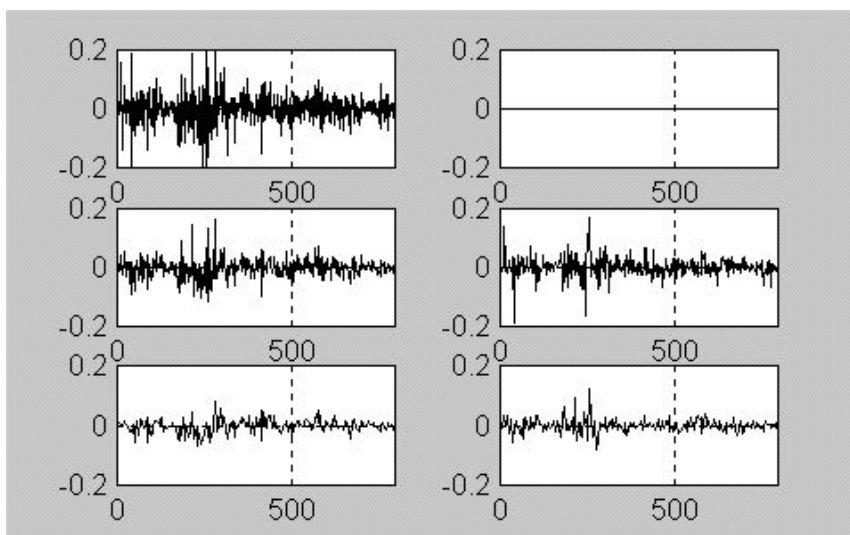


Рис. 9. Кратномасштабное представление отсчетов временного ряда «Индекс РБК-композит».

- Проводим выделение компонент вектора вейвлет-коэффициентов, наиболее влияющих на прогнозируемое значение. В простейшем случае воспользуемся для этого абсолютной величиной соответствующего коэффициента *линейной* корреляции. Результаты расчета корреляций приведены на Рис.10. Видно, что значимые корреляции наблюдаются с вейвлет-коэффициентами на различных масштабах (для наглядности границы масштабов, кратные степени двойки, показаны на рисунке красными вертикальными линиями). Для прогноза можно оставить 8 наибольших значений, превышающих выбранный порог (горизонтальная линия).
- Построение, собственно, прогностической системы на основе выбранных методик. Сравнение методик, выводы о точности прогноза.

В данной работе сравнивались несколько вариантов прогноза – линейная авторегрессия по всему набору из 64 переменных, линейная авторегрессия по 8 наиболее значимым переменным, и, наконец прогноз на основе нейронной сети со скрытым слоем из 8 нейронов и 8-ю входами. В нейросетевом прогнозе использовались те же восемь переменных, наибо-

лее значимых с точки зрения *линейных* корреляций, что очевидно, не является оптимальным выбором для *нелинейной* нейросети. Общий масштаб ошибки обычно задается ошибкой «*наивного*» предсказания («завтра будет так же, как и сегодня»).

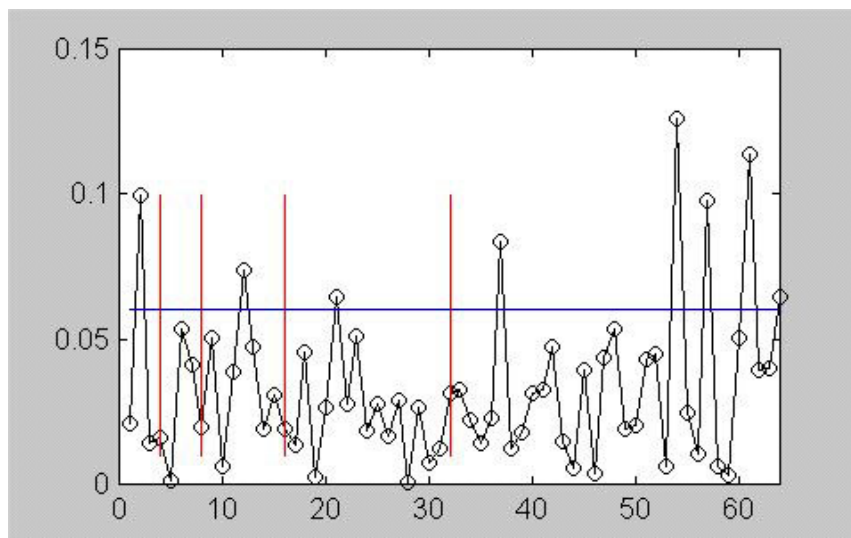


Рис. 10. Модуль корреляции прогнозируемого значения с вейвлет-коэффициентами ряда на разных масштабах.

Поскольку в основном данная работа посвящена методам вейвлет-анализа, мы сознательно используем простейшие нейросетевые методики и модели. Собственно нейросетевым методам посвящена обширнейшая литература. Автору ближе всего книга [Bishop95], хотя это дело вкуса.

В простейшем традиционном варианте весь набор доступных данных разбивается на две выборки — *обучающую* и *тестовую*. Обучающая выборка используется для определения параметров прогностической системы (коэффициентов регрессии, весов нейросети и т.п.), тестовые примеры служат для оценки точности полученного прогноза. В качестве меры ошибки использовалось стандартное значение *SSE* (Sum Squared Error — суммарная квадратичная ошибка), отнесенное к числу примеров.

Результаты выполнения предложенной программы исследований приведены ниже в таблице. Анализируя результаты, нужно отметить сле-

дующие факты. Использование линейной регрессии лишь незначительно улучшает прогноз по сравнению с «наивным» оракулом. При этом использование небольшого числа легко выявляемых наиболее значимых вейвлет-коэффициентов (в нашем случае всего 8 чисел) практически так же эффективно, как и использование полного набора параметров. Это говорит о серьезной информационной избыточности ряда. И, наконец, применение нелинейной нейронной сети вместо линейной регрессии существенно улучшает качество прогноза. Этот результат не представляется особенно неожиданным, аналогичные данные приводятся в литературе (для других рядов).

Таблица 1. Прогнозирование ряда «РБС-композит» различными методами.

Метод	Входные параметры	Ошибка SSE	% к наивному прогнозу
«Наивный»	–	0.00237	100%
Линейная авто-регрессия	все 64	0.00200	84.4%
Линейная авто-регрессия	8 линейно значимых	0.00219	92.4%
Нейронная сеть	8 линейно значимых	0.00130	54.8%

Отметим, что в наши цели не входила оптимизация нейросетевой архитектуры, анализ нелинейной значимости признаков, а также использование совместно с прогнозируемым индексом других показателей (например, FOREX и данных по объемам торгов и др.). Это – предмет специальных профессиональных исследований.

Обзор приложений

В этом разделе описывается лишь малая толика опубликованных применений компактных волн, при этом, в частности, не затрагиваются детали метеорологических приложений, подробно описанные в обзоре [Astafieva98], приложения к физике элементарных частиц и методам решения уравнения Шредингера, приложения к анализу и синтезу речи, а также другие направления фундаментальных исследований (анализ фрактальных сигналов, теория аппроксимации и др.). Подробная библиогра-

фия и публикации по данным вопросам имеются в выпусках электронного журнала *Wavelet Digest* [Eng00].

Восстановление зашумленных сигналов

Пусть имеется $n = 2^{J+1}$ наблюдений y_i функции $f(t)$ на отрезке $[0,1]$, содержащих «белый» шум:

$$y_i = f(t_i) + \sigma \cdot z_i, i = 1..n$$

Для очистки сигнала от шума применяется последовательно:

- прямое W -преобразование;
- зануление незначимых коэффициентов преобразования с порогом, пропорциональным амплитуде шума;
- обратное W -преобразование.

Ниже, на рис.11 приведены результаты подавления шума в модельном ступенчатом сигнале на основе W -преобразования, сплайн-методов и метода Фурье. Такие ступенчатые сигналы характерны, например, для геофизических задач акустического анализа слоистой среды.

Видно, что с использованием W -преобразования достигается более глубокое подавление шума при сохранении структуры сигнала.

Идея нелинейного (порогового) удаления шума состоит в том [Donoho93, Donoho94], что ортогональное W -преобразование «сжимает» сигнал до небольшого числа относительно больших коэффициентов. С другой стороны, «белый» шум в при любом ортогональном преобразовании сохраняет свою структуру и амплитуду. Поэтому пороговое обрезание коэффициентов W -преобразования не влияет на структуру сигнала, сильно понижая шум. W -преобразование близко к «идеальному» проекту, сохраняющему те и только те коэффициенты, для которых сигнал превышает шум.

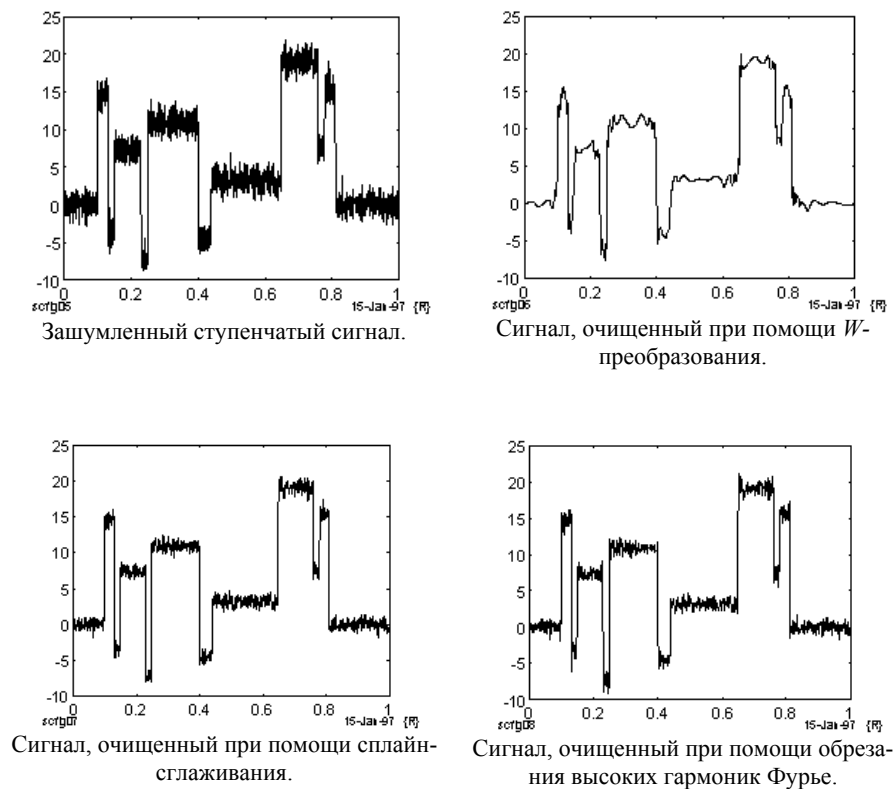


Рис. 11. Восстановление ступенчатого сигнала.

На рис.12 приведен пример W -реконструкции реального ЯМР сигнала из шума, при котором не наблюдается уширения пиков, характерного для традиционных линейных методов.

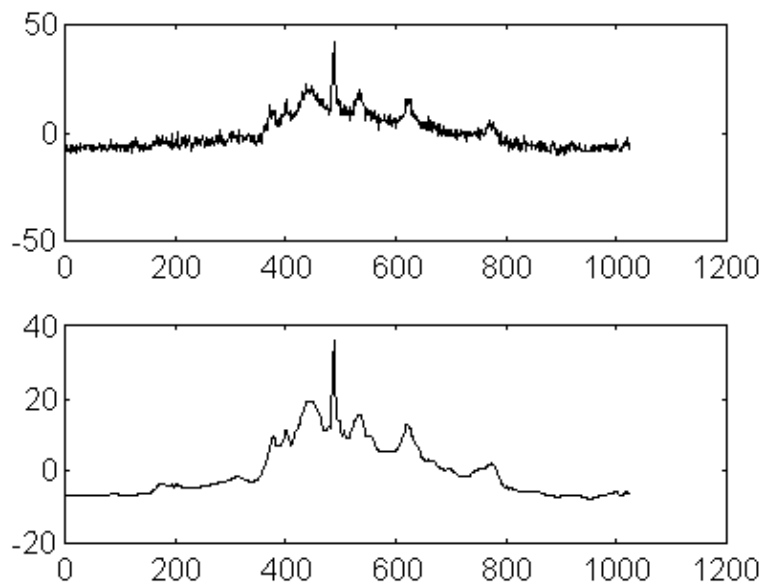


Рис. 12. Очистка шума в ЯМР-сигнале.

Аналогично может быть восстановлен двумерный сигнал-изображение. На рис.13 изображен портрет Ингрид Добеши – одной из основателей теории W -преобразования. Фрагмент образа был подвергнут зашумлению и восстановлен при помощи W -преобразования с койфлет-функцией, предложенной Добеши [Daubechies88].

Восстановление из шума, а также описываемое в следующем пункте сжатие информации может использоваться для дальних телекоммуникаций с узкой полосой пропускания.

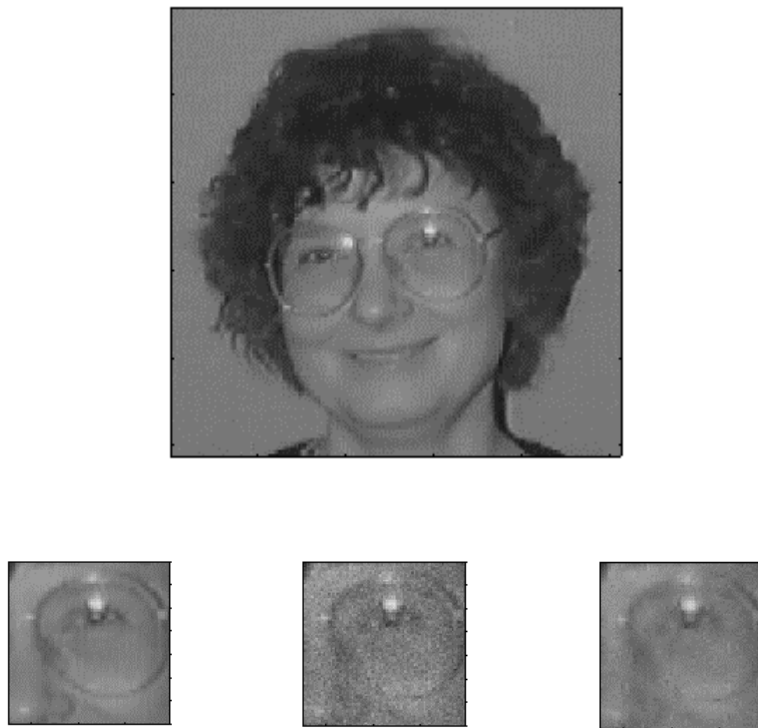


Рис. 13. Исходное, зашумленное и восстановленное изображение.

Сжатие информации

Рис.14 иллюстрирует качество восстановления сигнала при «сжатии» его при помощи сохранения заданного количества коэффициентов при ортогональном преобразовании [Donoho93]. В качестве тестового выбран сейсмический сигнал. При сохранении 100 коэффициентов Фурье-преобразования и 100 коэффициентов W -преобразования, более высокое качество последнего проявляется даже при визуальной инспекции.

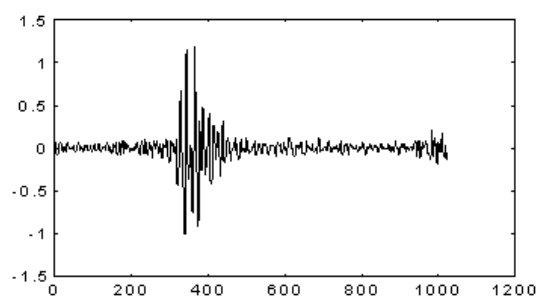
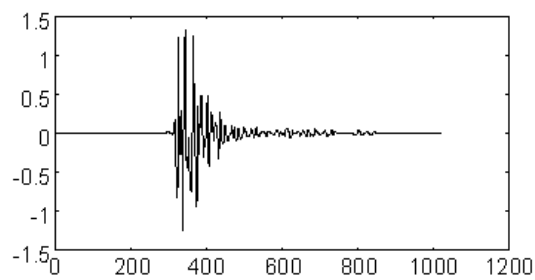
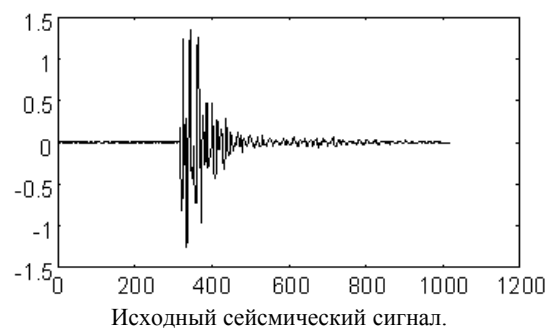


Рис. 14. Сжатие сейсмического сигнала.

В приведенном примере степень сжатия равна 10:1.

Приложения методов глубокой компрессии и качественного восстановления сигналов при помощи W -преобразований охватывают не только область телекоммуникаций, но и емких архивов видео- и теле- информации.

На рис.15 приведен пример использования глубокой компрессии информации для хранения в архиве. Сжатие информации достигает нескольких десятков раз, т.е. в базе данных хранится лишь 2–3% от исходного объема данных.



Рис. 15. Реконструкция (справа) отпечатка пальца (слева) после сжатия с помощью W -преобразования со степенью 26:1. Данные получены из Лос-Аламосской лаборатории США (URL: ftp://c3.lanl.gov/pub/WSQ/print_data)

Сжатие информации используется не только для ее хранения или передачи по каналам связи, но и для решения задач анализа и распознавания. При этом значительно сокращается объем вычислений распознающей системы (например, нейронной сети), что ускоряет обработку. Это иллюстрировалось, в частности и в разделе, посвященном прогнозу временных рядов.

Одним из важных приложений в этой области является анализ радиационных и нейтронных спектров при помощи W -преобразований, с целью контроля и учета делящихся материалов, их классификации (в частности, распознавания материалов, применяемых при разработке систем ядерных вооружений, среди образцов, используемых в энергетике).

Обратные некорректные задачи

Одной из важных некорректно поставленных обратных задач является восстановление сигнала по непрямым измерениям:

$$y_i = (Kf)(t_i) + \sigma \cdot z_i$$

В качестве опосредованно измеряемой величины Kf может служить, например, Фурье-преобразование сигнала f в томографии на основе магнитного резонанса, преобразование Радона в медицинских приложениях, свертки с различными ядрами в спектроскопических измерениях и т.п. В этих случаях речь идет о восстановлении W -коэффициентов из произвольного (не «белого») шума.

В качестве примера рассмотрим задачи численного дифференцирования и восстановления дискретной свертки.

Численное дифференцирование

Типичной при проведении физических экспериментов является задача восстановления дискретного сигнала x из наблюдений его зашумленного кумулянта

$$d_i = \left(\sum_{t=0}^i x_t \right) + \sigma \cdot z_i$$

Конечные разности $y_i = d_i - d_{i-1}$ приводят к выражению $y_i = x_i + \sigma \cdot (z_i - z_{i-1})$. Последнее эквивалентно непосредственному наблюдению сигнала с негауссовым шумом. Результат применения разностного численного дифференцирования измерений d является, очевидно, неудовлетворительным (см. рис.16).

W -преобразование в данной задаче используется так же, как и при выделении сигнала из шума, но с порогом, зависящим от уровня разрешения W -коэффициентов. При этом порог для высоких частот значительно выше, чем для низких частот.

Результаты дифференцирования с использованием W -преобразования приведены на рис.16.

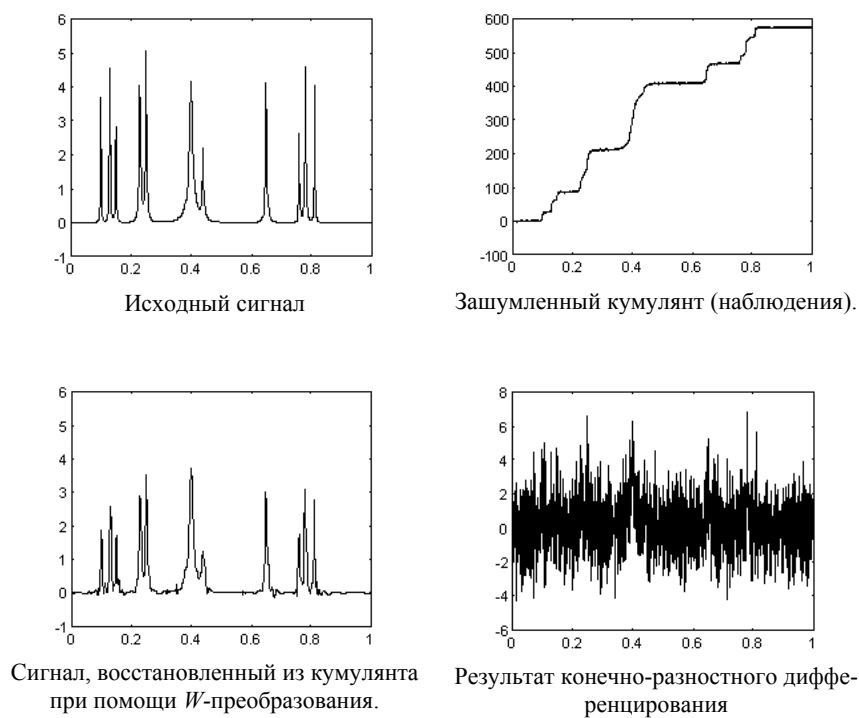


Рис. 16. Численное дифференцирование.

Восстановление сигнала из свертки

В многих схемах передачи сигнала приемник регистрирует не сам сигнал, а его свертку, подверженную шуму.

Пусть наблюдается величина

$$d_i = \sum_j K_j x_{i-j} + \sigma \cdot z_i$$

Формальное обращение свертки K^{-1} приводит к эквивалентному наблюдению сигнала с негауссовым шумом ($K^{-1} z$).

W -преобразование с порогом, зависящим от частоты, дает удовлетворительное восстановление сигнала из свертки (рис. 17).

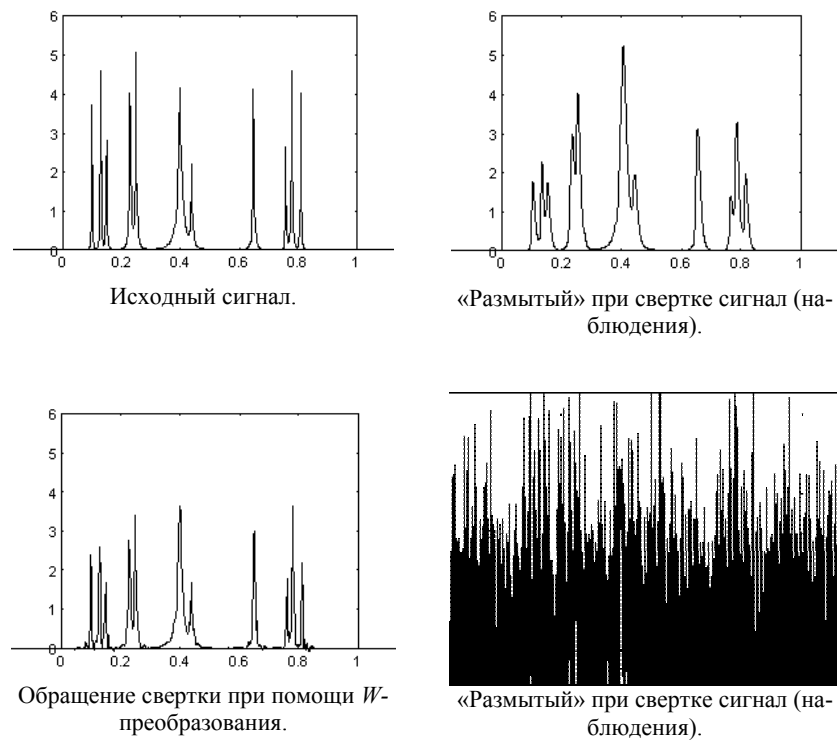


Рис. 17. Обращение свертки.

Численные методы решения уравнений в полных и частных производных

Удачность выбора базиса в виде компактных волн привела к ряду предложений по построению эффективных вариационных методов (в частности, метода Галёркина [Leaf95, Fletcher88, Shann91]) решения уравнений в частных и полных производных. В случае вейвлетов, отличных от нуля на отрезке, пространственное представление решения строится аналогично методу конечных элементов, при этом для получающейся систе-

мы О.Д.У. применяются стандартные адаптивные методы (например, методы Адамса или метод Гира [Fletcher88]).

Диссертационная работа [Shann91] посвящена развитию вейвлет-методов для обыкновенного уравнения второго порядка на отрезке, с граничными условиями Дирихле, Неймана и смешанными:

$$-(\sigma(x)u')' + \gamma(x)u = f(x), \quad x \in [0, R]$$

Решение строится путем проекционного разложения по компактным волнам специального вида, образующим полную систему на отрезке (в пространстве функций, интегрируемых с квадратом). Для тестовых задач сходящиеся решения получены для 3–4 элементов базиса.

В работе [Leaf95] предложена методика решения гиперболических уравнений (на примере уравнений Буссинеска, используемых в геофизических приложениях), разработанная в Аргоннской национальной лаборатории США. В данной работе сравниваются псевдо-спектральный метод Фурье, разностный метод с перешагиванием (leap-frog) и вариационный метод на основе W -преобразования. Характерные результаты расчетов разрывного течения приведены на рис.18 (приведен фрагмент рисунка, заимствованного из работы [Leaf95], в области сильного разрыва).

Необходимо отметить, что приведенные результаты качества представления разрывного решения не являются всеобщими, однако они указывают на необходимость дальнейшего совершенствования методов W -преобразований для численных методов.

Анализ электромагнитных явлений

Компактные волны представляются удобным и естественным инструментом для исследований электромагнитных явлений [Kaiser94], поскольку уравнения Максвелла (как и вейвлеты) инвариантны относительно перемещений и изменений масштаба. При этом формализм W -преобразований позволяет сформулировать физические принципы волновых явлений и вопросы обработки сигналов на едином языке. В книге [Kaiser94] построен универсальный вейвлет-базис для решений уравнений Максвелла в свободном пространстве.

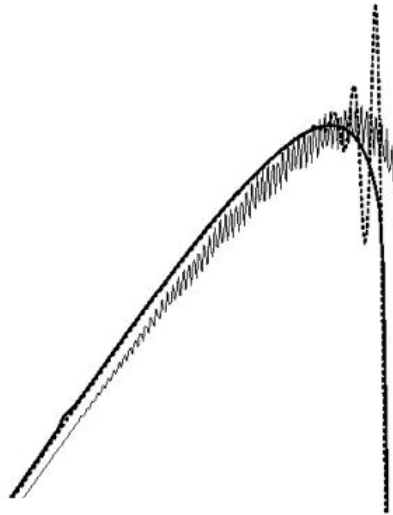


Рис. 18. Численное решение в области сильного разрыва. Тонкая сплошная линия – разностный метод с перешагиванием, точки – Фурье метод, жирная сплошная линия – метод Галёркина на основе вейвлетов, по работе [Leaf95].

В работе [Pierce96] вейвлет-представление было успешно применено для моделирования прохождения оптического импульса в нелинейной среде. При этом численно решалось нелинейное уравнение Шредингера для слабо меняющейся амплитуды электрического поля в волноводе:

$$\frac{\partial A}{\partial z} = \left(-\frac{i}{2} \beta_2 \frac{\partial^2}{\partial T^2} + \frac{1}{6} \beta_3 \frac{\partial^3}{\partial T^3} - \frac{\alpha}{2} \right) \cdot A + i\gamma |A|^2 \cdot A$$

Данное уравнение учитывает групповую дисперсию, фазовую само-модуляцию и поглощение волны. Решения для распространения гауссового пакета, приведенные в [Pierce96], получены на основе метода расщепления линейного и нелинейного операторов в правой части, с разложением решения по вейвлет-базису Добеши.

Метод W -разложения сравнивался с традиционно используемым разложением Фурье, при этом, при одинаковой точности результатов, схема на основе W -разложения имеет вычислительную сложность $O(N)$, в то время, как Фурье-схема – $O(N \log N)$.

Исследование явлений турбулентности

Исследование метеорологических и климатических процессов в последнее время особенно актуально [Astafieva98, Zubair93]. При этом возрастает как объем¹¹ обрабатываемых данных [Acheroy94], так и сложность моделируемых процессов [Zubair93].

В обзоре [Astafieva98] описаны применения методов компактных волн к анализу климатических временных рядов. Исследованы долговременные (на масштабах (10–100 лет) аномалии температур Южного и Северного полушария.

В работе [Zubair93] методы компактных волн применены для анализа явлений атмосферной турбулентности, которая характеризуется локализованными событиями, происходящими на широком диапазоне масштабов. Вейвлет-преобразование является инструментом, напрямую нацеленным на описание таких явлений. В этой работе используется двумерный аналог G_2 -вейвлета (описанного во вводном разделе):

$$\left(2 - (x^2 + y^2)\right) \cdot \exp\left(-\frac{(x^2 + y^2)}{2}\right)$$

На рис.19 приведены изображения турбулентной струи (полученные в модельных экспериментах при помощи теневой фотографии) и результаты W -анализа для двух различных пространственных масштабов. Компактно-волновое представление экспериментальных данных дает наглядную и количественно интерпретируемую картину явлений разных масштабов.

Коэффициенты W -преобразований используются в [Zubair93] для построения статистических моделей турбулентности. Оригинальный подход к исследованию турбулентных течений методами вейвлет-анализа предложен в новом совместном проекте ФИАН и ВНИИТФ для Международного научно-технического центра (**URL: <http://www.istc.ru>**).

¹¹ Ежедневный объем информации, передаваемой со спутника METEOSTAT Бельгийской Королевской военной академии составляет 1.8 GB.

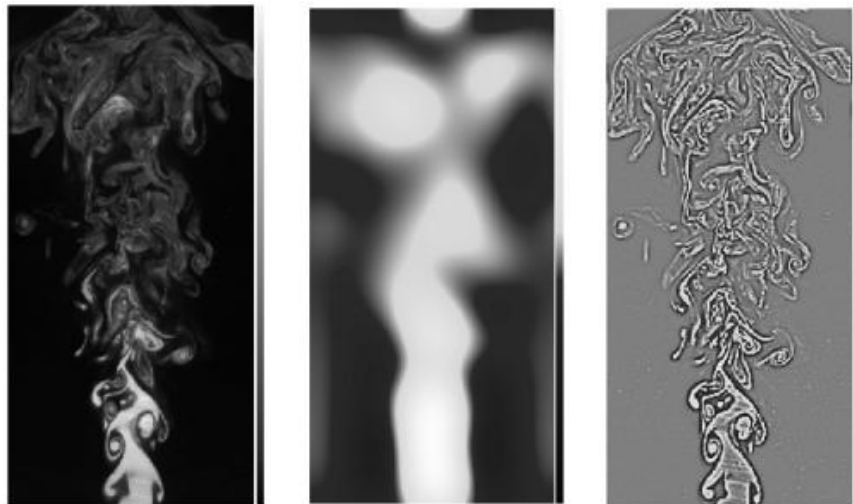


Рис. 19. Теневая фотография турбулентной струи (слева) и ее W -преобразование на двух различных пространственных масштабах.

Перспективы

В настоящее время сфера приложений компактно-волновых преобразований быстро расширяется. Это происходит как вследствие типизации постановок задач [Kaiser94], так и благодаря появлению пакетов программ и интегрированных компьютерных сред для W -анализа [Terekhoff97]. В частности, широкое распространение получила библиотека программ компактно-волнового анализа для пакета MATLAB¹².

Многие приложения требуют обработки сигналов (функций) в реальном масштабе времени. В этой связи перспективы приложений W -анализа связываются с разработкой и производством специализированных процессоров для быстрого вейвлет-преобразования. Такие (параллельные на каждом масштабе разрешения сигнала) процессоры используют весьма

¹² Пакет матричных вычислений MATLAB (URL: <http://www.mathworks.com> и <http://www.mathtools.net>) является одним из признанных лидеров на мировом рынке математического обеспечения для научных и инженерных расчетов.

ограниченный набор операций и малую локальную память, что обеспечит возможность быстрых стандартизованных вычислений, компактность и дешевизну разрабатываемых устройств.

Ожидается массовое использование W -преобразований для сжатия и иерархической передачи видео-информации¹³ в системах диалоговых телекоммуникаций (видео-конференций, дистанционного образования, компьютерных музеев, систем виртуальной реальности, стерео-телевидения и других компонент жизни общества грядущего века). Некоторые перспективы и практические шаги к качественно новому уровню обмена информацией нашли отражение в концепции информационной магистрали [Gates96], которая является естественным развитием технологии глобальных сетей Интернет в область персональных видео-коммуникаций и связанной с этим информационной индустрии.

Прогресс в области фундаментальных исследований и теории вейвлетов может также быть связан с важными биологическими аналогиями между кодированием информации при помощи W -преобразования и пространственным устройством чувствительности рецептивных полей нервных окончаний сетчатки глаза [Shepperd87]. Отдельные клетки «интегрируют» возбуждение от достаточно широкой области сетчатки, при этом сигналы воспринимаются селективно, квази-периодически по поверхности сетчатки. Функции чувствительности (хорошо аппроксимируемые функциями Габора [Mag77]) являются типичными представителями семейства компактных волн, по которым сетчатка «выполняет разложение» видимого изображения.

Перспективным для технических приложений представляется совместное использование преимуществ компактных волн (высокая информативность, слабая чувствительность к шуму, возможность глубокого сжатия информации) и нейросетевых методов (высокая параллельность вычислений, замена алгоритмического программирования обучением на примерах, простота аппаратного ускорения вычислений). Этому направлению посвящены новые исследовательские работы, в последнее время проводимые во ВНИИТФ и ФИАН.

¹³ В настоящее время в стандартных форматах обмена мультимедиа-информацией (MPEG) используется Фурье-преобразование с фиксированным (неадаптивным) уровнем обрезания высоких частот спектра.

Благодарности

Автор благодарит В.Б.Розанова за плодотворные обсуждения применений вейвлетов для анализа явлений турбулентности. Спасибо Оргкомитету конференции «Нейроинформатика–2001» за любезно предоставленную возможность выступить с этой лекцией в стенах МИФИ.

Литература

- [Acheroy94] *Acheroy M., Gradjean S.* (1994). METEOSTAT Image compression using the wavelet transform // ESA Contract Final Report 10031/92/D/IM, Royal Military Academy, Belgium, March 14, 1994. <ftp://ftp.elec.rma.ac.be/user/jma/finrep1.ps.gz>
- [Amara00] Amara Graps (2000). Amara Graps Web Page. <http://www.amara.com/current/wavelet.html>
- [Astafieva98] *Астафьева Н.М.* (1996) Вейвлет-анализ: основы теории и примеры применения. // Успехи физических наук. Т.166, N 11, С.1145-1170.
- [Berdyshev99] *Бердышев В.И., Петрак Л.В.* (1999). Аппроксимация функций. Сжатие численной информации. Приложения. Екатеринбург, ИММ УрО РАН.
- [Bishop95] *Bishop C.M.* (1995) Neural networks for pattern recognition. Oxford Univ. Press.
- [Daubechies88] *Daubechies I.* (1988) Orthogonal bases of compactly supported wavelets. // Communications in Pure and Applied Mathematics. Vol.61, No.7, pp. 909-996.
- [Daubechies96] *Daubechies I.* (1996). Where do wavelets come from? – A personal point of view. // Proceedings of the IEEE, Special Issue on Wavelets 84 (no. 4), pp. 510–513, April 1996. <http://www.princeton.edu/~icd/publications/>
- [Donoho93] *Donoho D.L.* (1993) Nonlinear wavelet methods for recovery of signals, densities, and spectra from indirect and noisy data. // Proceedings of Symposia in Applied Mathematics, AMS, 1993, P.173–205. <http://playfair.stanford.edu/shortcourse.ps.Z>
- [Donoho94] *Donoho D.L., Johnstone I.M.* (1994) Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage. // Technical Report, Dep. Statistics, Stanford University. <http://playfair.stanford.edu/ausws.ps.Z>
- [Eng00] Более 300 публикаций в данной области (включая, наряду с научными работами, обзорные статьи и лекции) доступны в Internet. <http://www.mathsoft.com/wavelets.html>
- [Fletcher88] *Флетчер К.* (1988). Численные методы на основе метода Галёркина. – М: Мир.
- [Gates96] *Gates B.* (1996). A Road ahead. (русский перевод *Б.Геѐмс* Дорога в будущее, 1996).
- [Gorban98] *Горбань А.Н.* (1998). Обобщенная аппроксимационная теорема и вычислительные возможности нейронных сетей. // Сибирский журнал вычислительной математики. Т.1 1998, с.11–24.
- [Hornik91] *K. Hornik* (1991) Approximation capabilities of multilayer feedforward networks. // Neural Networks. Vol.4, pp.251–257.
- [Kaiser94] *Kaiser, G.* (1994) A Friendly guide to wavelets. – Birkhauser, Berlin.

- [Kolmogorov57] Колмогоров А.Н. (1957). О представлении непрерывных функций нескольких переменных в виде суперпозиции непрерывных функций одного переменного и сложения. // Доклады АН СССР. т.114, N 5, с.953–956.
- [Kreinovich92] Kreinovich V., Sirisaengtaksin O., Cabrera S. (1992) Wavelet neural networks are optimal approximators for functions of one variable. // Technical Report 29, University of Texas at El Paso/University of Houston,
<ftp://cs.utep.edu/pub/reports/tr92-29.tex>,
<http://ftp.sci.univr.it/Documents/wavelet/tr92-25.ps.gz>
- [Leaf95] Leaf G., Restrepo J.M. (1995) Wavelet-Galerkin discretization of hyperbolic equations. // Technical Report, Argonne National Laboratory.
ftp://info.mcs.anl.gov/pub/tech_reports/reports/P448.ps.Z
- [Marr77] Мэпп Д. (1997). Зрение. – М.: Радио и связь, с.76.
- [Petukhov99] Петухов А.П. (1999). Введение в теорию базисов всплесков. С.-Петербург, Издательство СПбГТУ. <http://www.math.spbu.ru/~dmp/Petukhov/Papers/>
- [Pierce96] Pierce I., Watkins L. (1996) Modelling optical pulse propagation in nonlinear media using wavelets. // Technical Report, University of Wales, Bangor, UK.
<ftp://ftp.sees.bangor.ac.uk/pub/iestyn/tfts96.ps>
- [Polikar99] Polikar R. (1999). The story of wavelets. // IMACS/IEEE CISC Proc. pp.5481–5486.
<http://www.public.iastate.edu/~rpolikar/RESEARCH/Wavelets.pdf>
- [Press97] Press W.H., Teukolsky S.A., Vetterling W.T., Flannery B.P. (1997) Numerical recipes in C. 2-nd ed. Cambridge University Press. pp.591–606.
- [Rus00] Архив публикаций по теории и применениям вейвлетов на Русском языке.
<http://www.math.spbu.ru/htmlsources/~dmp/ruspap.html>
- [Shann91] Shann W.C. (1991) Finite element methods for Maxwell's equations with stationary magnetic fields and Galerkin-wavelets methods for two-point boundary value problems. Ph.D. Thesis, Pennsylvania State University, August 1991.
ftp://dongpo.math.ncu.edu.tw/pub/shann/publications/PhD_Thesis/text.ps
- [Shepperd87] Шенепò Г. (1987). Нейробиология, (в 2 т.), М., Мир, Т.1, с.440.
- [Terekhoff97] Терехов С.А. (1997) Ортогональные компактно-волновые (Wavelet) преобразования и их применения. // Препринт ВНИИТФ N 113, Снежинск, 1997.
<http://alife.narod.ru>
- [Zubair93] Zubair L. (1993) Studies in turbulence using wavelet transforms for data compression and scale-separation. – Ph.D. Thesis, Yale University.
<ftp://ftp.funet.fi/pub/sci/papers/misc/ZubairLareef>

Сергей Александрович ТЕРЕХОВ, кандидат физико-математических наук, начальник лаборатории Всероссийского НИИ технической физики им. академика Е.И. Забабахина. Основной круг интересов – теория и приложения искусственных нейронных сетей, вейвлеты, генетические алгоритмы, разработка Интернет-приложений. Автор 1 монографии и более 50 научных публикаций.

С.А.ШУМСКИЙ

ФИАН им.П.Н.Лебедева, ООО «НейрОК», Москва

E-mail: shumsky@neurok.ru**САМООРГАНИЗУЮЩИЕСЯ СЕМАНТИЧЕСКИЕ СЕТИ****Аннотация**

Интернет представляет собой гигантскую распределенную базу общедоступных данных. Однако существующие средства поиска и фильтрации информации не позволяют с достаточной эффективностью использовать имеющиеся в Сети знания. С другой стороны, большая часть компьютерных ресурсов – сотни миллионов персональных компьютеров – большую часть времени простаивает. В лекции рассматривается вариант создания самоорганизующейся распределенной семантической сети, состоящей из взаимодействующих друг с другом обучающихся поисковых агентов. Агенты постоянно добывают новую информацию из Сети, одновременно обучаясь обслуживать интересы своих хозяев. Агентская сеть способна решить многие актуальные задачи Интернет: своевременной индексации информации, направленного распространения персональной, новостной и коммерческой информации, а также автоматической организации «клубов по интересам».

S.A.SHUMSKY

Lebedev Physics Institute, «NeurOK» LLC, Moscow

E-mail: shumsky@neurok.ru**SELFORGANIZING SEMANTIC NETWORKS****Abstract**

Internet is the largest known publicly accessible database. But existing search and filtering tools fail to keep pace with the growing amount of information. On the other hand hundreds of million of installed PC stay idle most of time. This paper presents a basic sketch of a plan of distributed self-organizing semantic network, comprising interacting self-learning search agents. The latter constantly filter information on behalf of their owners, adapting to their personal profiles. Such self-learning semantic network may facilitate: real-time information indexing, personal news delivery, targeted commercials, and emergent communities.

Введение. Информационный фазовый переход

В последние несколько лет мы являемся свидетелями радикальных изменений в информационной инфраструктуре общества. Процесс тотальной компьютеризации, катализатором которого были в 80-е годы персональные компьютеры (ПК), а в 90-е – Интернет, качественно изменил глобальный информационный ландшафт.

К началу нового века практически все накопленные человечеством знания оказались, во-первых, оцифрованы и, во-вторых, общедоступны через глобальную Сеть. Создана принципиально новая, программируемая, среда доступа к этой информации.

Произошел, если можно так выразиться, «информационный фазовый переход»: вместо разрозненных «озер» локальных баз данных появился глобальный «океан» всемирной Сети с простыми средствами доступа к нему со стороны массового пользователя.¹

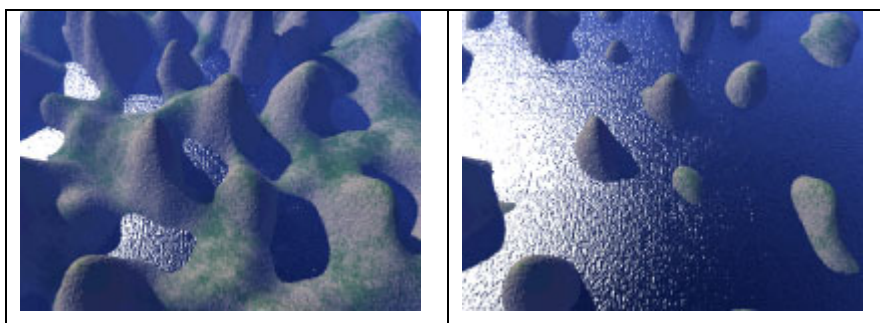


Рис. 1. Изменение топологии информационного пространства.

Этот океан имеет относительно тонкий «поверхностный слой», World Wide Web (WWW) или просто Web, состоящий из статичных html-страниц с постоянным адресом. Именно этот слой, содержащий в настоящее время порядка 2.5 миллиардов документов, индексируют (точнее,

¹ Подобный топологический фазовый переход наблюдается при сбивании масла (эмульсии воды в жире) из сливок (суспензии жира в воде).

стараятся проиндексировать) всем известные поисковые серверы Интернет. Однако, есть еще гораздо более обширный «глубинный» Интернет, состоящий из подключенных к Сети баз данных общим объемом ~550 миллиардов документов. Эти документы выдаются по соответствующим запросам в виде динамических, формируемых на лету, html-страниц. Причем 95% этих баз данных находятся в общественном пользовании. Если на поверхности Океана лежит от 10 до 20 терабайт текстовой информации, то в его глубине сокрыто порядка 7500 терабайт. Информационные потоки в Океане еще более впечатляюще. Ежегодно люди посылают друг другу порядка 10^{12} электронных писем общим объемом свыше 10000 терабайт [1]. То есть «творческий потенциал» пользователей Сети сравним со всей накопленной в базах данных информацией.

Мы еще только привыкаем к жизни в этой новой для нас цифровой, программируемой среде, в которой можно создавать *любые* модели общения и доступа к информации. Для ее освоения наверняка потребуются новые средства поиска и фильтрации информации, новые средства навигации и общения людей как друг с другом, так и с миром программ. Интернет недалекого будущего, скорее всего, будет довольно сильно отличаться от существующего, использующего технологии, разработанные десятилетия назад для работы в локальных базах данных.

Многие, в том числе и автор данной статьи, считают неизбежным переход от централизованного к распределенному индексированию и поиску информации, поскольку ни один сервер не в состоянии в одиночку «объять необъятное». Более того, согласно приведенной выше статистике, поисковым серверам и сейчас доступна лишь «поверхность» Интернета. Основная часть информации находится в базах данных и предоставляется лишь через соответствующие *сервисы*. Однако, пока что локальные индексы баз данных разрознены, и поиск в Сети ассоциируется с поиском в статичных http-страницах Web, т.е. «на поверхности» Интернет. Глубинный Интернет пока недоступен для глобального поиска. Это относится как к корпоративным базам данных, так и к пользовательским ПК, содержащим, к слову, 55% мировой информации [2].

Идеальный поисковый сервис Сети должен, естественно, включать и информацию в корпоративных базах данных и открытую для публичного доступа информацию на персональных машинах. Для этого локальные

поисковые сервисы должны быть включены в единую поисковую сеть, в которой каждый *поисковый агент* знает других агентов, к которым можно автоматически перенаправить поиск в случае, если он сам не нашел ответа.

Точки входа в такую поисковую сеть, *персональные поисковые агенты*, к которым пользователи и обращаются со своими запросами, должны, в идеале, заранее знать кому эти запросы переадресовывать, а ссылки на наиболее важную информацию хранить непосредственно у себя в локальном поисковом индексе. Такие персональные поисковые агенты должны быть *обучаемыми* – уметь подстраиваться, с одной стороны, под интересы своих хозяев, а с другой – находить источники соответствующей информации в Сети.

Такие персональные обучающиеся агенты действительно смогут обеспечить необходимый информационный комфорт простым пользователям Сети, которым уже не нужно будет запоминать где можно найти ответы на те или иные вопросы, раздувая до невообразимых размеров дерево своих «закладок» по мере появления все новых сетевых сервисов. Общение с Сетью будет ассистировать их персональный помощник, предварительно находящий, прочитывающий и отбирающий для них наиболее интересную информацию.

В этой лекции мы рассмотрим, как может быть устроена подобная сеть взаимодействующих друг с другом персональных поисковых агентов, и какие функции смогут взять на себя эти электронные секретари в повседневной жизни пользователей Сети.

Ведь не поиском же единым жив человек. Новые, агентские технологии должны будут удовлетворять и другие потребности, возникающие в условиях глобального общежития, в частности – потребности в общении и обмене персональной информацией.

Действительно, как мы заметили выше, годовой объем информации, генерируемой пользователями Сети, сравним со всей накопленной человечеством информацией. Этой информацией люди обмениваются, в частности, в виде писем. Это – уровень персонального общения людей, уже знающих друг друга (*user-user*).

Другой полюс информационных потоков составляют средства массовой информации – *broadcasting*. Если ограничиться лишь печатной продукцией, которая сегодня практически вся доступна и через Web, то ее объем (~20 терабайт – см. **Рис. 2**) окажется пренебрежимо мал, по сравнению с объемом той же электронной почты (~10000 терабайт). Это и естественно, ведь *broadcasting*-информация производится относительно небольшой группой людей одной профессии – журналистами. Однако, именно их глазами мы вынуждены смотреть на мир, и именно их суждения влияют на нас в первую очередь, формируя общественное мнение по широкому кругу вопросов. Этот тип общения, «вещание» – *broadcasting*, был перенесен в Интернет многочисленными порталами, механически транслирующими бизнес-модель масс-медиа в новую, программируемую среду.

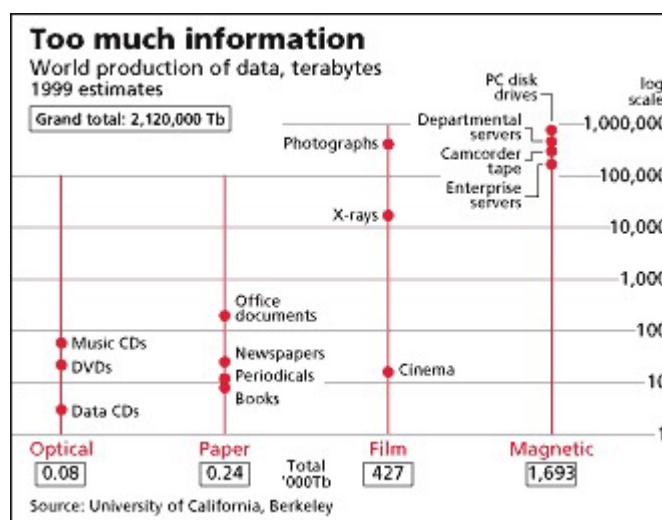


Рис. 2. Оценка сверху различных типов информации в мире (Economist Magazine, October, 2000 [2]).

Между тем, если вспомнить историю, Интернет первоначально культивировал альтернативную модель коллаборативного общения единомышленников – людей одной профессии или просто сходных интересов.

Сюда можно отнести, например, сеть обмена мнениями USENET, разбитую на десятки тысяч тематических подразделов. Годовой объем корреспонденции типа *user-community* в USENET оценивается в 70 терабайт [1]. Это всего лишь в три с небольшим раза больше, чем broadcasting, но на два порядка меньше, чем корреспонденция *user-user*.

Можно трактовать эти цифры по-разному. В частности, что люди не слишком-то и нуждаются в общении на уровне *community*. Узнать общечеловеческие новости по каналам broadcasting и обменяться информацией со своим ближайшим окружением средствами электронной почты – вот и все, что им по большому счету надо.

Альтернативная точка зрения состоит в том, что у людей нет другого выбора пока им не предоставят действительно удобного, «на кончиках пальцев», средства для социального общения в Сети. Таким инструментом как раз и может стать сеть персональных агентов, автоматически формирующих своему хозяину созвучное его интересам социальное окружение. Подобно тому, как Windows-интерфейс открыл массовому пользователю дорогу в мир компьютеров, а графический браузер Netscape – в мир WWW, агентский интерфейс способен, по нашему глубокому убеждению, кардинально изменить облик Сети.

Метафора программных агентов, активно помогающих пользователям в поисках действительно интересной им информации, очень естественна для жизни в открытом информационном мире. Она должна существенно потеснить ставший уже привычным *объектный* интерфейс Windows, позволяющий манипулировать с информацией как с обычными материальными объектами. Это максимально облегчает пользователю *самостоятельные* манипуляции с информацией. Агентский же интерфейс призван, напротив, *заменить* пользователя при выполнении большого числа рутинных операций, например, по предварительному просеиванию больших потоков информации.

Но для этого, как легко догадаться, агенты должны быть достаточно интеллектуальными – в какой-то мере *понимать* о чем идет речь в том или ином документе. Как научить агентов понимать *семантику* языка, уметь сравнивать содержимое различных документов и обучаться интересам пользователя? Об этом пойдет речь в следующем разделе.

Теоретические выводы мы подкрепим примером реальной коммерческой системы семантического анализа текстовых коллекций **Semantic Explorer**.

Далее мы рассмотрим вопрос формирования оптимальной структуры связей в поисковой сети таких семантических агентов. Мы покажем, что широко используемый в нейрокомпьютинге метод настройки связей (обучение сетей по методу обратного распространения ошибки – *backpropagation*) в некотором смысле эквивалентен экономическим отношениям между агентами, основанным на денежном обмене.

Наконец, мы рассмотрим некоторые социальные последствия появления в сети агентского сообщества – какие новые возможности появятся у пользователей, заведи они себе таких агентов.

Семантический анализ контента

В этом разделе мы сосредоточимся на проблеме обучения поисковых агентов распознаванию семантических образов. Под *семантическим* образом документа мы будем понимать его тематическую направленность – то, *о чем* говорится в данном документе. Это чрезвычайно сжатое представление, по нему невозможно восстановить не только конкретное содержание документа, но даже то, какими именно словами ведется изложение.

Соответственно, семантические поиск и фильтрация информации основаны не на ключевых словах, а, скорее, на ключевых понятиях. Если лексическое представление документа представляет из себя спектр составляющих его слов, точнее принимаемых во внимание базовых *терминов*, то семантическое представление – вектор присутствия в нем базовых *семантических категорий*. Причем, если характерное число слов в архивных коллекциях документов колеблется в диапазоне от 10^4 до 10^6 , в зависимости от их объема и широты охвата, то число различаемых людьми тематических рубрик обычно на несколько порядков меньше – соответственно от 10^2 до 10^3 .²

² Если же в качестве такой коллекции представить себе Интернет в целом, со всеми использующимися в нем языками, то эти цифры возрастут еще на несколько

Сжатие информации при переходе от лексического к семантическому описанию документов приводит к ее *обобщению*, что эквивалентно получению некоторого *знания*. Ведь возможность более сжатого описания данных есть следствие скрытых в этих данных закономерностей. Сжатие информации как раз и сводится к выявлению этих закономерностей, выражающих наши знания о структуре данных.

Выработка способности семантического представления текстовой информации, соответственно, сопровождается обучением языку, точнее, конечно, лишь некоторым его аспектам – закономерностям совместного употребления слов в документах. Но именно эти закономерности и определяют во многом значения слов. Действительно, смысл слова зависит, естественно, не от его написания, а от его употребления, т.е. определяется совокупностью всех тех его комбинаций с другими словами, в которых оно встречается в языке. На этом факте как раз и строится обучение семантических агентов компании НейрОК.

Основная проблема здесь состоит в том, что при этом мы должны, подобно Мюнхаузену, «приподнять себя за волосы» (английский вариант – за шнурки ботинок, откуда и происходит название методики «bootstrap»). Действительно, значение каждого слова определяется его контекстом, состоящим из других слов, значения которых, в свою очередь, определяются их собственным контекстом, включающим и значение данного слова.

порядков. Например, амбициозный проект Netscape Open Directory Project [3] создания тематического дерева Интернет «всем миром», в данный момент насчитывает порядка 300 000 тематических рубрик.



Рис. 3. Bootstrap-алгоритм формирования самосогласованного набора семантических категорий при обучении на коллекции документов.

Поэтому алгоритм обучения построен на циклической схеме постепенного приближения к самосогласованной системе разложения всех слов по набору базовых категорий, отражающему статистику их совместного употребления в обучающей выборке (Рис. 3).

Зададимся неким фиксированным числом базовых категорий K , в зависимости от желаемой степени подробности семантического описания текстов. Семантику употребления каждого слова в языке будем кодировать разложением этого слова по категориям. Вначале это разложение полагается случайным.

После этого мы можем переопределить семантические векторы всех слов, в зависимости от частоты их употребления в том или ином кластере, и начать новый цикл погружения и кластеризации документов в новом, подправленном семантическом пространстве. Если на начальном этапе (случайное кодирование) все слова были в среднем равноудалены друг от друга, то уже после первой итерации кодирование слов будет в какой-то степени отражать их смысловую близость: слова, характерные для одних и тех же кластеров будут кодироваться сходным образом. Каждая следующая кластеризация будет более точной, т.к. будет учитывать смысловую близость слов, выявленную на предыдущих итерациях.

Можно показать, что, при соответствующем определении метрики, этот итерационный процесс сходится к локальному максимуму взаимной энтропии лексического, $P(w|d)$, и семантического, $P(k|d)$, представления документов.³ То есть, сжатие информации при переходе из высокоразмерного в более низкоразмерное векторное пространство происходит с минимальными потерями. Соответственно, такое семантическое представление слов максимизирует количество информации о характере их употребления в языке.

Эти знания о структуре языка, выявленные в процессе обучения, отражают статистику совместного употребления слов. Так, поскольку различные словоформы одного и того же слова обычно употребляются в одном и том же тематическом контексте, их семантические векторы будут практически совпадать. Поэтому при семантическом поиске мы можем не заботиться о том, в какой именно форме употребляется то или иное слово в искомом документе. То же относится и к синонимам: неважно какими именно словами выражена та или иная мысль – ее семантическое представление практически не зависит от конкретного выбора терминов (Рис. 4).

³ Где $P(w|d)$ – спектр терминов документа, а $P(k|d)$ – разложение документа по семантическим категориям, трактуемые как распределения вероятностей. Соответственно, взаимная энтропия двух распределений вероятности $I(W,K)=H(W)+H(K)-H(W,K)$ определяет информацию об одном из распределений, содержащейся в другом из них.



Рис. 4. Семантические векторы слов отражают смысловые связи между ними, выявленные в обучающей выборке документов.

В итоге, семантические фильтры оказываются гораздо «тоньше» лексических. В последнем случае для тонкой настройки на тему мы должны подобрать достаточно обширный набор терминов, который присущ данной тематике и наилучшим образом отличает ее от остальных. Этот набор должен использовать (i) заблаговременно составленный *тезаурус* языка, концентрирующий знания экспертов-лингвистов о словоформах и синонимах, (ii) знания экспертов в данной предметной области, ассоциирую-

шие употребляемые в ней термины.⁴ Семантическое обучение автоматизирует получение этих знаний, позволяя обходиться без дорогостоящих экспертов.

Обучение семантике любого языка, в любой предметной области занимает даже на коллекциях из миллионов документов всего лишь несколько часов времени обычного персонального компьютера, т.е. обходится практически даром.

Описанный выше алгоритм обучения можно обобщить на выявление в структуре языка иерархической системы семантических категорий. В итоге, любая коллекция документов, независимо от ее языка и тематики, может быть автоматически структурирована – разбита на тематические директории, аннотированные наиболее значимыми словами. Соответственно, и потоки входящих документов будут автоматически раскладываться по этим тематическим директориям.

Semantic Explorer

Проиллюстрируем возможности семантического анализа данных на примере продукта фирмы НейрОК **Semantic Explorer 2**, предназначенного для автоматической кластеризации документов, рубрикации новых поступлений и поиска информации в больших хранилищах текстовой информации [4].

На стадии обучения сервер системы **Semantic Explorer 2** производит настройку своего семантического блока на «диалект» данного хранилища, выявляя базовые семантические категории. Автоматически формируется аннотированное дерево тематических категорий, по которым раскладываются все имеющиеся в хранилище документы.

К примеру, на **Рис.5** показано слева отображение тематического дерева на клиентской части комплекса **Semantic Explorer 2**, а справа – в панели результатов – содержимое одного из кластеров.

⁴ Например, что А.Чубайс связан с РАО ЕЭС, а Р.Вяхирев – с РАО Газпром.

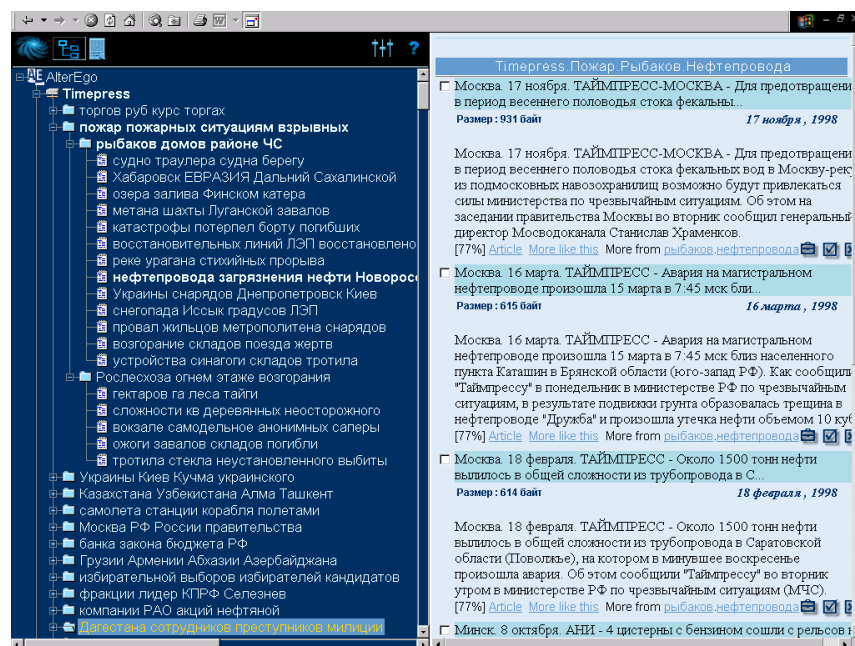


Рис.5. Иерархическая кластеризация выборки из 140 тысяч сообщений российских информационных агентств в системе Semantic Explorer 2. Слева – полученная в результате самообучения система тематических категорий. Справа – документы из выбранного (подсвеченного) кластера.

Поскольку все документы кодируются точками в семантическом пространстве, для каждого документа очень легко найти документы, ближайшие к нему по содержанию. Использование документов в качестве поисковых фильтров позволяет производить весьма тонкую подстройку поискового запроса.

Причем, найденные таким образом документы могут находиться и в других тематических категориях, поскольку ни одна классификация не в состоянии отразить истинного расположения документов в многомерном семантическом пространстве. Например, на Рис. 6 документ про аварию на

магистральном трубопроводе принес документы из смежных кластеров, посвященных восстановительным работам и стихийным бедствиям.

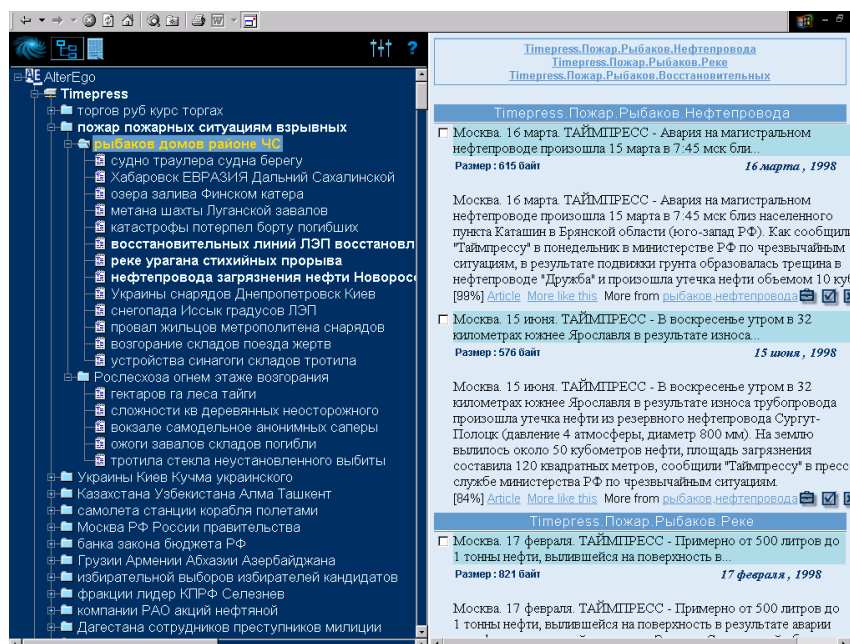


Рис. 6. Поиск похожих документов приносит документы из смежных кластеров.

В системе **Semantic Explorer 2** кроме семантического есть еще и лексический поиск. Семантическое дерево позволяет легко различать в каком именно контексте употребляется тот или иной термин в различных частях базы данных. Например, поиск по ключевому слову «Чубайс» приносит документы и из кластера «Москва РФ России», и из кластера «Компании РАО акции», отражающие соответственно деятельность Анатолия Борисовича как политического деятеля и бизнесмена (Рис. 7).

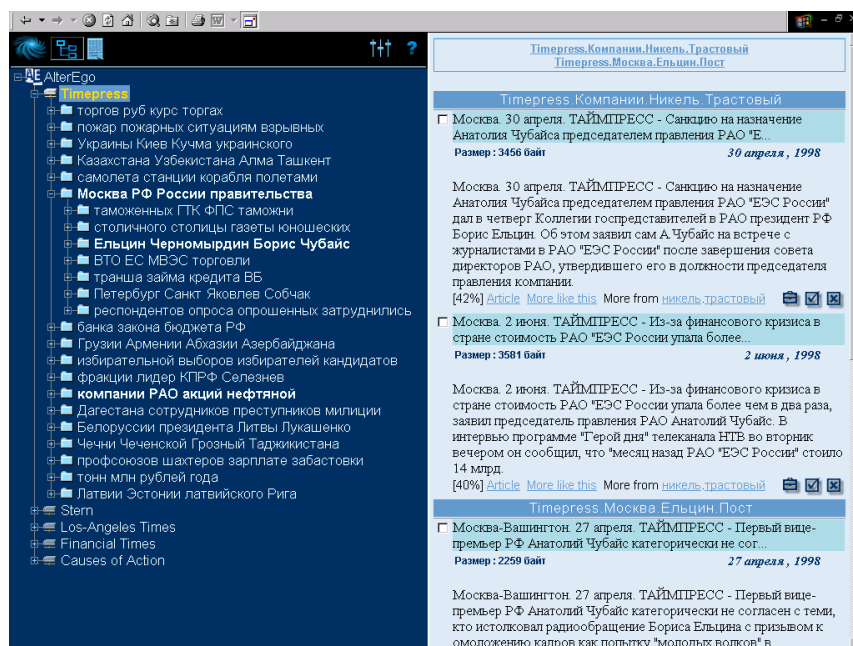


Рис. 7. Ключевые слова встречаются в разных контекстах.

Кроме привычного «одномерного» отображения дерева тематических каталогов, в **Semantic Explorer 2** реализованы и двумерные карты, дающие наглядное представление об объеме и относительном расположении различных тематических кластеров. Навигация по коллекции в этом случае напоминает полеты в виртуальных галактиках документов (Рис.8).

Установив на входе **Semantic Explorer 2** робота, выкачивающего и разбирающего содержимое http-страниц, мы получаем средство автоматической каталогизации Интернет – автоматический Yahoo! Причем, различные языковые сегменты Интернет будут автоматически формировать разные ветви этого дерева. И все это – без привлечения экспертов и без априорного знания многочисленных языков.

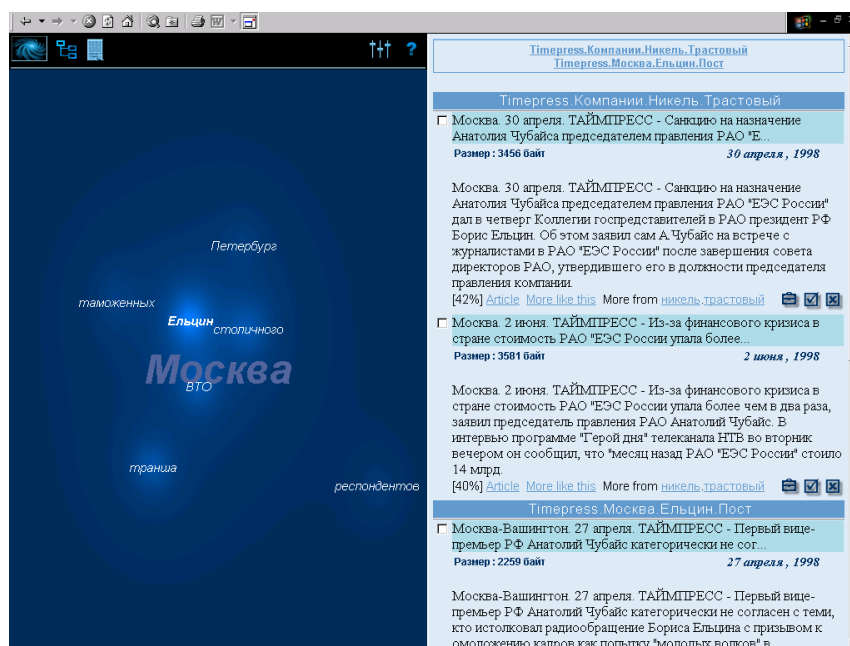


Рис.8. Галактики документов в системе Semantic Explorer 2.

На самом деле, конечно, это типичная утопия. Как говорил Козьма Прутков: «Нельзя объять необъятное». Мы опять возвращаемся к основной теме данной статьи – распределенным поисковым системам. Содержание быстро растущей и постоянно изменяющейся глобальной Сети способна проиндексировать только такая же растущая вместе с ней сеть постоянно обучающихся поисковых агентов, каждый из которых знает лишь частицу всеобщей Семантики.

Как может быть устроена такую сеть – тема следующего раздела.

Сеть семантических агентов

Представим себе, что на персональном компьютере каждого пользователя Сети живет его поисковый агент, обучающийся семантике по мере выполнения запросов своего хозяина. Поскольку человек знает обычно не так много языков и имеет ограниченный набор интересов, семантическое пространство такого персонального агента будет относительно небольшим. В нем будут представлены лишь те семантические категории, которые нужны данному пользователю.

Это семантическое пространство служит для индексирования найденных документов, заинтересовавших или могущих заинтересовать пользователя, а также – и это самое важное – *источников* получения таких документов – других агентов (Рис. 9).



Рис. 9. Семантическое пространство поискового агента используется для индексации документов и их источников – других агентов.

К ним он обращается, если в локальном индексе нужных документов не оказалось. Причем, семантические координаты ссылок на других агентов отражают тематику, по которой к нему лучше обращаться. В свою очередь, другие агенты могут обратиться к данному в поисках информации по его «профилю».

Все вместе агенты образуют тесно переплетенную связями поисковую сеть, охватывающую в совокупности все присутствующие в Интернете тематики на всех используемых в нем языках. Напомним, что совокупное дисковое пространство всех ПК составляет большую часть всей мировой

дисковой памяти. Так что потенциал такой поисковой сети по определению сопоставим с объемом информации всего глубинного Интернета.

Подобная сеть поисковых агентов является идеальным средством направленного распространения информации в Сети. Агенты получают информацию только по четко определенной текущим интересом пользователя тематике. Даже реклама, распространяемая в такой сети наряду с документами, будет всегда четко коррелировать с тематикой запроса. Впрочем, легко доступная по такой сети коммерческая информация может существенно снизить роль обычной рекламы.⁵

Свободное компьютерное время агент использует для наращивания своих знаний – выкачивает новости, ищет новых агентов, улучшает структуру своих связей, чтобы при необходимости обращаться в первую очередь к тем агентам, которые принесут более качественную информацию.

Чтобы цепочка запросов была относительно короткой, а поиск, соответственно, быстрым, необходимо обеспечить достаточную плотность межагентских связей. Типичное кратчайшее число звеньев между произвольными точками сети называется ее радиусом. По существующим оценкам, радиус гипертекстовой среды WWW превышает 20 – слишком много, как мы знаем из личного опыта, для того, чтобы следуя гиперссылкам найти нужный документ. Для сравнения, радиус сети человеческих знакомств равен приблизительно 6. Т.е. каждый человек знаком с каждым другим в среднем через цепочку из 6 личных знакомств. Этот эффект известен под названием «малого мира». Радиус сети R легко оценить: $N \sim \kappa^R$, где N – объем, а κ – типичное число связей между ее звеньями. Если в качестве N принять число тематических кластеров «нейронов» в агентской сети ⁶, равное числу агентов A помноженное на число нейронов в «мозге» типичного агента K , $N = KA$, то связность такой семантической нейронной сети оценивается как:

⁵ «Реклама для роботов» уже широко используется в Сети для «накручивания» индекса популярности сайтов. Однако, она может играть и конструктивную роль.

⁶ Т.к. мы хотим получать быстрый ответ на вопрос по любой тематике.

$$\kappa \sim (KA)^{1/R}$$

Если ориентироваться на мир людей, в котором $R \sim 6$, то при реалистических оценках $K \sim 10^2$, $A \sim 10^8$, получаем $\kappa \sim 50$. Это значит, что типичный агент должен иметь около $\kappa K \sim 5000$ ссылок на других агентов. Естественно, что механизм установления всех этих связей должен быть полностью автоматизирован.

На этом, центральном, моменте стоит остановиться подробнее. Как сделать так, чтобы запрос не «утонул» в сети поисковых агентов, а всегда приносил полезную информацию? Как улучшать топологию поисковой сети в целом в результате локального обучения каждого отдельно взятого агента?

Экономика семантических агентов

Достижение желаемого глобального поведения сети при локальном характере функционирования и обучения каждого нейрона этой сети – краеугольный принцип нейрокомпьютинга. Каждый нейрон получает входную информацию для переработки от одних нейронов и передает свои результаты по сети другим нейронам. Сигнал об успешности своей деятельности он получает от последних и передает далее по сети в обратном направлении тем, от кого получает входные данные. Причем, ошибка распределяется по сети не равномерно, а пропорционально вкладу каждого нейрона в ее происхождение. Такой метод обучения – метод обратного распространения ошибки (error backpropagation) – позволяет организовать градиентный поиск глобального оптимума в распределенных системах, где каждый обладает лишь частицей информации получаемой от своего ближайшего окружения.

Так устроены нейронные сети, но так же функционирует и экономика! Каждый экономический субъект потребляет услуги одних и производит услуги другим субъектам экономики – будь это на уровне стран, фирм или отдельных индивидуумов. Сигналом, характеризующим вклад этого субъекта в общее дело, являются деньги – отсутствие таковых свидетельствует об ошибочном экономическом поведении. Денежные потоки от

конечных потребителей вниз по производственной цепочке вполне аналогичны обратному распространению ошибки. Причем, как и там, потенциальные выигрыши или потери экономических субъектов пропорциональны их вкладу в конечный результат. Обучение, основанное на таком простом и понятном каждому локальном сигнале, как его собственный доход, оказывается, как мы знаем, достаточно эффективным, для обеспечения жизнедеятельности всего человеческого общества.⁷

Успешность экономического регулирования наводит на мысль, что подобным же образом можно организовать и сеть поисковых агентов. Услуги, которые агенты оказывают друг другу, можно измерять единым денежным эквивалентом. Пусть эта валюта называется, например, *нейро*.

Базовая поисковая услуга сводится к поставке одной ссылки на документ или агента по заданной тематике с заданной точностью. Последнее означает, что семантическое расстояние между запросом и выданной по запросу ссылкой не должно превышать некоторого порога. Запрос может иметь также ограничения на тип и возраст документа. Таким образом, последние новости будут отделяться от архивных документов. Стоимость такой услуги определяется в процессе взаимодействия поисковых агентов, в котором каждый из них старается максимизировать собственную выгоду. В результате возникает некая равновесная взаимовыгодная цена, которая является экономическим обоснованием данной связи.

⁷ Хотя каждый человек, бесспорно, является гораздо более сложной системой, чем простой формальный нейрон.



Рис. 10. Схема функционирования и обучения поисковой сети.

Попробуем сформулировать основные положения «экономики агентов» и посмотрим как может функционировать подобная поисковая экономика:

- Каждый поисковый запрос должен сопровождаться соответствующим денежным обеспечением. Предполагается, что есть минимальный денежный квант, скажем 1 *нейро*. Это обеспечит затухание любого запроса в сети, предотвращая его бесконечную репликацию.
- Целью агента является максимизация своего *дохода*, т.е. притока денег. Будем полагать, что полученные деньги он не ко-

пит, а немедленно реинвестирует в улучшение своего состояния с таким расчетом, чтобы максимизировать приток денег в будущем.

- Состояние агента характеризуется имеющимися в его локальном индексе семантическими ссылками на документы и других агентов, разложенными по базовым категориям-нейронам, причем как нейроны, так и ссылки имеют свой адаптивный рейтинг – оценку ее потенциальной доходности. Изменением этих рейтингов, а также путем получения новых ссылок агент старается улучшить свое экономическое поведение.

Допустим, к агенту поступил запрос на один документ по заданной тематике с некоторым денежным обеспечением. Что должен делать агент с точки зрения экономической целесообразности?

- Он должен использовать полученную информацию для коррекции своих оценок платежеспособного спроса на данную тематику. Это достигается коррекцией рейтингов соответствующих нейронов агентского мозга (индекса). Эта информация будет позже использована им для пополнения индекса по наиболее прибыльным тематикам.
- Он должен постараться удовлетворить поступивший запрос чтобы не уменьшить свой рейтинг у заказчика вопроса, что привело бы к уменьшению ожидаемой прибыли. В первую очередь следует использовать ссылки, имеющиеся в его собственном индексе. В этом случае прибыль можно будет позже вложить для оптимизации своего состояния.
- В случае, если агент не в состоянии удовлетворить запрос за счет своего индекса⁸, он пытается использовать потенциал своих связей с другими агентами, приносившими ему ранее документы по данной тематике, переадресовав запрос одному (или нескольким – в зависимости от имеющихся средств) из

⁸ Напомним, что агент всегда имеет формальный критерий требуемой релевантности ответа, поступающий вместе с запросом.

них с наивысшим рейтингом. Тем самым, он повышает вероятность успешной отработки запроса и поддержания своего реноме у заказчика.

- По результатам полученных ответов агент подправляет рейтинги тех нейронов, к которым он обращался, и выдает, если сможет, ответ своему заказчику.
- Переадресовывая запрос, агент может оставить часть средств себе в виде «комиссионных». Полученную за счет этого, а также за счет использования своего локального индекса прибыли агент использует для получения новых ссылок на документы и агентов по наиболее прибыльным, по его текущим оценкам, тематикам.

Таким образом, будут автоматически укрепляться связи между теми агентами, которые чаще приносят правильные ответы на наиболее часто обращаемые к ним запросы.

Источником поисковой валюты являются конечные заказчики – хозяева своих агентов. На них, как правило, и будут ориентироваться агенты при оптимизации своих связей. Однако, возможны и другие варианты, при которых агенты начнут спонтанно специализироваться на какой-то популярной в сети тематике, ориентируясь, в конце концов, на интересы (и деньги) других пользователей.⁹

Здесь мы подходим к самому деликатному вопросу – кто будет ответственным за эмиссию циркулирующей в сети поисковой валюты? Если дать эту функцию «на откуп» хозяевам агентов, то последние будут стараться нивелировать влияние других агентов на своего, например, бесконтрольно увеличивая плату за свои запросы. Тем самым, общественно-полезная функция таких агентов будет подавляться. Множественность эмиссионных центров приведет к разбалансированию системы и сведет на нет все ее преимущества.

Выходов из этой ситуации, по большому счету, два. Первый, «административный», – лимитировать количество *нейро* на поисковый запрос на

⁹ С наибольшей вероятностью такую популярность обретут агенты с самого начала ориентированные своим хозяином на соответствующую тематику.

уровне программного кода. Однако, это снизит возможности пользователя акцентировать свои запросы, например, если ему нужен целый обзор по определенному вопросу. Альтернативный, «рыночный», подход – превратить поисковую валюту в настоящую, введя плавающий обменный курс, определяемый глобальным спросом на поисковые услуги. В этом случае пользователь будет сам распоряжаться своими деньгами, выделенными на подключение его к агентской поисковой сети. Курс *нейро* при таком подходе будет реальным мерилем того, насколько такая агентская сеть окажется полезной для жизни пользователей в целом.

В этом последнем случае хозяева популярных агентов, берущих на себя общественно-полезные функции, будут иметь реальную компенсацию за это в виде зарабатываемых их агентами реальных денег. Более того, не исключено, что появятся агенты, приносящие своим хозяевам заработок, достаточный для того, чтобы посвящать все свое время администрированию подобных агентов.

Агенты и бизнес

Выше мы описали экономику поисковой сети в предположении, что пользователи будут сами оплачивать услуги по поиску информации в Сети. Между тем, все уже давно привыкли, что подобные услуги в Интернете бесплатны. На самом деле, конечно, кто-то все равно оплачивает издержки по «бесплатным» службам Интернет. Этот «кто-то» – коллективный рекламодатель и стоящий за его спиной большой бизнес.

Сегодня эта реклама оседает в Интернет-порталах, аккумулирующих на себе внимание миллионов пользователей, за которое им и платят рекламодатели. Однако, агентская сеть сможет распространять рекламу гораздо более направленно и эффективно, чем вещающие в 4л порталы.



Рис. 11. Финансирование поисковой сети за счет рекламы.

Представим себе, что все рекламные деньги, вместо того, чтобы оседать на порталах, будут распределяться среди распространяющих ее агентов в поисковой сети. За каждый доставленный пользователю баннер или купон скидки в электронном магазине агент-посредник получает некоторое количество *нейро*. Общее количество рекламы в Интернет в 2004 году оценивается в \$30 миллиардов [5]. Эти деньги могут обеспечить вполне сносное существование (\$30 тысяч в год) примерно миллиону активных общественно-полезных агентов, на поддержание которых имеет смысл тратиться их хозяевам. Такое «поисковое ядро» из миллиона тематических поисковых серверов намного превосходит по своим ресурсам суммарную мощность нынешних универсальных поисковиков.

Этот количественный скачок в производительности поиска сможет обеспечить качественно иной уровень информационного обеспечения в Интернет.

Новые возможности

Действительно, даже если принять, что суммарная производительность распределенного поиска всего лишь в 10^3 превышает централизованные, это уже означает, что распределенный индекс будет в тысячу раз актуальнее последних. То есть вместо недельных или даже месячных лагов индексирования, характерных для лучших из существующих поисковых серверов, мы получим практически мгновенную индексацию в реальном времени. Любой документ, помеченный пользователем «для общего пользования» будет в тот же момент доступен всем агентам из ближайшего сетевого окружения. Т.е. тем, которые обычно обращаются к нему за документами с похожим содержанием, и, следовательно, кому он будет, скорее всего, интересен.

Таким образом, кардинально упрощаются публикации «для единомышленников». Сейчас роль концентраторов подобных публикаций играют специализированные журналы. Но они, во-первых, покрывают достаточно большие тематические области, и во-вторых, разные авторы предпочитают публиковаться в разных журналах. Агенты позволяют автоматически объединять профессиональные сообщества с очень тонкой настройкой по интересам. И не только профессиональные. Всевозможные увлечения и хобби, локальные сообщества, объединяющие тех, кто хочет участвовать в местной общественной жизни или интересуется успехами местных спортивных команд.

В общем, агентская сеть предоставляет тот недостающий сегодня инструмент общения «человек-сообщество», о котором мы упоминали в начале этой лекции. В пирамиду человеческих отношений, на вершине которой – однородное «вещание» на всех средствами масс-медиа, а в основании – личное общение с близкими по жизни и работе людьми, органично встраивается срединное звено – общение с единомышленниками (Рис. 12).

Интенсивное общение между агентами, обслуживающими информационные интересы своих пользователей, в результате «закулисного» самоорганизующегося процесса, прозрачно для пользователя помещает его в соответствующее его интересам место в глобальной информационной сети. У человека автоматически формируются некие «социальные координаты», в которых он имеет ближнее окружение в лице хозяев агентов, интересующихся сходными вопросами. В зависимости от своих наклон-

ностей, он может проигнорировать или воспользоваться этими новыми возможностями установления социальных контактов и общения с единомышленниками.



Рис. 12. Агенты автоматически формируют среду для эффективного общения по интересам.

Простота публикации своих мнений, которые наверняка прочтут, и на которые, возможно, отреагируют люди из «ближнего круга» — новое качество, имманентно присущее самообучающейся агентской среде. Можно ожидать, что количество такого рода полемических публикаций, вопросов и ответов на них существенно возрастет по сравнению с тем, что мы сегодня имеем в USENET. Агенты способны обеспечить гораздо более естественный интерфейс общения по интересам, чем USENET. А удобный интерфейс, как показывают примеры Windows и графических браузеров, является неременным условием массовой компьютерной технологии.

Обсуждение и заключение

Итак, подводя итоги. Мы начали нашу лекцию с констатации того, что сегодняшний Интернет находится в стадии становления и еще далек от совершенства. Глобальные поисковые серверы индексируют лишь поверхностный слой доступной информации, нет справочно-поисковой службы, объединяющей многочисленные доступные из Сети базы данных. Недостаточно развиты средства получения персональных новостей, формирования сообществ по интересам и общения в таких сообществах. Общение Бизнеса с потенциальными покупателями, в частности, распространение рекламы, использует заимствованную у телевидения модель вещания с больших порталов, привлекающих к себе массовую аудиторию. Иными словами, принципиально новые возможности Интернет как программируемой среды общения и распространения информации используются пока далеко не полностью.

Описанная в лекции концепция создания сети персональных агентов призвана хотя бы частично улучшить существующую ситуацию. Эта идея не оригинальна – в последнее время она буквально носится в воздухе. Достаточно упомянуть несколько недавних крупных peer-to-peer¹⁰ проектов, идеи которых перекликаются с нашими: Napster [6], Freenet [7], Gnutella [8], MojoNation [9], OpenCOLA [10].

Что отличает от перечисленных данный проект, реализуемый российской фирмой НейрОК [4], так это существенная опора на технологии машинного обучения. Во всех предлагаемых до сих пор системах агенты не распознают семантику контента и связываются друг с другом безотносительно содержания индексируемых ими документов. В результате, поиск в таких сетях требует перебора чуть ли не всего распределенного индекса, что, естественно, неприемлемо. По нашему мнению только самообучающиеся семантические агенты путем самоорганизации способны выстроить достойную Интернета постоянно адаптирующуюся семантическую сеть поиска и распространения информации.

¹⁰ Peer-to-peer – равный с равным. Архитектура сети без центрального управления потоками данных.

Литература

- [1] <http://www.sims.berkeley.edu/how-much-info/internet.html>
- [2] <http://www.sims.berkeley.edu/how-much-info/charts/charts.html>
- [3] <http://dmoz.org/about.html>
- [4] <http://www.neurok.ru>
- [5] <http://www.geocities.com/CollegePark/Quad/5905/WordFile.html>
- [6] <http://www.napster.com>
- [7] <http://freenet.sourceforge.net/>
- [8] <http://gnutella.wego.com/>
- [9] <http://www.mojonation.com/>
- [10] <http://www.opencola.com/>

Дополнительные источники информации

Интернет

- "Sizing the Internet," *Cyveillance*:
<http://www.cyveillance.com/resources/library.asp>
- "The Deep Web: Surfacing Hidden Value," *BrightPlanet LLC*:
<http://www.completeplanet.com/Tutorials/DeepWeb/index.asp>
- "Web Surpasses One Billion Documents," *Inktomi Corp.*:
<http://www.inktomi.com/new/press/billion.html>
- "Size of the Web: A Dynamic Essay for a Dynamic Medium," *The Censorware Project*:
http://censorware.org/web_size/
- "State of the Internet 2000," *United States Internet Council & ITTA Inc.*:
<http://usic.wslogic.com/intro.html>
- "Domain Statistics," *DomainStats.com*: <http://www.domainstats.com>
- "Email Facts," *24/7 Media*:
<http://www.247media.com/research/trends/email.html>
- "Like It Or Not, You've Got Mail," *BusinessWeek*:
http://businessweek.com/1999/99_40/b3649026.htm

"Year-End 1999 Mailbox Report," *Messaging Online*, <http://www.messagingonline.com/>

"Top 1000 Usenet Sites" *Freenix*, <http://www.freenix.org/reseau/top1000/>

Программные агенты

Наиболее полная подборка материалов о программных роботах в Интернет:
<http://www.botspot.com/>

Удобный мета-поисковый агент: <http://www.copernic.com/>

Персональный ассистент Adalyn: <http://www.adalyn.com/>

Коммерческие агенты компании Artificial Life, Inc.: <http://www.artificiallife.com/>

Блуждающие агенты компании Tryllian: <http://www.tryllian.com/>

Список shopping агентов:

http://dir.yahoo.com/Business_and_Economy/Shopping_and_Services/Retailers/Virtual_Malls/Shopping_Agents/

Peer-to-peer

Организация распределенных вычислений в Интернет, *Global Grid Forum*:
<http://www.gridforum.org/>

Распределенная сеть индексирования локальных файлов, *iMesh*: <http://www.imesh.com/>

Разработка стандартов P2P для Интернет, *Peer-to-Peer Working Group*,
<http://www.peer-to-peerwg.org/>

Мониторинг новостей по P2P: <http://www.peerprofits.com/>

Статья о «врожденных» недостатках Gnutella, "*The Gnutella paradox*":
http://salon.com/tech/feature/2000/09/29/gnutella_paradox/

Статья создателя *Lotus Notes* о P2P: <http://www.zdnet.ru/news.asp?ID=1920>

Сергей Александрович ШУМСКИЙ, кандидат физико-математических наук, старший научный сотрудник ФИАН им. П.Н.Лебедева РАН, заместитель генерального директора ООО «НейрОК». Научные интересы – физика плазмы и термоядерного синтеза, статистическая механика распределенных вычислений, теория и приложения нейрокомпьютинга. Автор более 40 научных работ и одной монографии.

НАУЧНАЯ СЕССИЯ МИФИ-2001

НЕЙРОИНФОРМАТИКА-2001

**III ВСЕРОССИЙСКАЯ
НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКАЯ
КОНФЕРЕНЦИЯ**

**ЛЕКЦИИ
ПО НЕЙРОИНФОРМАТИКЕ**

Оригинал-макет подготовлен Ю.В.Тюменцевым

ЛР № 020676 от 09.12.97 г.

Подписано в печать 20.12.2000 г. Формат 60 × 84 1/16

Печ. л. 13,3. Тираж 300 экз. Заказ №

*Московский государственный инженерно-физический институт
(технический университет).*

Типография МИФИ.

115409, Москва, Каширское ш., 31.